

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

Παιδαγωγικό Τμήμα Δημοτικής Εκπαίδευσης

Τεχνητή Νοημοσύνη και Τεχνικές Σκαλωσιάς στη Διδασκαλία Φυσικών Επιστημών

Παύλος Σ. Γκαϊντατζής

Επιβλέπων: Αναστάσιος Μικρόπουλος

Οκτώβριος 2025

Στον Ερμή και
την Αλκυόνη

Περίληψη

Η παρούσα διδακτορική διατριβή διερευνά τον σχεδιασμό, την ανάπτυξη και την αξιολόγηση ενός εκπαιδευτικού πράκτορα βασισμένου σε Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (Large Language Models – LLMs) για τη διδασκαλία της Φυσικής στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση. Στο θεωρητικό μέρος παρουσιάζονται οι βασικές αρχές λειτουργίας των LLMs, τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί τους, καθώς και η στρατηγική της διδακτικής σκαλωσιάς (instructional scaffolding) ως παιδαγωγικό υπόβαθρο. Παράλληλα, πραγματοποιείται συστηματική ανασκόπηση της διεθνούς βιβλιογραφίας αναφορικά με παιδαγωγικούς πράκτορες και τις εφαρμογές τους στη μαθησιακή διαδικασία.

Στο ερευνητικό μέρος αναπτύχθηκε το *PhysicsBot*, ένα διαλογικό σύστημα σε τρεις εκδοχές (V1.0, V1.1, V1.2). Η πρώτη φάση περιλάμβανε προκαταρκτικούς πειραματισμούς με το ChatGPT και μια ανεξάρτητη πλατφόρμα (V1.1), ενώ η κύρια μελέτη επικεντρώθηκε στην αναβαθμισμένη έκδοση V1.2, η οποία ενσωμάτωσε μηχανισμό δυναμικής εναλλαγής παιδαγωγικών ρόλων, προσαρμοσμένο στις αρχές της σκαλωσιάς. Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με συνδυασμό ποσοτικών και ποιοτικών μεθόδων, περιλαμβάνοντας ανάλυση διαλόγων, ερωτηματολόγια και αξιολογήσεις ειδικών.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η αναβαθμισμένη έκδοση του *PhysicsBot* αύξησε την εμπλοκή των χρηστών, βελτίωσε την προσαρμοστικότητα και ενίσχυσε την ενεργό συμμετοχή των μαθητών. Επιπλέον, τεκμηριώθηκε ότι η εφαρμογή της σκαλωσιάς μέσω ενός LLM μπορεί να υποστηρίξει αποτελεσματικά την κατανόηση σύνθετων εννοιών της Φυσικής. Η διατριβή καταλήγει σε παιδαγωγικές και τεχνολογικές συνεισφορές, αναδεικνύοντας τα οφέλη αλλά και τους περιορισμούς της χρήσης LLMs στην εκπαίδευση, ενώ προτείνονται κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα και ανάπτυξη.

Λέξεις-κλειδιά: Διδακτική σκαλωσιά, Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, Εκπαιδευτικοί πράκτορες, PhysicsBot, Διδασκαλία Φυσικής

Abstract

This doctoral dissertation explores the design, development, and evaluation of an educational agent powered by Large Language Models (LLMs) for teaching Physics in secondary education. The theoretical framework introduces the fundamental architecture, capabilities, and limitations of LLMs, as well as the pedagogical strategy of instructional scaffolding, which provides the foundation for the proposed approach. In addition, a systematic review of the international literature on pedagogical agents highlights the design principles and applications of conversational systems in education.

In the empirical part, the *PhysicsBot* was developed in three successive versions (V1.0, V1.1, V1.2). The pilot phase included preliminary experiments with ChatGPT and an independent platform (V1.1), while the main study focused on the enhanced V1.2 version, which integrated a mechanism for dynamic role-switching aligned with scaffolding principles. Evaluation was conducted through a mixed-methods approach, including session data analysis, questionnaires, and expert assessments.

Findings indicate that the upgraded version of *PhysicsBot* significantly increased user engagement, improved adaptability, and fostered active student participation. Moreover, results provide evidence that implementing scaffolding through an LLM can effectively support the comprehension of complex Physics concepts. The dissertation concludes with pedagogical and technological contributions, underscoring both the opportunities and the limitations of LLM-based educational systems, and proposes directions for future research and development.

Keywords: Instructional scaffolding, Large Language Models, Educational agents, PhysicsBot, Physics education

Ευχαριστίες

Η εκπόνηση μιας διδακτορικής διατριβής δεν αποτελεί μια αμιγώς ατομική πορεία, αλλά μια σύνθετη διαδρομή σκέψης, αμφισβήτησης και επιμονής, που διαμορφώνεται μέσα από ανθρώπινες συναντήσεις, επιστημονικούς διαλόγους και στιγμές σιωπηλής ενθάρρυνσης. Πίσω από κάθε ερευνητικό αποτέλεσμα και κάθε σελίδα που γράφεται, βρίσκονται πρόσωπα που, με τον δικό τους τρόπο, συνέβαλαν καθοριστικά στη γένεση και την ολοκλήρωση αυτού του έργου. Οι ευχαριστίες που ακολουθούν αποτελούν μια ελάχιστη αναγνώριση αυτής της συλλογικής, αλλά συχνά αόρατης, συνεισφοράς.

Θα ήθελα, κατ' αρχάς, να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες προς όλους τους ειδικούς της διδακτικής της Φυσικής που συμμετείχαν στην παρούσα έρευνα. Η συμβολή τους υπήρξε ουσιαστική και πολυεπίπεδη, καθώς η διαδικασία συμμετοχής απαιτούσε σημαντικό χρόνο, τόσο για τη συστηματική αλληλεπίδραση με τον καθοδηγητικό εκπαιδευτικό πράκτορα όσο και για την προσεκτική συμπλήρωση των ερευνητικών εργαλείων. Παρά τις απαιτήσεις αυτές, όλοι επέδειξαν αξιοσημείωτη προσήλωση, συνέπεια και επιστημονική ευσυνειδησία σε κάθε στάδιο της έρευνας. Η στάση αυτή επέτρεψε την εξαγωγή γόνιμων και αξιόπιστων συμπερασμάτων, φωτίζοντας με σαφήνεια τόσο τις δυνατότητες όσο και τους εγγενείς περιορισμούς των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων στο πεδίο της διδακτικής της Φυσικής.

Ιδιαίτερη μνεία οφείλω στον Καθηγητή του Παιδαγωγικού Τμήματος του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, Κωνσταντίνο Κώτση, για την ενεργό και απαιτητική συμμετοχή του στην έρευνα. Με επιστημονική αυστηρότητα και δημιουργική διάθεση κριτικής, έθεσε το σύστημα σε συνθήκες οριακής λειτουργίας, με στόχο την ανάδειξη πιθανών αδυναμιών και περιορισμών του. Οι συνεδρίες του με το σύστημα δεν λειτούργησαν απλώς αξιολογητικά, αλλά ανέδειξαν κρίσιμα σημεία αναστοχασμού και βελτίωσης, συμβάλλοντας καθοριστικά στη μετεξέλιξη και ωρίμανση του ερευνητικού εγχειρήματος.

Θα ήθελα επίσης να εκφράσω την ειλικρινή μου ευγνωμοσύνη στον Καθηγητή του Τμήματος Φυσικής του Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης, Αναστάσιο Μολοχίδη. Πολλά χρόνια πριν, κατά τη διάρκεια των προπτυχιακών μου σπουδών, υπήρξε ο άνθρωπος που άνοιξε για πρώτη φορά μπροστά μου τον ορίζοντα της διδακτικής της Φυσικής, όχι ως τεχνική διδασκαλίας, αλλά ως πεδίο βαθιάς επιστημονικής και φιλοσοφικής αναζήτησης. Με τον τρόπο σκέψης του και τη διδασκαλία του, καλλιέργησε ένα ενδιαφέρον που δεν περιορίστηκε σε εκείνη τη χρονική στιγμή, αλλά ρίζωσε και εξελίχθηκε σε σταθερό άξονα της επιστημονικής μου πορείας. Η επιρροή του υπήρξε καθοριστική και διαχρονική.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω την πιο βαθιά και ουσιαστική μου ευγνωμοσύνη προς τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Αναστάσιο Μικρόπουλο. Καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας διδακτορικής διατριβής, η στήριξή του υπήρξε πολύτιμη και πολυδιάστατη, τόσο σε επιστημονικό όσο και σε ανθρώπινο επίπεδο. Σε μια πορεία μακρά, απαιτητική και συχνά επίπονη, όπου οι εξωτερικές συνθήκες και η ίδια η πραγματικότητα συσσωρεύουν εμπόδια και αμφιβολίες, η παρουσία του λειτούργησε ως σταθερό σημείο αναφοράς. Με διακριτικότητα, κατανόηση και ουσιαστική ενθάρρυνση, με βοήθησε να διατηρήσω την πίστη στην αξία της προσπάθειας και να συνεχίσω, ακόμη και στις στιγμές που η εγκατάλειψη έμοιαζε ευκολότερη από τη συνέχιση. Η καθοδήγησή του δεν περιορίστηκε στη διαμόρφωση ενός επιστημονικά συνεκτικού έργου· συνέβαλε καθοριστικά στη διαμόρφωση της ερευνητικής μου στάσης και της προσωπικής μου αντοχής απέναντι στις δυσκολίες. Για όλα αυτά, του οφείλω ειλικρινή και διαρκή ευγνωμοσύνη.

Το παρόν έργο εντάσσεται σε μια ευρύτερη συλλογική προσπάθεια κατανόησης της μάθησης και της διδασκαλίας, υπενθυμίζοντας ότι η επιστημονική γνώση δεν αποτελεί ατομικό κτήμα, αλλά προϊόν διαλόγου, συνεργασίας και διαρκούς αναστοχασμού μέσα στον χρόνο.

Αντι Προλόγου

Απόσπασμα από το επεισόδιο #367 του *Lex Fridman Podcast* με καλεσμένο τον Sam Altman, CEO της OpenAI και μία από τις πλέον καθοριστικές προσωπικότητες στον χώρο της Τεχνητής Νοημοσύνης.

LEX FRIDMAN: Παρακαλώ επιτρέψτε μου να πω λίγα λόγια για τις δυνατότητες και τους κινδύνους της Τεχνητής Νοημοσύνης στη σημερινή συγκυρία της ιστορίας του ανθρώπινου πολιτισμού.

Πιστεύω ότι πρόκειται για μια κρίσιμη στιγμή.

Βρισκόμαστε στο χείλος μιας θεμελιώδους κοινωνικής μεταμόρφωσης, η οποία, αν και κανείς δεν γνωρίζει πότε ακριβώς θα συμβεί, πολλοί, κι εγώ ανάμεσά τους, πιστεύουν ότι θα συμβεί μέσα στη διάρκεια της ζωής μας.

Η συλλογική νοημοσύνη του ανθρώπινου είδους αρχίζει να ωχριά σε σύγκριση, κατά πολλές τάξεις μεγέθους, μπροστά στη γενική υπερνοημοσύνη των συστημάτων ΤΝ που αναπτύσσουμε και εφαρμόζουμε σε μεγάλη κλίμακα.

Αυτό είναι ταυτόχρονα συναρπαστικό και τρομακτικό.

Συναρπαστικό, λόγω των αμέτρητων εφαρμογών, αυτών που γνωρίζουμε και αυτών που ακόμα δεν γνωρίζουμε, που μπορούν να ενδυναμώσουν τους ανθρώπους: να δημιουργήσουν, να ευημερήσουν, να ξεφύγουν από τη γενικευμένη φτώχεια και τα δεινά που υπάρχουν στον κόσμο σήμερα και να πετύχουν τον διαχρονικό, καθαρά ανθρώπινο στόχο της αναζήτησης της ευτυχίας.

Είναι όμως και τρομακτικό, εξαιτίας της δύναμης που κατέχει μια υπερνοήμων Γενική Τεχνητή Νοημοσύνη (AGI), της δύναμης να καταστρέψει τον ανθρώπινο πολιτισμό, είτε σκόπιμα είτε ακούσια.

Της δύναμης να πνίξει το ανθρώπινο πνεύμα με τον ολοκληρωτικό τρόπο του

«1984» του George Orwell, ή με την ηδονιστική συλλογική παράκρουση του «Θαυμαστού Καινούριου Κόσμου» του Aldous Huxley — εκεί όπου, όπως το περιέγραψε ο Huxley, *οι άνθρωποι καταλήγουν να αγαπούν την καταπίεσή τους, να λατρεύουν τις τεχνολογίες που αναιρούν την ικανότητά τους να σκέφτονται.*

Γι' αυτόν τον λόγο, αυτές οι συζητήσεις με ηγέτες, μηχανικούς και φιλοσόφους, τόσο αισιόδοξους όσο και κυνικούς, είναι σήμερα πιο σημαντικές από ποτέ.

Δεν πρόκειται απλώς για τεχνικές συζητήσεις γύρω από την ΤΝ.

Είναι συζητήσεις για την εξουσία: για τις εταιρείες, τους θεσμούς και τα πολιτικά συστήματα που αξιοποιούν, περιορίζουν και εξισορροπούν αυτήν τη δύναμη.

Για τα αποκεντρωμένα οικονομικά συστήματα που παρέχουν κίνητρα ώστε αυτή η δύναμη να είναι ασφαλής και ευθυγραμμισμένη με τον άνθρωπο.

Για την ψυχολογία των μηχανικών και των ηγετών που υλοποιούν την AGI.

Και για την ιστορία της ανθρώπινης φύσης: τη δυνατότητά μας για το καλό και το κακό σε μεγάλη κλίμακα.

[...]

SAM ALTMAN: Ήμασταν ένας οργανισμός παρεξηγημένος και έντονα χλευασμένος για πολύ καιρό.

Όταν ξεκινήσαμε, δηλαδή όταν ανακοινώσαμε τον οργανισμό στο τέλος του 2015 και δηλώσαμε ότι θα δουλέψουμε πάνω στην AGI, πολλοί νόμιζαν ότι είχαμε χάσει τελείως το μυαλό μας.

LEX FRIDMAN: Ναι.

SAM ALTMAN: Θυμάμαι τότε, ένας διακεκριμένος επιστήμονας ΤΝ από ένα μεγάλο βιομηχανικό εργαστήριο έστελνε απευθείας μηνύματα σε δημοσιογράφους λέγοντας:

"Ξέρετε, αυτοί οι άνθρωποι δεν είναι ιδιαίτερα καλοί, είναι γελοίο να μιλάμε για AGI, και δεν μπορώ να πιστέψω ότι τους δίνετε σημασία."

Αυτό ήταν το επίπεδο μικροπρέπειας και δυσαρέσκειας στον χώρο, απέναντι σε μια νέα ομάδα ανθρώπων που έλεγαν:

"Θα προσπαθήσουμε να φτιάξουμε AGI."

LEX FRIDMAN: Η OpenAI και η DeepMind ήταν λοιπόν μια μικρή ομάδα ανθρώπων που είχαν το θάρρος να μιλήσουν για AGI, παρά τη χλεύη.

SAM ALTMAN: Δεν μας χλευάζουν τόσο πολύ πια.

LEX FRIDMAN: Δεν μας χλευάζουν τόσο πολύ πια...

Περιεχόμενα

1 Εισαγωγή **1**

1.1 Γενικό πλαίσιο και σημασία της μελέτης 1

1.2 Παρουσίαση του προβλήματος 2

1.3 Σκοπός και στόχοι της έρευνας 3

1.4 Ερευνητικά ερωτήματα 4

1.5 Δομή της μελέτης 5

2 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα **7**

2.1 Εισαγωγή 7

2.2 Νευρώνες 12

2.2.1 Ιστορική Αναδρομή 12

2.2.2 Βασική Αρχιτεκτονική του Τεχνητού Νευρώνα 13

2.2.3 Η Γεωμετρική Ερμηνεία του Νευρώνα 16

2.2.4 Εκπαίδευση του Νευρώνα 21

2.2.5 Θεώρημα Σύγκλισης 22

2.2.6 Προσέγγιση της Ευθείας Διαχωρισμού 24

2.3 Νευρωνικά Δίκτυα 25

2.3.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα 25

2.3.2 Δομή και Λειτουργία των Νευρωνικών Δικτύων 29

2.3.3 Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου με Οπισθοδιάδοσης 33

2.3.4 Εφαρμογές Νευρωνικών Δικτύων 37

2.4 Παραγωγικός Προ-εκπαιδευμένος Μετασχηματιστής 40

2.4.1 Εισαγωγή 40

2.4.2 Ενσωμάτωση 44

2.4.3 Κωδικοποίηση Θέσης 51
2.4.4 Αποκοπή 55
2.4.5 Μετασχηματιστές 58
2.4.6 Αποενσωμάτωση (Unembedding) 80
2.4.7 Παραγωγή Κειμένου 81
2.4.8 Αριθμός Παραμέτρων 83
2.4.9 Εκπαίδευση του Γλωσσικού Μοντέλου 86
2.5 Η Γνώση των Γλωσσικών Μοντέλων 99
2.5.1 Αποθήκευση της Γνώσης 99
2.5.2 Ανάκτηση Γνώσης 101
2.5.3 Παραλληλισμοί με τη Νευροεπιστήμη 102
2.5.4 Χαρακτηριστικά του Παραγόμενου Κειμένου 103
2.5.5 Μηχανική των Προτροπών 106
2.6 Περιορισμοί των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων 121
2.6.1 Παραισθήσεις 122
2.6.2 Έλλειψη Κατανόησης και Λογικής 124
2.6.3 Περιορισμένη Μνήμη Συνεδρίας 126
2.6.4 Συμπεράσματα 127

3 Θεωρίες Μάθησης και Διδακτική Σκαλωσιά 129
3.1 Θεωρητικό Πλαίσιο Μάθησης και Διδασκαλίας 129
3.1.1 Ορισμός και Βασικά Χαρακτηριστικά της Μάθησης 129
3.1.2 Η σημασία της θεωρίας και της εκπαιδευτικής έρευνας 133
3.1.3 Εφαρμογή των Θεωριών Μάθησης στον Διδακτικό Σχεδιασμό . . 137
3.2 Θεωρίες Μάθησης 138
3.2.1 Συμπεριφορισμός 138
3.2.2 Γνωστικές Θεωρίες Μάθησης 142
3.2.3 Οικοδόμηση Γνώσης 151
3.2.4 Κοινωνιοπολιτισμική Θεωρία Γνωστικής Ανάπτυξης 159
3.3 Διδακτική Σκαλωσιά 165
3.3.1 Εισαγωγή στην έννοια της διδακτικής σκαλωσιάς 165

3.3.2 Βασικές Αρχές της Διδακτικής Σκαλωσιάς . . . 167
3.3.3 Μορφές Σκαλωσιάς στη Διδακτική Πράξη . . . 169
3.3.4 Εφαρμογές της Σκαλωσιάς στη Φυσική . . . 171
3.3.5 Κριτήρια Αξιολόγησης της Διδακτικής Σκαλωσιάς . . . 177

4 Παιδαγωγικοί Πράκτορες 181
4.1 Εισαγωγή . . . 181
4.2 Μεθοδολογία Ανασκόπησης . . . 183
4.2.1 Κριτήρια Συμπερίληψης και Αποκλεισμού . . . 184
4.2.2 Αριθμητικά Αποτελέσματα της Αναζήτησης . . . 185
4.2.3 Συνοπτική Παρουσίαση των Επιλεγμένων Μελετών . . . 188
4.3 Συμπεράσματα Ανασκόπησης . . . 191
4.3.1 Τύποι Μελετών . . . 191
4.3.2 Σύνοψη Ανασκοπήσεων . . . 193
4.3.3 Σύνοψη Θεωρητικών Μελετών . . . 198
4.3.4 Σύνοψη Εμπειρικών Μελετών . . . 201
4.4 Παιδαγωγικοί Πράκτορες και Διδακτική Σκαλωσιά . . . 215
4.4.1 Εισαγωγή . . . 215
4.4.2 Αξιολόγηση Εφαρμογής Σκαλωσιάς . . . 216
4.4.3 Συμπεράσματα Ανασκόπησης και Ερευνητικός Σκοπός . . . 239

5 Μεθοδολογία Πιλοτικής Μελέτης 247
5.1 Σκοπός, Στόχοι και Ερευνητικά Ερωτήματα της Πιλοτικής Μελέτης . . . 247
5.1.1 Σκοπός . . . 249
5.1.2 Στόχοι . . . 249
5.1.3 Ερευνητικά Ερωτήματα . . . 249
5.2 Σχεδιασμός και Εξέλιξη του PhysicsBot . . . 250
5.2.1 Προκαταρκτικοί Πειραματισμοί με το ChatGPT . . . 250
5.2.2 Προκαταρκτικοί Πειραματισμοί με το MyGPT (PhysicsBot V1.0) 266
5.2.3 Υλοποίηση Ανεξάρτητης Πλατφόρμας και Πιλοτική Εφαρμογή (PhysicsBot V1.1) . . . 275
5.3 Δείγμα Πιλοτικής Μελέτης . . . 300

5.4 Σενάρια Αλληλεπίδρασης Έκδοσης 1.1 . . . 302
5.4.1 Νόμος του Ohm . . . 302
5.4.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.1 . . . 304
5.5 Συλλογή και Ανάλυση Δεδομένων της Έκδοσης 1.1 . . . 306
5.5.1 Καταγραφή και Επεξεργασία Συνεδριών . . . 306
5.5.2 Ερωτηματολόγιο Αξιολόγησης Σκαλωσιάς . . . 313

6 Μεθοδολογία Κύριας Μελέτης 318
6.1 Σκοπός, Στόχοι και Ερευνητικά Ερωτήματα της Κύριας Μελέτης . . . 318
6.1.1 Σκοπός . . . 318
6.1.2 Στόχοι . . . 319
6.1.3 Ερευνητικά Ερωτήματα . . . 319
6.2 Αναβάθμιση Υποστήριξης με Εναλλαγή Ρόλων του PhysicsBot V1.2 . . . 320
6.2.1 Περιορισμοί των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων στην Δυναμική Αλλαγή Ρόλου . . . 320
6.3 Δείγμα Κύριας Μελέτης (V1.2) . . . 341
6.4 Σενάρια Αλληλεπίδρασης της Έκδοσης V1.2 . . . 342
6.4.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.2 . . . 342
6.4.2 Ο Ατομικός Πυρήνας . . . 343
6.5 Συλλογή και Ανάλυση Δεδομένων της Έκδοσης V1.2 . . . 344
6.5.1 Καταγραφή και Επεξεργασία Συνεδριών . . . 344
6.5.2 Ερωτηματολόγιο Αξιολόγησης Σκαλωσιάς και Εκπαιδευτικού Εργαλείου . . . 352

7 Αποτελέσματα 360
7.1 Εισαγωγή . . . 360
7.2 Ποσοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών . . . 361
7.2.1 Πλήθος Μηνυμάτων Συνεδρίας . . . 361
7.2.2 Έκταση Μηνυμάτων Συνεδρίας . . . 366
7.2.3 Εκτίμηση της Διάρκειας της Συνεδρίας . . . 373
7.2.4 Κατανομή Μηνυμάτων ανά Παιδαγωγικό Ρόλο . . . 377
7.2.5 Κατανομή Μορφών Υποστήριξης . . . 380

7.2.6 Προοδευτική Αύξηση της Δυσκολίας των Ερωτήσεων 381
7.3 Ποιοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών 383
7.3.1 Κριτήρια 1.1 και 1.2 384
7.3.2 Προσφορά ανατροφοδότησης εμπλουτισμένη με επεξηγήσεις και αιτιολόγηση. (Κριτήριο 1.3). 385
7.3.3 Αξιολόγηση του επιπέδου γνώσεων του μαθητή και ρύθμιση της δυσκολίας (Κριτήριο 2.1) 386
7.3.4 Εντοπισμός σημείων δυσκολίας και προσφορά υποδείξεων ή εναλλακτικών διατυπώσεων (Κριτήριο 2.2) 388
7.3.5 Ερωτήσεις ή προβλήματα που βρίσκονται λίγο πέρα από το τρέχον επίπεδο του μαθητή (Κριτήριο 2.3) 389
7.3.6 Κριτήρια 2.4 και 3.1: Παρακολούθηση της μαθησιακής προόδου και Μείωση της Καθοδήγησης 391
7.3.7 Επιτρέπει στον μαθητή να επιχειρεί μόνος του πριν παρέμβει (Κριτήριο 3.2) 392
7.3.8 Σταδιακή αύξηση της δυσκολίας των ερωτήσεων (Κριτήριο 3.3) . 393
7.3.9 Εντοπισμός και αναγνώριση των επιτυχιών του μαθητή, ενίσχυση της αυτενέργειας και της μεταγνώσης (Κριτήριο 3.4) 394
7.3.10 Προσαρμοστικότητα της σκαλωσιάς στο γνωστικό επίπεδο και το προφίλ του μαθητή (Κριτήριο 4.1) 396
7.3.11 Διαφοροποίηση της μορφής της υποστήριξης (Κριτήριο 4.2) . . . 399
7.3.12 Εναλλαγή στρατηγικών καθοδήγησης με βάση τις αντιδράσεις του μαθητή (Κριτήριο 4.3) 401
7.4 Ποσοτική Ανάλυση Απαντήσεων Ερωτηματολογίων 405
7.4.1 Δείκτες Σκαλωσιάς 405
7.4.2 Δείκτες Αξιολόγησης Εκπαιδευτικού Εργαλείου 409
7.5 Ποιοτική Ανάλυση Ανοικτών Απαντήσεων 413
7.5.1 Θετικά σημεία 414
7.5.2 Αδυναμίες και περιορισμοί 415
7.5.3 Προτάσεις βελτίωσης 415
7.5.4 Συνοπτική αποτίμηση 416

8 Συζήτηση και Συμπεράσματα **418**

8.1 Εισαγωγή 418

8.2 Συζήτηση 419

8.2.1 Ποσοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών 419

8.2.2 Ποιοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών 424

8.2.3 Ποσοτική Ανάλυση Απαντήσεων Ερωτηματολογίων 425

8.2.4 Ποιοτική Ανάλυση Ανοικτών Απαντήσεων 430

8.3 Συμπεράσματα 430

8.4 Παιδαγωγική και Τεχνολογική Συνεισφορά 439

8.5 Τελικό Συμπέρασμα 440

8.6 Περιορισμοί της Έρευνας 441

8.7 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα και Ανάπτυξη 442

Α′ Συνεδρίες **444**

Α′.1 PhyisicsBot V1.0 444

Α′.2 PhyisicsBot V1.1 451

Α′.2.1 Νόμος του Ohm V1.1 451

Α′.2.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.1 456

Α′.3 PhyisicsBot V1.2 461

Α′.3.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.2 461

Α′.3.2 Ατομικός Πυρήνας V1.2 483

Β′ Κώδικες **500**

Β′.1 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα 500

Β′.1.1 Κώδικας Python για τη δημιουργία δεδομένων 500

Β′.1.2 Κώδικας Python για την εκπαίδευση του Perceptron 501

Β′.1.3 Δημιουργία και Κατηγοριοποίηση Δεδομένων για Ανάλυση Ικανοποίησης Χρηστών 502

Β′.1.4 Σχεδίαση Συναρτήσεων Ενεργοποίησης 504

Β′.1.5 Υλοποίηση και Αξιολόγηση του MLP 505

Β′.1.6 Υλοποίηση και Ανάλυση του Κώδικα Πρόβλεψης με GPT-2 . . . 506

Β′.1.7 Υλοποίηση και Οπτικοποίηση της Προσοχής με GPT-2 507

Β′.2 Μεθοδολογία 508
Β′.2.1 Αρχείο api.php *PhysicsBot V1.1* 508
Β′.2.2 Αρχείο script.js *PhysicsBot V1.1* 513
Β′.2.3 Αρχείο chatbot.php *PhysicsBot V1.1* 517
Β′.2.4 Αρχείο api.php *PhysicsBot V1.2* 520
Β′.2.5 Κώδικα για Πλήθος Μηνυμάτων ανά Συνεδρία 527
Β′.2.6 Κώδικα για Έκταση Μηνυμάτων 530
Β′.2.7 Κώδικα για Εκτίμηση Διάρκεια Συνεδρίας 536
Β′.2.8 Κώδικα για την Κατανομή Μηνυμάτων ανά Παιδαγωγικό Ρόλο . 541
Β′.2.9 Κώδικας Ανάλυσης Μορφών Υποστήριξης PhysicsBot 544
Β′.2.10 Κώδικας για την Ανάλυση της Προοδευτικής Αύξησης Δυσκολίας Ερωτήσεων. 552
Β′.2.11 Κώδικα για την Ποσοτική Ανάλυση των Ερωτήσεων Σκαλωσιάς ανά Έκδοση 565
Β′.2.12 Κώδικα για την Σύγκριση μεταξύ Εκδόσεων 566
Β′.2.13 Κώδικας Επιβεβαιωτικής Ανάλυσης Παραγόντων (CFA) 570
Β′.2.14 Κώδικας Ανάλυσης Εσωτερικής Συνέπειας και Περιγραφικά Στατιστικά 573
Β′.2.15 Κώδικας Ανάλυσης Εσωτερικής Συνάφειας Υποκλιμάκων 575
Β′.2.16 Κώδικας Υπολογισμού Skewness και Kurtosis 577

Κατάλογος σχημάτων

2.1 Ροή βασικών εννοιών: από τους νευρώνες στο GPT, με τελική αξιοποίηση σε διαλογικά συστήματα/πράκτορες. 8

2.2 Γραφική αναπαράσταση ενός νευρώνα. Οι είσοδοι $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ σταθμίζονται με τα αντίστοιχα βάρη $(w_1, w_2, \ldots, w_n)$ και, μαζί με τη μεροληψία (b), υποβάλλονται σε επεξεργασία από τη συνάρτηση ενεργοποίησης $f(z)$ για να παραχθεί η τελική έξοδος (y). 15

2.3 Διάγραμμα του νευρικού ιστού που δείχνει τη δομή ενός βιολογικού νευρώνα [1]. 17

2.4 Γράφημα που δείχνει τα δεδομένα ύψους και βάρους για άνδρες και γυναίκες σε σχέση με την ευθεία διαχωρισμού $x_2 = -0.6x_1 + 210$. Τα μπλε σημεία αντιπροσωπεύουν άνδρες (άνω της ευθείας), ενώ τα κόκκινα σημεία αντιπροσωπεύουν γυναίκες (κάτω της ευθείας). Η ευθεία διαχωρισμού λειτουργεί ως οπτική απεικόνιση γραμμικής διαχωρισιμότητας. . . . 18

2.5 Η ευθεία διαχωρισμού, το κάθετο διάνυσμα $\mathbf{w}$, και η απόσταση της ευθείας από την αρχή των αξόνων. 20

2.6 Γράφημα των δεδομένων ύψους και βάρους για άνδρες (μπλε σημεία) και γυναίκες (κόκκινα σημεία), μαζί με την τελική ευθεία διαχωρισμού $x_2 = -0.6499 \cdot x_1 + 215.4011$ (πράσινη γραμμή) που προέκυψε από την εκπαίδευση του νευρώνα. Οι γκρι γραμμές αντιπροσωπεύουν τις ενδιάμεσες ευθείες που υπολογίστηκαν σε κάθε εποχή κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, οι οποίες πλησιάζουν σταδιακά την τελική ευθεία. Η εκπαίδευση ολοκληρώθηκε σε 20 εποχές. 26

2.7 Γράφημα που δείχνει την κατανομή των επισκεπτών με βάση τον χρόνο παραμονής και τον αριθμό κλικ. Οι ικανοποιημένοι επισκέπτες (πράσινα σημεία) βρίσκονται στις περιοχές πολύς χρόνος με λίγα κλικ ή λίγος χρόνος με πολλά κλικ. Οι μη ικανοποιημένοι (κόκκινα σημεία) βρίσκονται στις περιοχές πολύς χρόνος με πολλά κλικ ή λίγος χρόνος με λίγα κλικ. Οι αδιάφοροι επισκέπτες (γκρι σημεία) βρίσκονται στις υπόλοιπες περιοχές. 28

2.8 Γραφικές παραστάσεις των συνήθων συναρτήσεων ενεργοποίησης (Κώδικας: Β′.4). 31

2.9 Γραφική αναπαράσταση ενός νευρωνικού δικτύου με τρεις εισόδους (x_1, x_2, x_3), δύο κρυφά επίπεδα, και μία έξοδο ($\hat{y}$). Οι συνδέσεις μεταξύ των επιπέδων αντιπροσωπεύουν τα βάρη και τη μεροληψία, τα οποία συνδυάζονται για να υπολογιστούν οι έξοδοι κάθε επιπέδου μέσω γραμμικών και μη γραμμικών μετασχηματισμών. 33

2.10 Γραφήματα που απεικονίζουν την πορεία της απώλειας (*loss*) και της ακρίβειας (*accuracy*) κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Στο αριστερό διάγραμμα φαίνεται η μείωση της απώλειας τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο επικύρωσης, ενώ στο δεξί διάγραμμα παρουσιάζεται η βελτίωση της ακρίβειας κατά τις εποχές. . . 40

2.11 Όρια απόφασης του νευρωνικού δικτύου στον αρχικό χώρο χαρακτηριστικών (*time* και *clicks*). Οι πράσινες και κόκκινες περιοχές αντιπροσωπεύουν τις κατηγορίες που προβλέπονται ως *Ικανοποιημένοι* (y=1) και *Μη Ικανοποιημένοι* (y=0), αντίστοιχα. Τα δεδομένα απεικονίζονται με πράσινους και κόκκινους κύκλους, παρέχοντας μια οπτική αναπαράσταση της ικανότητας του μοντέλου να διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες. 41

2.12 Αναλυτική απεικόνιση της αρχιτεκτονικής του GPT-3, που περιλαμβάνει τη διαδικασία επεξεργασίας από την είσοδο (προτροπή) έως την έξοδο (τελική πρόβλεψη). 44

2.13 Ένα δισδιάστατο ανάλογο του χώρου ενσωμάτωσης όπου απεικονίζονται οι διανυσματικές αναπαραστάσεις για τις λέξεις *Παρίσι*, *Γαλλία*, *Ρώμη*, και *Ιταλία*. Η διαφορά $\mathbf{E}(\text{Παρίσι}) - \mathbf{E}(\text{Γαλλία})$ παραλληλίζεται με τη διαφορά $\mathbf{E}(\text{Ρώμη}) - \mathbf{E}(\text{Ιταλία})$, αναδεικνύοντας ότι οι σχέσεις πρωτεύουσας-χώρας κωδικοποιούνται με παρόμοιες κατευθύνσεις στον χώρο ενσωμάτωσης. Η διάσταση του χώρου στο μοντέλο GPT-3 είναι $12\,288$. 48

2.14 Γεωμετρική ερμηνεία του εσωτερικού γινομένου (*dot product*) στον χώρο ενσωμάτωσης. Το εσωτερικό γινόμενο είναι θετικό όταν τα διανύσματα δείχνουν προς παρόμοια κατεύθυνση, μηδενικό όταν είναι κάθετα και αρνητικό όταν δείχνουν προς αντίθετες κατευθύνσεις. 49

2.15 Η πρόταση *"Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε"* μετατρέπεται σε ενσωμάτωση εισόδου, όπου κάθε στήλη αντιστοιχεί στην ενσωμάτωση κάθε λέξης (ή μονάδας κειμένου) της πρότασης. Στο παράδειγμα αυτό είναι $k = 9$. 51

2.16 Απεικόνιση της διαδικασίας κωδικοποίησης θέσης (Positional Encoding) για τις προτάσεις "Η Ελένη χτύπησε την πόρτα και έσπασε" και "Η πόρτα έσπασε και χτύπησε την Ελένη". Το διάνυσμα ενσωμάτωσης της λέξης "πόρτα" $\mathbf{E}(\text{πόρτα})$ εμπλουτίζεται με διαφορετικά διανύσματα κωδικοποίησης θέσης, όπως $\mathbf{PE}(2)$ και $\mathbf{PE}(5)$, ανάλογα με τη θέση της λέξης στην πρόταση. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει στον μετασχηματιστή να διαφοροποιεί το νόημα των δύο προτάσεων, εισάγοντας πληροφορία θέσης στα διανύσματα ενσωμάτωσης. 54

2.17 Διαδικασία συνδυασμού ενσωμάτωσης εισόδου και κωδικοποίησης θέσης στο πλαίσιο των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Η ενσωμάτωση εισόδου ($\mathbf{X}_E$) εμπλουτίζεται με πληροφορία θέσης ($\mathbf{PE}$) μέσω πρόσθεσης, δημιουργώντας τον τελικό συνδυασμό $\mathbf{X}_{PE} = \mathbf{X}_E + \mathbf{PE}$, ο οποίος περιέχει τόσο σημασιολογικές όσο και σχετικές πληροφορίες για τη θέση των μονάδων κειμένου. 55

2.18 Διαδικασία συνδυασμού ενσωμάτωσης εισόδου και κωδικοποίησης θέσης στο πλαίσιο των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs). Μετά τον συνδυασμό ($\mathbf{X}_{PE} = \mathbf{X}_E + \mathbf{PE}$), εφαρμόζεται αποκοπή (dropout) και κλιμάκωση κατά $1-p$, δημιουργώντας τον πίνακα $\mathbf{X}_S = (1-p) \cdot \mathbf{X}_{PE}$. . . 58

2.19 Γενική απεικόνιση της αρχιτεκτονικής του Μετασχηματιστή, με όλα τα βασικά δομικά στοιχεία που συμμετέχουν στη διαδικασία επεξεργασίας δεδομένων. Η είσοδος διασπάται και περνάει από στάδια κανονικοποίησης, αυτοπροσοχής, γραμμικών μετασχηματισμών και αποκοπής πριν παραχθεί η τελική έξοδος. 59

2.20 Απεικόνιση της διαδικασίας κανονικοποίησης επιπέδου. Η είσοδος κανονικοποιείται με βάση τον μέσο όρο και τη διακύμανση κάθε δείγματος, προσαρμόζεται μέσω των παραμέτρων κλίμακας $\boldsymbol{\gamma}$ και μετατόπισης $\boldsymbol{\beta}$, και παράγονται τα τελικά διανύσματα ενσωμάτωσης. 62

2.21 Διάγραμμα ροής των υπολογιστικών σταδίων της Αυτοπροσοχής. Η είσοδος $\mathbf{X}_{LN}$ υποβάλλεται σε πολλαπλασιασμό πινάκων (Matmul) για τον υπολογισμό των συσχετίσεων $\mathbf{S}$, ακολουθεί η εφαρμογή μάσκας ($\mathbf{S}_M$) και κανονικοποίηση με τη συνάρτηση Softmax. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται αποκοπή και τελικός πολλαπλασιασμός πινάκων για την παραγωγή του πίνακα προσοχής $\mathbf{A}$, ο οποίος αποτελεί την έξοδο του μηχανισμού αυτοπροσοχής. 64

2.22 Πίνακας αυτοπροσοχής για την πρόταση «Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε» με χρήση του μοντέλου GPT-2 (Κώδικας: Β′.7). Κάθε στοιχείο a_{ij} αντιπροσωπεύει την πιθανότητα $\mathrm{softmax}(\mathbf{S}_M)_{ij}$, όπου $\mathbf{S}_M$ είναι ο πίνακας συσχέτισης μετά την εφαρμογή μάσκας. Η θερμοχρωμάτιση (heatmap) επισημαίνει τις ισχυρές (για παράδειγμα 0.06 μεταξύ *εσένα* και *πώς*) και ασθενείς συσχετίσεις (0.00 μεταξύ *πώς* και *Γιάννης*). 72

2.23 Διάγραμμα ροής της Αυτοπροσοχής Πολλαπλών Κεφαλών σε έναν Μετασχηματιστή. Η είσοδος $\mathbf{X}_S$ περνά από Κανονικοποίηση Επιπέδου (LayerNorm), παράγοντας το κανονικοποιημένο διάνυσμα $\mathbf{X}_{LN}$, το οποίο εισάγεται σε H παράλληλες κεφαλές Αυτοπροσοχής. Κάθε κεφαλή υπολογίζει τη δική της αναπαράσταση προσοχής $\mathbf{A}_i$. Οι έξοδοι των κεφαλών συνδυάζονται με αποκοπή και αθροίζονται στην αρχική είσοδο $\mathbf{X}_S$, παράγοντας την τελική έξοδο $\mathbf{X}_A = \mathbf{X}_S + \mathbf{Z}$, που ενσωματώνει πληροφορίες από όλες τις κεφαλές. 75

2.24 Γραφική αναπαράσταση της μεταβολής της αναπαράστασης της λέξης *«είναι»* στον χώρο ενσωμάτωσης. Το διάνυσμα $\mathbf{E}_S(\text{είναι})$ εκφράζει τη σημασιολογική κατεύθυνση της λέξης πριν την εφαρμογή της αυτοπροσοχής, $\mathbf{E}_Z(\text{είναι})$ την ενδιάμεση αναπαράσταση μετά την προσοχή αλλά πριν την υπολειμματική σύνδεση, και $\mathbf{E}_A(\text{είναι})$ την τελική συμφραζόμενη αναπαράσταση μετά τη συνδυαστική επίδραση όλων των κεφαλών και της υπολειμματικής σύνδεσης. 76

2.25 Διάγραμμα ροής του νευρωνικού δικτύου στο πλαίσιο του Μετασχηματιστή. Η είσοδος $\mathbf{X}_A$ περνά από Κανονικοποίηση Επιπέδου, παράγοντας το κανονικοποιημένο διάνυσμα $\mathbf{X}_{LNA}$. Στη συνέχεια, περνά από δύο διαδοχικούς γραμμικούς μετασχηματισμούς, οι οποίοι διαχωρίζονται από τη μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης GELU. Το αποτέλεσμα του δεύτερου γραμμικού μετασχηματισμού $\mathbf{X}_N$ υφίσταται αποκοπή κατά την εκπαίδευση, και προστίθεται μέσω υπολειμματικής σύνδεσης στο $\mathbf{X}_{LNA}$. Η έξοδος $\mathbf{X}_{T_1} = \mathbf{X}_{LNA} + \mathbf{X}_N$ αποτελεί το τελικό αποτέλεσμα του νευρωνικού δικτύου, το οποίο προωθείται στο επόμενο στάδιο επεξεργασίας. . . . 79

2.26 Διάγραμμα της διαδικασίας επεξεργασίας εισόδου σε ένα μεγάλο γλωσσικό μοντέλο, όπως το GPT. Η πληροφορία διέρχεται από πολλαπλά επίπεδα μετασχηματιστών, κανονικοποιείται, υπόκειται σε γραμμικό μετασχηματισμό, και τελικά υποβάλλεται σε softmax για την παραγωγή της κατανομής πιθανοτήτων για την επόμενη μονάδα κειμένου. 81

3.1 Απεικόνιση του σχεδιαστικού κύκλου της DBR. Τα στάδια του σχεδιασμού, της υλοποίησης, της αξιολόγησης και του ανασχεδιασμού διαδέχονται το ένα το άλλο σε μια διαδικασία διαρκούς βελτιστοποίησης και εμπλουτισμού. 136

4.1 Διάγραμμα PRISMA που απεικονίζει τα στάδια περιορισμού και τους λόγους απόρριψης στη συστηματική ανασκόπηση. 187

5.1 Εξέλιξη του *PhysicsBot* από τους αρχικούς πειραματισμούς με το *ChatGPT* έως την κύρια μελέτη με την έκδοση V1.2. 248

5.2 Θέμα Δ – Επαναληπτικές Πανελλαδικές 2020 261

5.3 Περιβάλλον διαμόρφωσης του PhysicsBot μέσω της πλατφόρμας MyGPT 268

5.4 Παράδειγμα απλής αλληλεπίδρασης με το GPT μέσω API. 278

5.5 Διάγραμμα ακολουθίας για μία κλήση με χρήση GPT API. 279

5.6 Δύο διαδοχικές ερωταπαντήσεις χωρίς «μνήμη» στο GPT. 279

5.7 Παράδειγμα διαλόγου με μνήμη: το GPT χρησιμοποιεί το προηγούμενο ιστορικό για να απαντήσει στη δεύτερη προτροπή. 280

5.8 Διεπαφή εισαγωγής παραμέτρων γλωσσικού μοντέλου στην πλατφόρμα *PhysicsBot V1.1*. Ο χρήστης μπορεί να ορίσει το μοντέλο GPT (για παράδειγμα *chatgpt-4o-latest*) και να παραμετροποιήσει βασικές ρυθμίσεις του API, όπως τον μέγιστο αριθμό tokens (*max_tokens*), τη θερμοκρασία (*temperature*) και τις ποινές θεματικής (*presence_penalty*) και λεξιλογικής (*frequency_penalty*) ποικιλίας. Η κάθε εγγραφή μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πολλαπλά μαθήματα. 286

5.9 Διαχειριστική διεπαφή για τη διδακτική μέθοδο «Διδακτική Σκαλωσιά» στην πλατφόρμα *PhysicsBot*. Το πεδίο «Γενικές Οδηγίες» περιλαμβάνει πλήρες κείμενο οδηγιών που καθοδηγούν τη συμπεριφορά του γλωσσικού μοντέλου μέσω του ρόλου *system*. Οι οδηγίες οργανώνονται σε ρόλους και στάδια συνομιλίας, όπως «Γνωριμία» και «Έναρξη Συζήτησης», και λειτουργούν ως παιδαγωγικό σενάριο καθοδήγησης. 287

5.10 Διαχειριστική διεπαφή για τη δημιουργία μαθήματος στην πλατφόρμα *PhysicsBot*. Το μάθημα «Νόμος του Ohm» συνοδεύεται από τίτλο, σύντομη περιγραφή, εικονίδιο, επιλεγμένο γλωσσικό μοντέλο και διδακτική μέθοδο. Στο πεδίο «Μάθημα» καταχωρίζεται η αρχική ενότητα καθοδήγησης, ενώ το πεδίο «Ενεργό» επιτρέπει τον έλεγχο διαθεσιμότητας από τον διαχειριστή. Η συσχέτιση με τις παραμέτρους του μοντέλου και τη διδακτική προσέγγιση καθιστά το μάθημα πλήρως παραμετροποιήσιμο. . 288

5.11 Δομή της βάσης δεδομένων του *PhysicsBot V1.1*. Η αρχιτεκτονική περιλαμβάνει τέσσερις βασικούς πίνακες: *models*, *methods*, *lessons* και *chats*. Κάθε μάθημα (*lessons*) συσχετίζεται με μία παραμετροποίηση γλωσσικού μοντέλου (*models*) και μία διδακτική μέθοδο (*methods*), ενώ καταγράφει πολλαπλές συνομιλίες (*chats*) που προκύπτουν από την αλληλεπίδραση του χρήστη με τον παιδαγωγικό πράκτορα. Οι σχέσεις μεταξύ των πινάκων είναι ένα προς πολλά και αποτυπώνουν τον επεκτάσιμο και παραμετροποιήσιμο σχεδιασμό της πλατφόρμας. 289

5.12 Διεπαφή του χρήστη μετά τη σύνδεση στον *PhysicsBot*. Στην αριστερή πλευρά της οθόνης εμφανίζεται το πλευρικό μενού πλοήγησης, το οποίο περιλαμβάνει το όνομα του χρήστη και την επιλογή «Οι Συζητήσεις μου». Στο κύριο τμήμα της διεπαφής παρουσιάζονται οι διαθέσιμες ενότητες μάθησης: «Νόμος του Ωμ», «Φύση και Διάδοση του Φωτός» και «Ο Ατομικός Πυρήνας» συνοδευόμενες από σύντομη περιγραφή και κουμπί εκκίνησης για κάθε μάθημα. 291

5.13 Το γραφικό περιβάλλον του διαλόγου μεταξύ χρήστη και *PhysicsBot*. . . 292

5.14 Διάγραμμα ροής χρήστη στην πλατφόρμα *PhysicsBot*, το οποίο απεικονίζει τα βασικά στάδια της αλληλεπίδρασης από την πρόσβαση στην αρχική σελίδα έως την έναρξη της συνομιλίας και τη διαχείριση του ιστορικού. Η σχεδίαση δίνει έμφαση στην απλότητα και την παιδαγωγική εστίαση της εμπειρίας χρήσης. 293

5.15 Διάγραμμα ακολουθίας της πλατφόρμας *PhysicsBot*. Το σύστημα υποστήριξης λαμβάνει το μήνυμα, ανακτά το ιστορικό, ενσωματώνει το παιδαγωγικό πλαίσιο και το περιεχόμενο, καλεί το μοντέλο για την απάντησή του, επιστρέφει την απάντηση στον χρήστη και την καταγράφει στη βάση δεδομένων. 296

6.1 Ελάχιστο πεπερασμένο αυτόματο για τη γλώσσα PARITY 329

6.2 Ακολουθία μηνυμάτων στο σύστημα υποστήριξης του *PhysicsBot*. Ο χρήστης στέλνει μήνυμα το οποίο, μαζί με τις κατάλληλες διδακτικές παραμέτρους και το ιστορικό, αποστέλλεται στο μοντέλο GPT για παραγωγή απόκρισης. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται δεύτερη (διακριτή) κλήση στο API με σκοπό την ανάλυση της συνομιλίας και την ενδεχόμενη πρόβλεψη αλλαγής παιδαγωγικού ρόλου. Η τελική απόκριση επιστρέφει στον χρήστη, ενώ η συνομιλία καταγράφεται με ενημερωμένο ρόλο. 340

7.1 Ιστογράμματα πλήθους στροφών ανά μάθημα. 363

7.2 Μέσος αριθμός στροφών και θηκόγραμμα ανά μάθημα. 364

7.3 Μέσος αριθμός στροφών και θηκόγραμμα ανά έκδοση (*V1.1* και *V1.2*). . 365

7.4 Ιστογράμματα αριθμού χαρακτήρων του χρήστη ανά συνεδρία και μάθημα. 369

7.5 Μέσος αριθμός χαρακτήρων και θηκόγραμμα ανά μάθημα. 370

7.6 Συνολικός αριθμός χαρακτήρων του χρήστη ανά συνεδρία, ανά έκδοση του *PhysicsBot* (V1.1, V1.2). 371

7.7 Ποσοστό συμμετοχής χρήστη (*User %*) ανά συνεδρία και ανά έκδοση του *PhysicsBot*. 372

7.8 Ιστογράμματα εκτιμώμενης διάρκειας συνεδριών (σε λεπτά) ανά μάθημα. 375

7.9 Μέση εκτιμώμενη διάρκεια και θηκόγραμμα ανά μάθημα. 376

7.10 Μέση εκτιμώμενη διάρκεια και θηκόγραμμα ανά έκδοση του *PhysicsBot*. 376

7.11 Μέσος αριθμός μηνυμάτων ανά ρόλο (με τυπική απόκλιση), ανά μάθημα και συνολικά. 378

7.12 Θηκόγραμμα μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο (συνολικά). 379

7.13 Κατανομή Μορφών Υποστήριξης από το *PhysicsBot* στο σενάριο «Φύση και Διάδοση του Φωτός», συγκριτικά μεταξύ των εκδόσεων *V1.1* και *V1.2*. Το δείγμα περιλαμβάνει 143 αποκρίσεις του Bot για την έκδοση *V1.1* και 386 αποκρίσεις για την έκδοση *V1.2*. 380

7.14 Συγκριτική κατανομή δυσκολίας ερωτήσεων από το *PhysicsBot* στο σενάριο «Φύση και Διάδοση του Φωτός», για τις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2*. Η ανάλυση βασίζεται σε συνολικά 132 μοναδικές ερωτήσεις (70 στην έκδοση *V1.1*, 62 στην έκδοση *V1.2*). 382

7.15 Χρονική κατανομή «εύκολων» (βαθμοί δυσκολίας 1–2) και «δύσκολων» (βαθμοί 3–5) ερωτήσεων από το *PhysicsBot*, στο σενάριο «Φύση και Διάδοση του Φωτός». Οι τιμές στον οριζόντιο άξονα αντιστοιχούν σε κανονικοποιημένη χρονική θέση (0: αρχή συνεδρίας, 1: τέλος συνεδρίας). . . . 383

7.16 Συγκριτικά γραφήματα για τις ερωτήσεις N.1–N.7 μεταξύ των εκδόσεων *V1.1* και *V1.2* του *PhysicsBot*. Αριστερά: μέση τιμή ± τυπική απόκλιση. Δεξιά: κατανομή απαντήσεων (boxplot) ανά ερώτηση και έκδοση. 408

Κατάλογος πινάκων

2.1 Υπολογισμός των τιμών του πίνακα συσχέτισης **S** μέσω του εσωτερικού γινομένου των ενσωματωμάτων Ερωτήσεων και Κλειδιών για κάθε συνδυασμό θέσεων i και j. Κάθε στοιχείο του πίνακα διαιρείται με $\sqrt{d_A}$. . . 66

2.2 Ο πίνακας συσχέτισης μετά την πρόσθεση της μάσκας. Κάθε στοιχείο του πίνακα διαιρείται με $\sqrt{d_A}$. 70

2.3 Αναλυτική παρουσίαση των βασικών πινάκων βαρών και παραμέτρων του μοντέλου GPT-3, περιλαμβάνοντας τις διαστάσεις τους και τη συμβολή τους στο συνολικό μέγεθος του μοντέλου. 86

4.1 Συνοπτική παρουσίαση των επιλεγμένων μελετών που εξετάστηκαν στη συστηματική ανασκόπηση. 188

4.2 Συνοπτικά στοιχεία των συστηματικών ανασκοπήσεων που περιλαμβάνονται στη μελέτη. 193

4.3 Μεθοδολογία, βαθμίδα εκπαίδευσης και τεχνικές συλλογής δεδομένων των εμπειρικών μελετών. 203

4.4 Παιδαγωγικές αρχές σχεδιασμού παιδαγωγικών πρακτόρων και οι μελέτες που τις υιοθετούν. 207

4.5 Κατηγοριοποίηση των μελετών ανά τύπο εκπαιδευτικού διαλογικού συστήματος και τεχνολογία υλοποίησης. 211

4.6 Σύνοψη βασικών συμπερασμάτων εμπειρικών μελετών ανά κατηγορία εκπαιδευτικού διαλογικού συστήματος. 213

4.7 Συνολικός Πίνακας Αξιολόγησης Σκαλωσιάς 241

5.1 Αντιστοίχιση φράσεων της προτροπής με Κριτήρια Σκαλωσιάς (ενότητα 3.3.5). 272
5.2 Αντιστοίχιση φράσεων της προτροπής με Μοτίβα Προτροπών (ενότητα 2.5.5). 273
5.3 Αντιστοίχιση ερωτήσεων του ερωτηματολογίου V1.1 με τα κριτήρια της διδακτικής σκαλωσιάς. 316

6.1 Συνοπτική κατανομή συνεδριών και απαντήσεων ανά μάθημα και έκδοση του *PhysicsBot*. 342
6.2 Χρονικές περίοδοι συλλογής δεδομένων ανά μάθημα και έκδοση 345
6.3 Αντιστοίχιση ερωτήσεων αξιολόγησης εκπαιδευτικής αξίας με θεωρητικές διαστάσεις του μοντέλου των Ngo et al. (2024). 356

7.1 Στατιστικά πλήθους στροφών (*turns*) ανά συνεδρία, ανά μάθημα και έκδοση. 362
7.2 Μέσος αριθμός χαρακτήρων ανά συνεδρία (User–Bot), ανά μάθημα και έκδοση. 366
7.3 Μέσο ποσοστό συμμετοχής σε χαρακτήρες ανά ρόλο (*User–Bot*) ανά μάθημα και έκδοση. 368
7.4 Περιγραφικά στατιστικά εκτιμώμενης διάρκειας συνεδριών (σε λεπτά), ανά μάθημα και έκδοση. 374
7.5 Μέσος αριθμός μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο και μάθημα (*PhysicsBot V1.2*), με τυπική απόκλιση μετά από Winsorization. 377
7.6 Περιγραφικά στατιστικά για τις ερωτήσεις N.1–N.7 (διδακτική σκαλωσιά) στην Έκδοση *V1.1* του *PhysicsBot*. 406
7.7 Περιγραφικά στατιστικά για τις ερωτήσεις N.1–N.7 (διδακτική σκαλωσιά) στην Έκδοση *V1.2* του *PhysicsBot*. 407
7.8 Περιγραφικά στατιστικά για τις ερωτήσεις N.8--N.27 (εκπαιδευτική αξία) στην Έκδοση *V1.2* του *PhysicsBot*. 410
7.9 Συντελεστές Cronbach's α για τις πέντε παραγοντικές διαστάσεις και το σύνολο των 20 ερωτήσεων αξιολόγησης. 411

7.10 Πίνακας συσχετίσεων (Pearson) μεταξύ των πέντε υποκλιμάκων του ερωτηματολογίου αξιολόγησης εκπαιδευτικής αξίας. 412
7.11 Εύρος τιμών (min–max) μέσου όρου ανά υποκλίμακα για τους συμμετέχοντες. 412
7.12 Τιμές ασυμμετρίας και κύρτωσης για τις ερωτήσεις αξιολόγησης (Q8–Q27) του *PhysicsBot*. 413

8.1 Συνοπτική σύγκριση της μελέτης Liu & Duan (2024) με το *PhysicsBot*. . 432
8.2 Σύγκριση αριθμού στροφών ανά έκδοση σε Huang & Hew (2025) και *PhysicsBot*. 434
8.3 Σύγκριση μέσου χρόνου συνεδρίας σε Huang & Hew (2025) και *PhysicsBot*.435
8.4 Εννοιολογική αντιστοίχιση κλιμάκων Neyem et al. (2024) με τα items του *PhysicsBot* (N.1--N.27). 436
8.5 Σύγκριση αποτελεσμάτων Neyem et al. (2024, GPT-4/Tip 2) και PhysicsBot V1.2. 437
8.6 Σύγκριση ποσοτικών δεικτών μεταξύ *PhysicsBot* και Ngo et al. (2024). . 439

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικό πλαίσιο και σημασία της μελέτης

Η ραγδαία ανάπτυξη της Τεχνητής Νοημοσύνης τα τελευταία χρόνια έχει οδηγήσει σε νέες προοπτικές για την εκπαίδευση και τη μάθηση. Ιδιαίτερα, τα *Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα*[1] (Large Language Models – LLMs) αποτελούν μία από τις πιο σημαντικές τεχνολογικές εξελίξεις, προσφέροντας πρωτόγνωρες δυνατότητες στην κατανόηση και παραγωγή φυσικής γλώσσας. Τα LLMs βασίζονται στους *Μετασχηματιστές* (Transformers) και έχουν επιδείξει υψηλές επιδόσεις σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως η μετάφραση, η ανάλυση συναισθήματος, η παραγωγή κειμένου, η λήψη αποφάσεων (Κεφάλαιο 2). Η αρχιτεκτονική των μετασχηματιστών βασίζεται στην αυτο-προσοχή, γεγονός που τα καθιστά ικανά να προσαρμόζονται δυναμικά σε διαφορετικά συμφραζόμενα (Ενότητα 2.4.5).

Η αξιοποίηση αυτών των τεχνολογιών στο πεδίο της εκπαίδευσης δημιουργεί νέες δυνατότητες για εξατομικευμένη και προσαρμοστική υποστήριξη. Η διδασκαλία της Φυσικής, συνοδεύεται συχνά από γνωστικές δυσκολίες και ανάγκη για κλιμακωτή υποστήριξη. Οι αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς, όπως αναλύονται στο Κεφάλαιο 3, υπογραμμίζουν τη σημασία της προοδευτικής απόσυρσης της βοήθειας η οποία πρέπει να προσαρμόζεται στις ανάγκες και στο επίπεδο του μαθητή, προκειμένου να επιτευχθεί η μετάβαση στη Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης.

Ωστόσο, οι παραδοσιακές μορφές διδασκαλίας δεν μπορούν πάντοτε να εξασφαλί-

[1] Στην παρούσα μελέτη, οι όροι «Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα», «Γλωσσικά Μοντέλα», «LLMs» ή απλά «Μοντέλα» θα χρησιμοποιούνται εναλλακτικά ως ισοδύναμες αναφορές.

σουν την απαιτούμενη εξατομίκευση. Σε αυτό το πλαίσιο, οι καθοδηγητικοί παιδαγωγικοί πράκτορες μπορούν να παίξουν σημαντικό ρόλο στην υποστήριξη της μάθησης (Κεφάλαιο 4). Ιδιαίτερα, η ενσωμάτωση των LLMs στους παιδαγωγικούς πράκτορες δίνει τη δυνατότητα όχι μόνο για φυσικότερη και πιο ευέλικτη αλληλεπίδραση με τον μαθητή, αλλά και για δυναμική προσαρμογή της σκαλωσιάς, βάσει των απαντήσεων και της προόδου του.

Η παρούσα διατριβή εντάσσεται σε αυτό το διεπιστημονικό πλαίσιο, συνδέοντας τις εξελίξεις στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα με τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς και την ανάπτυξη ενός καθοδηγητικού παιδαγωγικού πράκτορα για τη διδασκαλία της Φυσικής. Στόχος είναι να διερευνηθεί πώς η συγκεκριμένη τεχνολογία μπορεί να λειτουργήσει ως γόνιμο παιδαγωγικό εργαλείο, προωθώντας την ενεργό συμμετοχή του μαθητή και υποστηρίζοντας την εξατομικευμένη μάθηση.

1.2 Παρουσίαση του προβλήματος

Η διδασκαλία της Φυσικής χαρακτηρίζεται από ιδιαίτερες γνωστικές απαιτήσεις. Οι μαθητές καλούνται να κατανοήσουν αφηρημένες έννοιες, να ερμηνεύσουν φαινόμενα με χρήση μαθηματικών αναπαραστάσεων και να συνδέσουν θεωρητικές αρχές με την εμπειρική πραγματικότητα. Οι δυσκολίες αυτές συχνά οδηγούν σε παρανοήσεις ή σε αποσπασματική γνώση, γεγονός που καθιστά αναγκαία την παροχή εξατομικευμένης και κλιμακωτής υποστήριξης από τον εκπαιδευτικό (Κεφάλαιο 3).

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, παρά τη θεαματική τους πρόοδο, δεν έχουν ακόμη αξιοποιηθεί συστηματικά σε παιδαγωγικά πλαίσια. Αν και προσφέρουν ισχυρές δυνατότητες κατανόησης και παραγωγής φυσικής γλώσσας (Κεφάλαιο 2), η χρήση τους στην εκπαίδευση παραμένει κυρίως τεχνολογική, χωρίς να ενσωματώνεται μεθοδικά η παιδαγωγική διάσταση. Ένας λόγος είναι ότι πρόκειται για μια πολύ πρόσφατη τεχνολογία (η διάθεση του GPT-3.5 το 2022 αποτέλεσε ορόσημο για την ευρεία διάδοσή τους) και δεν έχει περάσει ακόμη αρκετός χρόνος ώστε να αναπτυχθεί πλούσιο σώμα εφαρμογών με σαφή παιδαγωγικό προσανατολισμό. Ως εκ τούτου, οι υπάρχουσες χρήσεις παραμένουν περιορισμένες και οι αλληλεπιδράσεις συχνά απρόσωπες ή μη στοχευμένες στις πραγματικές μαθησιακές ανάγκες.

Αντίστοιχα, οι υπάρχουσες εφαρμογές παιδαγωγικών πρακτόρων, οι οποίες βασίζονται κυρίως σε παλαιότερες τεχνολογίες Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing – NLP) και όχι σε Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, έχουν δείξει ότι μπορούν να ενισχύσουν τη μάθηση μέσω διαλογικών μορφών υποστήριξης (Κεφάλαιο 4). Ωστόσο, οι περισσότερες υλοποιήσεις περιορίζονται είτε σε στατικές μορφές βοήθειας είτε σε σενάρια χωρίς ουσιαστική προσαρμογή στη γνωστική πορεία του μαθητή. Οι αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς, που αποτελούν βασικό θεωρητικό πλαίσιο, δεν έχουν ακόμη αξιοποιηθεί επαρκώς στο σχεδιασμό εκπαιδευτικών πρακτόρων που κάνουν χρήση των δυνατοτήτων των LLMs.

Το ερευνητικό πρόβλημα συνοψίζεται ως εξής:

> Υπάρχει ανάγκη να μελετηθούν οι τρόποι ανάπτυξης και αξιολόγησης ενός καθοδηγητικού εκπαιδευτικού πράκτορα που αξιοποιεί τις δυνατότητες των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων, ενσωματώνοντας παράλληλα τη στρατηγική της διδακτικής σκαλωσιάς. Μια τέτοια προσέγγιση μπορεί να συμβάλει περαιτέρω στην κατανόηση του πώς η τεχνολογία συνδυάζεται με παιδαγωγικές αρχές, προσφέροντας εξατομικευμένη και προσαρμοστική στήριξη στη διδασκαλία της Φυσικής και εμπλουτίζοντας τη σχετική ερευνητική συζήτηση.

1.3 Σκοπός και στόχοι της έρευνας

Ο γενικός σκοπός της παρούσας διατριβής είναι η διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο ένα Μεγάλο Γλωσσικό Μοντέλο μπορεί να αξιοποιηθεί για την ανάπτυξη ενός καθοδηγητικού παιδαγωγικού πράκτορα στη διδασκαλία της Φυσικής, ενσωματώνοντας τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς. Η μελέτη επικεντρώνεται στην ανάπτυξη και την πειραματική αξιολόγηση ενός καθοδηγητικού παιδαγωγικού πράκτορα, του *PhysicsBot*, με στόχο την παροχή εξατομικευμένης και προσαρμοστικής υποστήριξης στη μαθησιακή διαδικασία, γεφυρώνοντας το χάσμα ανάμεσα στις τεχνολογικές δυνατότητες των LLMs και τις παιδαγωγικές θεωρίες μάθησης.

Οι ειδικοί στόχοι της έρευνας διαμορφώνονται ως εξής:

1. Ανάπτυξη του *PhysicsBot* σε διαδοχικές εκδοχές (V1.0, V1.1, V1.2), με σταδιακή ενίσχυση των παιδαγωγικών και τεχνολογικών του χαρακτηριστικών (Κεφάλαιο 5).

2. Ενσωμάτωση παιδαγωγικών θεωριών, και ειδικότερα της στρατηγικής της *διδακτικής σκαλωσιάς* (Κεφάλαιο 3), στον σχεδιασμό και τη λειτουργία του πράκτορα.

3. Σχεδιασμός και υλοποίηση πειραματικής αξιολόγησης με μικτές μεθόδους:

   - ανάλυση συνομιλιών χρηστών με τον πράκτορα (Ενότητα 5.5.1),
   - ανάλυση απαντήσεων σε ερωτηματολόγια για την παιδαγωγική αξία και την εμπειρία χρήσης (Ενότητα 5.5.2).

4. Σύνδεση ποσοτικών και ποιοτικών δεδομένων για την αποτίμηση τόσο της τεχνολογικής λειτουργικότητας όσο και της παιδαγωγικής δυναμικής του *PhysicsBot*.

5. Συμβολή στη θεωρία και την πράξη μέσω της διερεύνησης τρόπων παιδαγωγικής αξιοποίησης των LLMs στη διδασκαλία των φυσικών επιστημών, ενισχύοντας τη σχετική ερευνητική συζήτηση.

1.4 Ερευνητικά ερωτήματα

Με βάση το θεωρητικό πλαίσιο των θεωριών μάθησης και της διδακτικής σκαλωσιάς (Κεφάλαιο 3), καθώς και την ανάγκη σύνδεσης των δυνατοτήτων των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων με παιδαγωγικά στοχευμένες εφαρμογές (Κεφάλαια 2 και 4), η παρούσα έρευνα οργανώνεται γύρω από τα ακόλουθα ερευνητικά ερωτήματα:

1. **Σχεδιασμός.** Πώς μπορεί να αξιοποιηθεί ένα Μεγάλο Γλωσσικό Μοντέλο για τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη ενός παιδαγωγικού πράκτορα στη διδασκαλία της Φυσικής;

2. **Λειτουργία.** Με ποιους τρόπους μπορεί να ενσωματωθεί η στρατηγική της διδακτικής σκαλωσιάς στη λειτουργία του πράκτορα, ώστε να παρέχεται προσαρμοστική και κλιμακωτή υποστήριξη προς τον μαθητή;

3. **Αξιολόγηση (Α' φάση).** Σε ποιον βαθμό ο πράκτορας ανταποκρίνεται παιδαγωγικά και τεχνολογικά κατά την αρχική του υλοποίηση (PhysicsBot V1.0 και V1.1), τόσο ως προς την αλληλεπίδραση όσο και ως προς την παρεχόμενη σκαλωσιά;

4. **Αναβάθμιση.** Ποιες αδυναμίες και περιορισμοί αναδεικνύονται από την πρώτη αξιολόγηση και πώς μπορούν να αξιοποιηθούν για τη βελτίωση του πράκτορα (μετάβαση από V1.1 σε V1.2);

5. **Αξιολόγηση (Β' φάση).** Πώς αποτιμάται η αναβαθμισμένη εκδοχή του πράκτορα (PhysicsBot V1.2) ως προς:

   - την εξατομικευμένη προσαρμογή στο γνωστικό επίπεδο των χρηστών,
   - την ποιότητα και τις μορφές της διδακτικής σκαλωσιάς,
   - την εμπειρία χρήσης και την παιδαγωγική αξία σύμφωνα με τις απαντήσεις ειδικών και μαθητών;

6. **Συμβολή.** Σε ποιο βαθμό και με ποιους τρόπους η παρούσα έρευνα συμβάλλει στην κατανόηση του πώς τα LLMs μπορούν να ενσωματωθούν παιδαγωγικά στη διδασκαλία των φυσικών επιστημών, εμπλουτίζοντας τη ερευνητική συζήτηση για τους παιδαγωγικούς πράκτορες;

1.5 Δομή της μελέτης

Η διατριβή οργανώνεται σε επτά κεφάλαια.

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται το γενικό πλαίσιο και η σημασία της μελέτης, διατυπώνεται το ερευνητικό πρόβλημα, ο σκοπός και οι στόχοι, καθώς και τα ερευνητικά ερωτήματα που καθοδηγούν την έρευνα.

Το Κεφάλαιο 2 (Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα) εστιάζει στην αρχιτεκτονική και τις βασικές αρχές λειτουργίας των LLMs, παρουσιάζοντας την ιστορική εξέλιξή τους, τις τεχνολογικές τομές που επέτρεψαν την ευρεία τους διάδοση, καθώς και τους περιορισμούς τους σε σχέση με την κατανόηση, τη μνήμη και την αξιοπιστία.

Στο Κεφάλαιο 3 (Θεωρίες Μάθησης και Διδακτική Σκαλωσιά) αναλύονται οι κύριες θεωρητικές προσεγγίσεις της μάθησης, από τον Συμπεριφορισμό και τις Γνωστικές θεω-

ρίες έως την κοινωνιοπολιτισμική προσέγγιση. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στη στρατηγική της διδακτικής σκαλωσιάς, στις μορφές και στα κριτήρια αξιολόγησής της, καθώς και στις εφαρμογές της στη διδασκαλία της Φυσικής.

Το Κεφάλαιο 4 (Παιδαγωγικοί Πράκτορες) παρουσιάζει τη διεθνή ερευνητική παραγωγή γύρω από τα εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα. Περιλαμβάνει συστηματική ανασκόπηση εμπειρικών και θεωρητικών μελετών, αναδεικνύοντας τις αρχές σχεδιασμού των πρακτόρων και τον τρόπο με τον οποίο ενσωματώνουν στοιχεία διδακτικής σκαλωσιάς.

Στο Κεφάλαιο 5 (Μεθοδολογία Πιλοτικής Μελέτης) περιγράφεται η πρώτη ερευνητική φάση. Παρουσιάζονται οι προκαταρκτικοί πειραματισμοί με το ChatGPT και η ανάπτυξη του PhysicsBot σε αρχικές εκδοχές (V1.0 και V1.1), μαζί με τη διαδικασία αξιολόγησης μέσω σεναρίων διδασκαλίας και ερωτηματολογίων.

Το Κεφάλαιο 6 (Μεθοδολογία Κύριας Μελέτης) επικεντρώνεται στη βελτιωμένη έκδοση του PhysicsBot (V1.2), η οποία ενσωματώνει μηχανισμό εναλλαγής παιδαγωγικών ρόλων. Περιγράφονται ο σχεδιασμός της κύριας μελέτης, το δείγμα, τα σενάρια αλληλεπίδρασης και η διαδικασία συλλογής και ανάλυσης δεδομένων.

Στο Κεφάλαιο 7 (Αποτελέσματα) παρουσιάζονται τα ευρήματα της έρευνας σε ποσοτικό και ποιοτικό επίπεδο. Αναλύονται τα δεδομένα των συνεδριών (μήκος, διάρκεια, συμμετοχή, κατανομή ρόλων και μορφών σκαλωσιάς), οι απαντήσεις των ερωτηματολογίων και οι ποιοτικές παρατηρήσεις από τις ανοικτές απαντήσεις, με στόχο την αποτίμηση της παιδαγωγικής αποτελεσματικότητας του PhysicsBot.

Τέλος, στο Κεφάλαιο 8 (Συμπεράσματα) συνοψίζονται τα βασικά ευρήματα, συζητούνται οι συνεισφορές της μελέτης στην παιδαγωγική και την τεχνολογική έρευνα, επισημαίνονται οι περιορισμοί και προτείνονται κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα και ανάπτυξη.

Κεφάλαιο 2

Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα

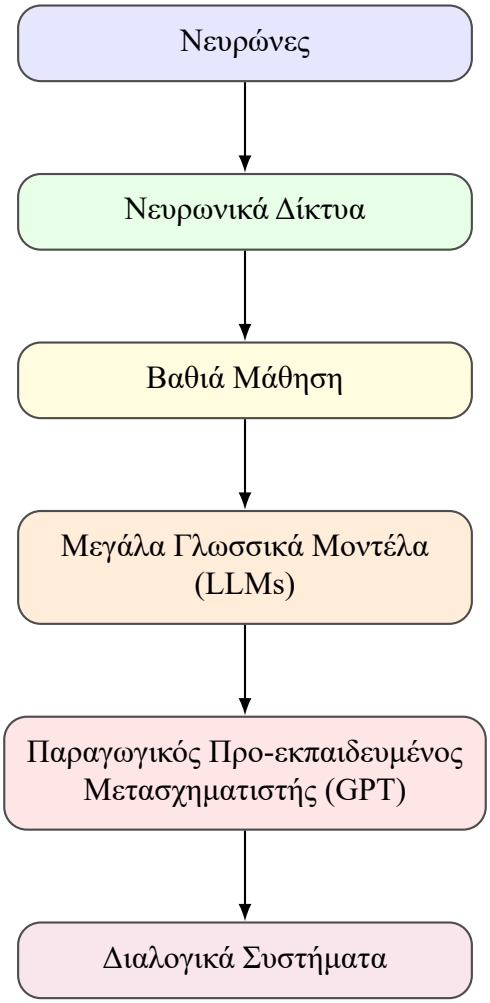
2.1 Εισαγωγή

Τα διαλογικά συστήματα, γνωστά και ως συνομιλιακοί πράκτορες (conversational agents ή chatbots), αποτελούν εφαρμογές που επιτρέπουν στον χρήστη να αλληλεπιδρά με έναν υπολογιστή μέσω φυσικής γλώσσας. Οι πιο εξελιγμένες μορφές τους βασίζονται στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, τα οποία αποτελούν αλγοριθμικά συστήματα ικανά να κατανοούν και να παράγουν κείμενο με υψηλή συνοχή και φυσικότητα.

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα ανήκουν στο πεδίο της βαθιάς μάθησης (deep learning), ενός υποκλάδου της μηχανικής μάθησης που στηρίζεται στα νευρωνικά δίκτυα. Τα τελευταία μιμούνται με μαθηματικό τρόπο τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων, ώστε να ανακαλύπτουν πρότυπα σε δεδομένα και να γενικεύουν σε νέα παραδείγματα. Η ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής των Μετασχηματιστών (Transformers) κατέστησε δυνατή την εκπαίδευση πολύ μεγάλων νευρωνικών δικτύων, οδηγώντας στη δημιουργία των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων με δισεκατομμύρια παραμέτρους.

Μια από τις σημαντικότερες υλοποιήσεις αυτής της προσέγγισης είναι ο Παραγωγικός Προ-εκπαιδευμένος Μετασχηματιστής (Generative Pre-trained Transformer - GPT). Ο όρος «παραγωγικός» (generative) δηλώνει την ικανότητά του να συνθέτει νέο κείμενο, ο όρος «προ-εκπαιδευμένος» (pre-trained) αναφέρεται στην εκπαίδευση που έχει προηγηθεί σε τεράστια σώματα κειμένων, ενώ ο όρος «μετασχηματιστής» (transformer) αφορά την υποκείμενη αρχιτεκτονική προσοχής που καθιστά δυνατή την επεξεργασία πολύπλοκων γλωσσικών σχέσεων.

Η σχέση των παραπάνω όρων δίνεται στο σχήμα 2.1. Όπως αναλύεται και στην ενότητα 4.1, στην παρούσα διατριβή οι όροι διαλογικά συστήματα και συνομιλιακοί πράκτορες θεωρούνται πρακτικά ισοδύναμοι και χρησιμοποιούνται ανάλογα με το εκάστοτε πλαίσιο.



Σχήμα 2.1: Ροή βασικών εννοιών: από τους νευρώνες στο GPT, με τελική αξιοποίηση σε διαλογικά συστήματα/πράκτορες.

Πριν από την έλευση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων, τα διαλογικά συστήματα βασίζονταν κυρίως σε κανόνες (rule-based) και σε συμβολικές μεθόδους της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing – NLP). Τα συστήματα αυτά λειτουργούν με βάση καθορισμένους κανόνες, λεξικά και γλωσσικά πρότυπα (patterns), μέσω των οποίων αναγνωρίζουν συγκεκριμένες δομές λόγου και αντιστοιχούν τυποποιημένες αποκρίσεις. Παρά τη χρησιμότητά τους σε ελεγχόμενα ή περιορισμένα περιβάλλοντα παρουσιάζουν περιορισμούς ως προς την κατανόηση συμφραζομένων, τη γλωσσική

ευελιξία και την προσαρμογή σε νέες ή απρόβλεπτες εισόδους. Επιπλέον, η ανάπτυξη και συντήρησή τους απαιτεί σημαντική χειροκίνητη παρέμβαση και ειδική τεχνογνωσία. Οι περιορισμοί αυτοί οδήγησαν στην ανάγκη για περισσότερο αυτόνομες, γενικεύσιμες και επεκτάσιμες λύσεις, όπως αυτές που προσφέρουν τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα.

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα αποτελούν μία από τις πιο σημαντικές τεχνολογίες στον χώρο της Τεχνητής Νοημοσύνης. Η χρήση τους έχει ανοίξει νέες δυνατότητες στη δημιουργία κειμένου και στην κατανόηση της ανθρώπινης γλώσσας. Τα LLMs βασίζονται σε τεχνικές βαθιάς μάθησης και μπορούν να παράγουν κείμενα υψηλής ποιότητας, που χαρακτηρίζονται από φυσικότητα και συνοχή. Επίσης, είναι ικανά να επεξεργάζονται μεγάλα σύνολα γλωσσικών δεδομένων και να επιλύουν προβλήματα που απαιτούν ανάλυση και κατανόηση κειμένου υψηλής πολυπλοκότητας. Οι πρόσφατες εξελίξεις στους Μετασχηματιστές (Transformers) και στις μεθόδους εκπαίδευσης έχουν ενισχύσει σημαντικά τις επιδόσεις των LLMs, καθιστώντας τα ικανά να ανταποκρίνονται αποτελεσματικά σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως η αυτόματη μετάφραση, η ανάλυση συναισθήματος, η επιστημονική έρευνα και η υποστήριξη στη λήψη αποφάσεων. Η ανάπτυξη αυτών των μοντέλων βασίζεται σε εντατική και διαρκή ερευνητική προσπάθεια, η οποία επικεντρώνεται στη μαθηματική μοντελοποίηση, στην αύξηση της ποσότητας και την βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων εκπαίδευσης, στην αύξηση του αριθμού των παραμέτρων, καθώς και στη σχεδίαση πιο αποδοτικών αλγορίθμων.

Το κεφάλαιο ξεκινά με τη μελέτη του τεχνητού νευρώνα (ενότητα 2.2), ο οποίος αποτελεί τη βάση για την κατανόηση των σύγχρονων νευρωνικών δικτύων. Ο τεχνητός νευρώνας σχεδιάστηκε με έμπνευση από τους βιολογικούς νευρώνες και παρουσιάστηκε πρώτη φορά το 1958 από τον Frank Rosenblatt με το μοντέλο Perceptron. Η δομή του περιλαμβάνει εισόδους, βάρη, έναν όρο μεροληψίας (bias) και μια συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία εφαρμόζεται στον γραμμικό συνδυασμό των εισόδων και εισάγει μη γραμμικότητα στο σύστημα, επιτρέποντας την παραγωγή δυαδικών ή συνεχών εξόδων. Ωστόσο, το αρχικό Perceptron είχε σημαντικούς περιορισμούς, αφού μπορούσε να λύσει μόνο γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα. Το γεγονός αυτό έγινε εμφανές από τους Minsky και Papert, οι οποίοι παρουσίασαν ως παράδειγμα το πρόβλημα XOR. Παρακάτω παρουσιάζοντα οι θεμελιώδεις έννοιες του τεχνητού νευρώνα, συνοδευόμενες από πλήρη μαθηματική ανάλυση και γεωμετρική ερμηνεία, οι οποίες είναι απαραίτητες για τη βαθύ-

τερη κατανόηση των αρχιτεκτονικών που αξιοποιούνται σήμερα στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα.

Στη συνέχεια του κεφαλαίου, αναλύεται η μετάβαση από τους απλούς τεχνητούς νευρώνες στα νευρωνικά δίκτυα (ενότητα 2.3), τα οποία επέκτειναν σημαντικά τις δυνατότητες των αρχικών μοντέλων. Τα Πολυεπίπεδα Νευρωνικά Δίκτυα (Multi-Layer Perceptrons - MLPs) αποτέλεσαν ένα σημαντικό βήμα, καθώς επέτρεψαν την επίλυση προβλημάτων που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Τα δίκτυα αυτά χρησιμοποιούν έναν συνδυασμό από γραμμικούς και μη γραμμικούς μετασχηματισμούς, δίνοντας τη δυνατότητα να μοντελοποιούν σύνθετες σχέσεις και να γενικεύουν σε διαφορετικά είδη δεδομένων. Τα MLPs εκπαιδεύονται αποτελεσματικά μέσω του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης, ο οποίος ελαχιστοποιεί το σφάλμα προσαρμόζοντας τα βάρη και τις μεροληψίες των νευρώνων με τη μέθοδο της στοχαστικής μείωσης της κλίσης. Αν και αρχικά τα δίκτυα αυτά εφαρμόζονταν κυρίως σε απλές περιπτώσεις, αποτέλεσαν τη βάση για πιο σύνθετες αρχιτεκτονικές, όπως τους Μετασχηματιστές, που σήμερα χρησιμοποιούνται ευρέως στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα. Το κεφάλαιο παρουσιάζει επίσης τη σημασία του Θεωρήματος Καθολικής Σύγκλισης, το οποίο διασφαλίζει ότι τα MLPs, υπό κατάλληλες συνθήκες, έχουν τη θεωρητική δυνατότητα να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση με επιθυμητή ακρίβεια.

Ένα σημαντικό βήμα στη χρήση νευρωνικών δικτύων για την επεξεργασία της γλώσσας ήταν η ανάπτυξη του GPT. Το GPT (ενότητα 2.4) εισήγαγε μια νέα προσέγγιση στην κατασκευή γλωσσικών μοντέλων, συνδυάζοντας τους Μετασχηματιστές με προεκπαίδευση σε πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων. Η βασική του αρχή είναι η αυτοπαλινδρομική πρόβλεψη, δηλαδή η διαδοχική πρόβλεψη της επόμενης λέξης ή φράσης ενός κειμένου, χρησιμοποιώντας τη γνώση της γλωσσικής δομής που αποκτήθηκε κατά την εκπαίδευση. Η ανάπτυξη του GPT αποτέλεσε σημαντικό βήμα για τη δημιουργία μοντέλων που κατανοούν και παράγουν κείμενα με φυσικότητα και συνοχή που προσεγγίζει την ανθρώπινη γραφή, ανοίγοντας τον δρόμο για πληθώρα εφαρμογών.

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται σε βάθος η αρχιτεκτονική των Μετασχηματιστών (ενότητα 2.4.5), οι οποίοι αποτελούν τον πυρήνα των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Οι Μετασχηματιστές εισήγαγαν μια ριζικά διαφορετική προσέγγιση στην επεξεργασία ακολουθιακών δεδομένων, εγκαταλείποντας τις παραδοσιακές μεθόδους που βασίζονταν στα

Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNNs) και τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs). Αντί αυτών, στηρίζονται αποκλειστικά στον μηχανισμό προσοχής (Attention Mechanism), ο οποίος καθορίζει το πλαίσιο κάθε λέξης με βάση τη σχέση της με όλες τις άλλες λέξεις της ακολουθίας. Αυτό γίνεται μέσω των βαθμολογιών προσοχής (attention scores), που αυξάνουν τη σημασία των σχετικών λέξεων και μειώνουν την επίδραση εκείνων που δεν είναι χρήσιμες. Οι πληροφορίες που προκύπτουν περνούν μέσα από νευρωνικά δίκτυα, τα οποία εφαρμόζονται διαδοχικά για να εμπλουτίσουν τις αναπαραστάσεις της ακολουθίας. Ο Μετασχηματιστής περιλαμβάνει πολλά τέτοια επίπεδα προσοχής και επεξεργασίας, επιτρέποντας την εξαγωγή ιεραρχικών πληροφοριών και καθιστώντας τον ιδιαίτερα αποτελεσματικό για πολύπλοκα γλωσσικά καθήκοντα.

Μία από τις πιο εντυπωσιακές ικανότητες των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων είναι η ικανότητά τους να αποθηκεύουν (ενότητα 2.5.1) και να ανακτούν γνώση (ενότητα 2.5.2), κάτι που τους επιτρέπει να παράγουν απαντήσεις με ακρίβεια και συνάφεια. Στο κεφάλαιο αυτό εξετάζεται πώς τα LLMs αποθηκεύουν πληροφορίες κατά την εκπαίδευσή τους και πώς τις ανακτούν δυναμικά όταν καλούνται να απαντήσουν σε ερωτήσεις ή να λύσουν πολύπλοκα προβλήματα.

Η αποθήκευση της γνώσης σχετίζεται άμεσα με τη διαδικασία εκπαίδευσης, κατά την οποία τα παραδείγματα από τα δεδομένα ενσωματώνονται στα βάρη του νευρωνικού δικτύου. Μέσα από αυτή τη διαδικασία, το μοντέλο "μαθαίνει" όχι μόνο τη δομή της γλώσσας αλλά και μια ευρεία γκάμα πληροφοριών για τον κόσμο. Η γνώση αυτή είναι διασκορπισμένη στο δίκτυο και μπορεί να ανακληθεί όταν ενεργοποιηθούν οι κατάλληλοι νευρώνες.

Η ανάκτηση της γνώσης γίνεται μέσω της χρήσης προτροπών (prompting), οι οποίες καθοδηγούν το μοντέλο να επικεντρωθεί σε συγκεκριμένα στοιχεία από όσα έχει μάθει. Ο μηχανισμός προσοχής των Μετασχηματιστών παίζει κεντρικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία, επιτρέποντας στο μοντέλο να εντοπίζει και να συνδυάζει σχετικές πληροφορίες από διαφορετικά σημεία του δικτύου. Έτσι, τα LLMs μπορούν να προσαρμόζονται σε νέα ερωτήματα ή συνθήκες χωρίς να χρειάζονται νέα εκπαίδευση.

Τέλος, στο κλείσιμο του κεφαλαίου αναλύονται οι κύριες προκλήσεις που αντιμετωπίζουν τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα. Μεταξύ αυτών περιλαμβάνονται τα φαινόμενα «παραισθήσεων» (hallucinations), δηλαδή η παραγωγή λανθασμένων ή ανυπόστα-

των πληροφοριών, η περιορισμένη λειτουργική μνήμη που δυσχεραίνει την κατανόηση μεγάλων συμφραζομένων, καθώς και η απουσία πραγματικής κατανόησης του περιεχομένου, η οποία περιορίζει τη δυνατότητα αυθεντικού συλλογισμού και ερμηνείας.

2.2 Νευρώνες

2.2.1 Ιστορική Αναδρομή

Η ανάπτυξη του Τεχνητού Νευρώνα (Perceptron)[1] από τον Frank Rosenblatt το 1958 αποτέλεσε ένα ορόσημο στην έρευνα των υπολογιστικών μοντέλων που μιμούνται τη λειτουργία του εγκεφάλου. Στο θεμελιώδες άρθρο του, "The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain" [2], περιέγραψε ένα απλό γραμμικό μοντέλο ταξινόμησης. Το μοντέλο αυτό βασίζεται στη σταθμισμένη άθροιση των εισόδων και στη χρήση μιας συνάρτησης ενεργοποίησης που παράγει μια δυαδική απόφαση (Ναι/Όχι).

Ο τεχνητός νευρώνας βασίζεται στη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων, οι οποίοι παράγουν σήματα εξόδου όταν η συνολική διέγερση από τα εισερχόμενα σήματα υπερβαίνει ένα κρίσιμο κατώφλι. Κατ' αναλογία, ένας τεχνητός νευρώνας παράγει προβλέψεις εφαρμόζοντας μια γραμμική συνάρτηση απόφασης όπου τα εισερχόμενα δεδομένα πολλαπλασιάζονται με βάρη (weights), αθροίζονται, και το άθροισμα συγκρίνεται με ένα κατώφλι ενεργοποίησης για να παραχθεί δυαδική έξοδος (π.χ. 0/1 ή Ναι/Όχι).

Ωστόσο, το μοντέλο αυτό είχε σοβαρούς περιορισμούς. Όπως αναφέραμε, οι Minsky και Papert ανέδειξαν στο βιβλίο τους "Perceptrons" [3], τα μοντέλα αυτά δεν μπορούσαν να επιλύσουν προβλήματα που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, όπως η συνάρτηση XOR. Η αποτυχία επίλυσης μη γραμμικών προβλημάτων, κατά τη δεκαετία του 1970, σε συνδυασμό με την έλλειψη ισχυρών υπολογιστικών πόρων εκείνη την εποχή, οδήγησε στη μείωση του ενδιαφέροντος για τους τεχνητούς νευρώνες [4]. Παρόλα αυτά, τη δεκαετία του 1980 η έρευνα αναζωπυρώθηκε χάρη στην ανάπτυξη του αλγορίθμου *οπισθοδιάδο-*

[1] Ο όρος Perceptron, που εισήγαγε ο Frank Rosenblatt για τον τεχνητό νευρώνα, έχει μεταφραστεί από ορισμένους Έλληνες συγγραφείς ως «Αντίληπτρο». Στη παρούσα μελέτη, χρησιμοποιείται ο ευρύτερα διαδεδομένος όρος «τεχνητός νευρώνας» ή απλώς «νευρώνας». Προκειμένου να αποφευχθεί η σύγχυση με τους βιολογικούς νευρώνες, οι τελευταίοι θα αναφέρονται πάντα συνοδευόμενοι από τον προσδιορισμό «βιολογικοί».

σης (backpropagation) από τους Rumelhart, Hinton, και Williams [5]. Ο νέος αλγόριθμος επέτρεψε την αποτελεσματική εκπαίδευση πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων (Multilayer Perceptrons ή MLPs), ξεπερνώντας τους περιορισμούς των απλών μοντέλων.

Η μαθηματική θεμελίωση του τεχνητού νευρώνα βασίζεται στην απεικόνιση:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b\right),$$

όπου f είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης, w_i τα βάρη και b η μεροληψία (bias). Η έκφραση αυτή αποτέλεσε την πρώτη προσπάθεια ποσοτικοποίησης της διαδικασίας μάθησης με βάση την προσαρμογή των βαρών. Η ιδέα αυτή συνεχίζει να καθοδηγεί τις σύγχρονες τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως η στοχαστική μείωση κλίσης (stochastic gradient descent - SGD), που χρησιμοποιείται εκτενώς στα νευρωνικά δίκτυα [6].

Ο τεχνητός νευρώνας παραμένει θεμελιώδες εργαλείο στη μελέτη των αρχών της τεχνητής νοημοσύνης. Παρά την εξέλιξη των αρχιτεκτονικών, η απλότητά του το καθιστά βασικό στοιχείο της μηχανικής μάθησης και σήμερα θεωρείται σημείο εκκίνησης για τη μελέτη πολύπλοκων αρχιτεκτονικών.

2.2.2 Βασική Αρχιτεκτονική του Τεχνητού Νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας δέχεται n εισόδους $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$, οι οποίες αναπαριστούν τα χαρακτηριστικά των δεδομένων προς επεξεργασία. Οι είσοδοι αυτές μπορεί να προέρχονται από διάφορες πηγές, όπως αριθμητικά δεδομένα, εικόνες ή λέξεις, ανάλογα με το πρόβλημα που επιλύεται. Για παράδειγμα, στην αναγνώριση εικόνων, οι είσοδοι αντιπροσωπεύουν τις τιμές των pixel, ενώ στη γλωσσική επεξεργασία, αντιστοιχούν σε αριθμητικοποιημένες λέξεις [7].

Σε κάθε είσοδο x_i αντιστοιχεί ένα βάρος w_i (με $i = 1, \ldots, n$), το οποίο καθορίζει τη σημασία της συγκεκριμένης εισόδου στη διαδικασία λήψης απόφασης. Τα βάρη είναι αριθμητικές τιμές που τροποποιούνται κατά την εκπαίδευση του μοντέλου, με στόχο να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα. Η συνολική συνεισφορά των εισόδων υπολογίζεται ως το

σταθμισμένο άθροισμά τους, το οποίο περιγράφεται μαθηματικά ως:

$$z = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i.$$

Επιπλέον, εισάγεται η παράμετρος της μεροληψίας (b), η οποία λειτουργεί ως πρόσθετος όρος για τη μετατόπιση της συνάρτησης ενεργοποίησης.

$$z = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b. \tag{2.1}$$

Αυτή η παράμετρος επιτρέπει στον νευρώνα να χειρίζεται πιο περίπλοκες περιπτώσεις, μεταβάλλοντας το κατώφλι λήψης απόφασης ανεξάρτητα από τις τιμές των εισόδων [8].

Η συνολική μαθηματική διατύπωση του τεχνητού νευρώνα περιλαμβάνει τη χρήση μιας συνάρτησης ενεργοποίησης $f(z)$, η οποία εφαρμόζεται στο σταθμισμένο άθροισμα και τη μεροληψία. Η τελική έξοδος y δίνεται από τη σχέση:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b\right), \tag{2.2}$$

Η συνάρτηση ενεργοποίησης $f(z)$ είναι υπεύθυνη για τη λήψη της απόφασης και συνήθως χρησιμοποιείται η συνάρτηση Heaviside, η οποία συμβολίζεται με $H(z)$ και ορίζεται ως:

$$H(z) = \begin{cases} 1 & \text{αν } z \geq 0, \\ 0 & \text{αν } z < 0. \end{cases} \tag{2.3}$$

Η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης παίζει σημαντικό ρόλο, καθώς επηρεάζει άμεσα την ικανότητα του μοντέλου να μαθαίνει από δεδομένα και να γενικεύει σε άγνωστα σύνολα δεδομένων [7].

Η βασική δομή ενός νευρώνα μπορεί να παρασταθεί μέσω ενός διαγράμματος (σχήμα 2.2), όπου:

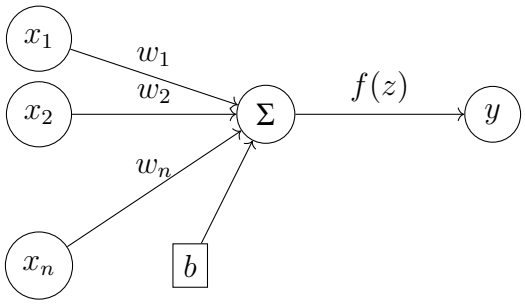
- Οι είσοδοι $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ αναπαρίστανται ως κόμβοι ή κύκλοι στο αριστερό μέρος του διαγράμματος.
- Κάθε είσοδος συνδέεται μέσω μιας γραμμής (ακμής) με τον επεξεργαστικό κόμβο

(νευρώνα), ο οποίος αντιπροσωπεύει τη λειτουργία του.

- Κάθε γραμμή συνοδεύεται από το αντίστοιχο βάρος $(w_1, w_2, \ldots, w_n)$, που δείχνει τη σημασία κάθε εισόδου.
- Η μεροληψία (b) αναπαρίσταται συνήθως ως ένας ανεξάρτητος όρος που προστίθεται στον επεξεργαστικό κόμβο.
- Η συνάρτηση ενεργοποίησης απεικονίζεται εντός του κόμβου του νευρώνα, ενώ η έξοδος (y) βρίσκεται στο δεξί μέρος του διαγράμματος.

Η σχεδίαση του νευρώνα επηρεάστηκε άμεσα από τη βιολογική νευροφυσιολογία και τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων στον ανθρώπινο εγκέφαλο (σχήμα 2.3). Ένας βιολογικός νευρώνας αποτελείται από τρία βασικά μέρη: τους δενδρίτες, το σώμα του κυττάρου (κυτταρικό σώμα ή σωματίδιο) και τον άξονα.

- **Δενδρίτες**: Οι δενδρίτες λαμβάνουν ηλεκτρικά σήματα από άλλους βιολογικούς νευρώνες. Στον τεχνητό νευρώνα, αυτή η διαδικασία αντιστοιχεί στις εισόδους $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$, οι οποίες μεταφέρουν πληροφορίες στο μοντέλο για επεξεργασία.
- **Κυτταρικό σώμα**: Το κυτταρικό σώμα επεξεργάζεται τα σήματα που λαμβάνονται από τους δενδρίτες, συνδυάζοντας τις εισερχόμενες πληροφορίες. Η διαδικασία αυτή αντιστοιχεί στο σταθμισμένο άθροισμα εισόδων και βαρών στο τεχνητό νευρώνα, ο οποίος υπολογίζεται από τη σχέση 2.1



Σχήμα 2.2: Γραφική αναπαράσταση ενός νευρώνα. Οι είσοδοι $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ σταθμίζονται με τα αντίστοιχα βάρη $(w_1, w_2, \ldots, w_n)$ και, μαζί με τη μεροληψία (b), υποβάλλονται σε επεξεργασία από τη συνάρτηση ενεργοποίησης $f(z)$ για να παραχθεί η τελική έξοδος (y).

- **Άξονας**: Ο άξονας μεταφέρει το τελικό σήμα σε άλλους νευρώνες μέσω της σύναψης. Στον τεχνητό νευρώνα, η συνάρτηση ενεργοποίησης $f(z)$ προσομοιώνει τη διαδικασία αυτή, αποφασίζοντας αν θα "ενεργοποιήσει" ή όχι τον νευρώνα, δηλαδή αν η έξοδος θα είναι 1 ή 0.

Ακριβώς όπως ένας βιολογικός νευρώνας ενισχύει ή μειώνει την επίδραση ενός σήματος μέσω των συνάψεων, ο τεχνητός νευρώνας χρησιμοποιεί τα βάρη $(w_1, w_2, \ldots, w_n)$ για να καθορίσει τη σημασία κάθε εισόδου. Τα βάρη αυτά μπορούν να προσαρμοστούν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, επιτρέποντας στο μοντέλο να "μαθαίνει" από τα δεδομένα.

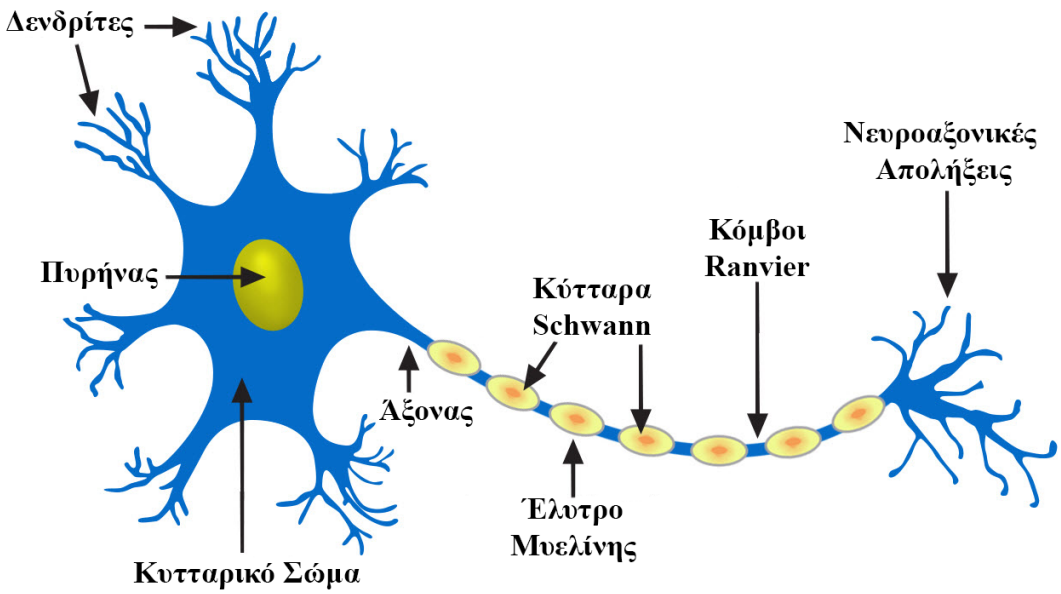
Επιπλέον, η μεροληψία (b) μπορεί να θεωρηθεί αντίστοιχη με το κατώφλι διέγερσης ενός βιολογικού νευρώνα, δηλαδή την ελάχιστη ποσότητα διέγερσης που απαιτείται για να ενεργοποιηθεί ο βιολογικός νευρώνας. Αυτή η παράμετρος επιτρέπει στους τεχνητούς νευρώνες να αντιμετωπίζουν πιο περίπλοκες καταστάσεις, εξασφαλίζοντας ότι η απόφαση λήψης εξαρτάται όχι μόνο από τις εισόδους, αλλά και από το "περιβάλλον" στο οποίο λειτουργεί.

Η συσχέτιση αυτή καθιστά τον τεχνητό νευρώνα ένα θεμελιώδες μοντέλο για την κατανόηση της σχέσης μεταξύ τεχνητής και βιολογικής νοημοσύνης. Παρόλο που είναι απλό σε σύγκριση με τις σύγχρονες δομές νευρωνικών δικτύων, ο τεχνητός νευρώνας παρέχει μια πρώιμη αλλά σημαντική γέφυρα μεταξύ της νευροεπιστήμης και της τεχνητής νοημοσύνης [8].

2.2.3 Η Γεωμετρική Ερμηνεία του Νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας αποτελεί ένα μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιεί μια γραμμή, γνωστή ως ευθεία διαχωρισμού, για να διαχωρίσει σημεία δεδομένων που ανήκουν σε δύο διαφορετικές κατηγορίες. Για να κατανοηθεί αυτή η διαδικασία, θα εξετάσουμε ένα υποθετικό παράδειγμα δύο συνόλων δεδομένων A και B, τα οποία αντιστοιχούν σε σημεία στο καρτεσιανό επίπεδο.

Παράδειγμα 2.2.1. Έστω ότι το σύνολο A περιλαμβάνει δεδομένα που αντιπροσωπεύουν άνδρες, ενώ το σύνολο B αντιπροσωπεύει γυναίκες. Τα δεδομένα αυτά περιλαμβάνουν δύο χαρακτηριστικά: το βάρος (στον οριζόντιο άξονα x_1) και το ύψος (στον κα-



Σχήμα 2.3: Διάγραμμα του νευρικού ιστού που δείχνει τη δομή ενός βιολογικού νευρώνα [1].

τακόρυφο άξονα x_2). Παρόλο που στην πραγματικότητα άνδρες και γυναίκες δεν είναι απόλυτα γραμμικά διαχωρίσιμοι ως προς αυτά τα χαρακτηριστικά, για λόγους απλότητας, θεωρούμε μια ιδανική περίπτωση, όπου τα δεδομένα αυτά είναι γραμμικά διαχωρίσιμα (σχήμα 2.4).

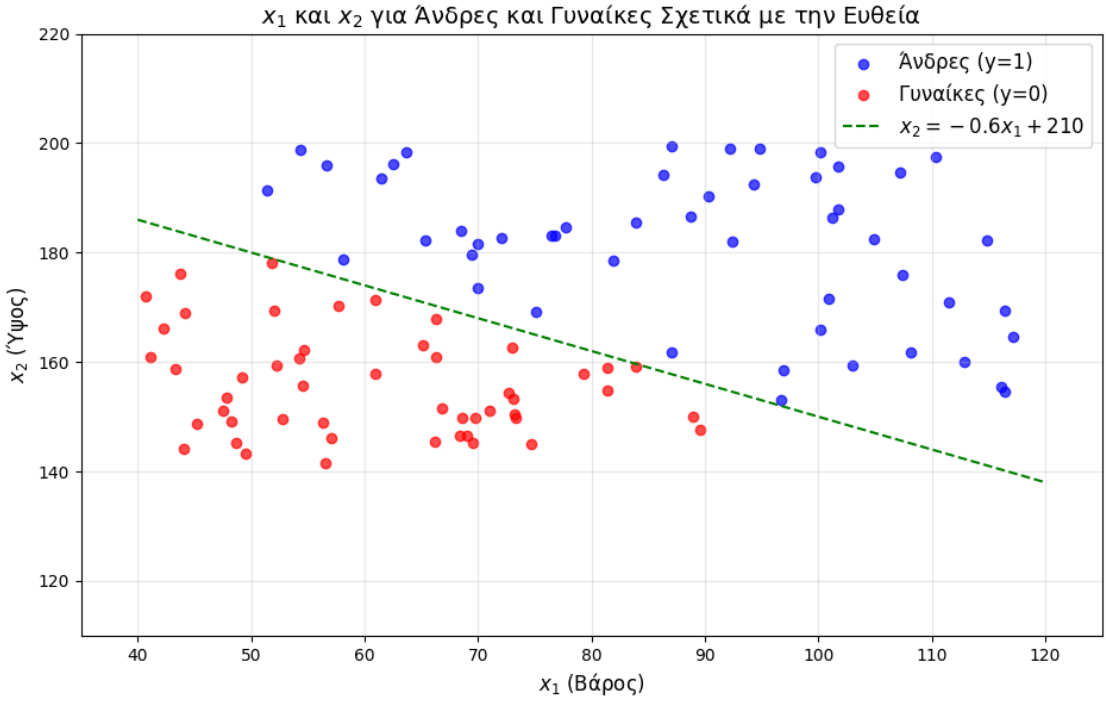
Για τις ανάγκες του παραδείγματος, τα δεδομένα κατασκευάστηκαν με βάση την ευθεία διαχωρισμού

$$x_2 = -0.6x_1 + 210.$$

Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε κώδικας Python (Κώδικας: Β′.1) για να δημιουργηθούν τυχαία σημεία που αντιπροσωπεύουν άνδρες και γυναίκες. Τα σημεία που βρίσκονται πάνω από την ευθεία αντιστοιχούν σε άνδρες, ενώ αυτά που βρίσκονται κάτω από την ευθεία αντιστοιχούν σε γυναίκες. Ο κώδικας διασφαλίζει ότι τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, ώστε να απλοποιηθεί η κατανόηση της λειτουργίας του τεχνητού νευρώνα.

Η ευθεία $x_2 = -0.6x_1 + 210$ μπορεί να ξαναγραφτεί στη γενική μορφή:

$$0.6x_1 + x_2 - 210 = 0,$$



Σχήμα 2.4: Γράφημα που δείχνει τα δεδομένα ύψους και βάρους για άνδρες και γυναίκες σε σχέση με την ευθεία διαχωρισμού $x_2 = -0.6x_1 + 210$. Τα μπλε σημεία αντιπροσωπεύουν άνδρες (άνω της ευθείας), ενώ τα κόκκινα σημεία αντιπροσωπεύουν γυναίκες (κάτω της ευθείας). Η ευθεία διαχωρισμού λειτουργεί ως οπτική απεικόνιση γραμμικής διαχωρισιμότητας.

η οποία αντιστοιχεί στη μαθηματική διατύπωση της εξίσωσης

$$z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + b = 0.$$

Στην περίπτωσή μας:

$$w_1 = 0.6, \quad w_2 = 1, \quad b = -210.$$

Αυτή η μορφή αποτελεί ουσιαστικά τη μεταβλητή z του νευρώνα (σχέση 2.1), καθώς επιτρέπει τον άμεσο υπολογισμό της εξόδου y βάσει του z.

Όταν ένα σημείο (x_1, x_2) βρίσκεται πάνω από την ευθεία, ανήκει δηλαδή στην ομάδα των ανδρών, τότε το σταθμισμένο άθροισμα z είναι θετικό $(z > 0)$. Σε αυτή την περί-

πτωση, η έξοδος του νευρώνα είναι:

$$y = H(z) = 1.$$

Αντίθετα, όταν το σημείο (x_1, x_2) βρίσκεται κάτω από την ευθεία, ανήκει δηλαδή στην ομάδα των γυναικών, το z είναι αρνητικό $(z < 0)$, και η έξοδος είναι:

$$y = H(z) = 0.$$

Η απλή αυτή αρχή δείχνει ότι ο νευρώνας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση δεδομένων, με βάση τη θέση τους ως προς την ευθεία διαχωρισμού. □

Στη γενική περίπτωση όπου η είσοδος λαμβάνει n τιμές, η μαθηματική έκφραση του νευρώνα 2.1 με χρήση διανυσμάτων παίρνει τη μορφή:

$$z = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0 \tag{2.4}$$

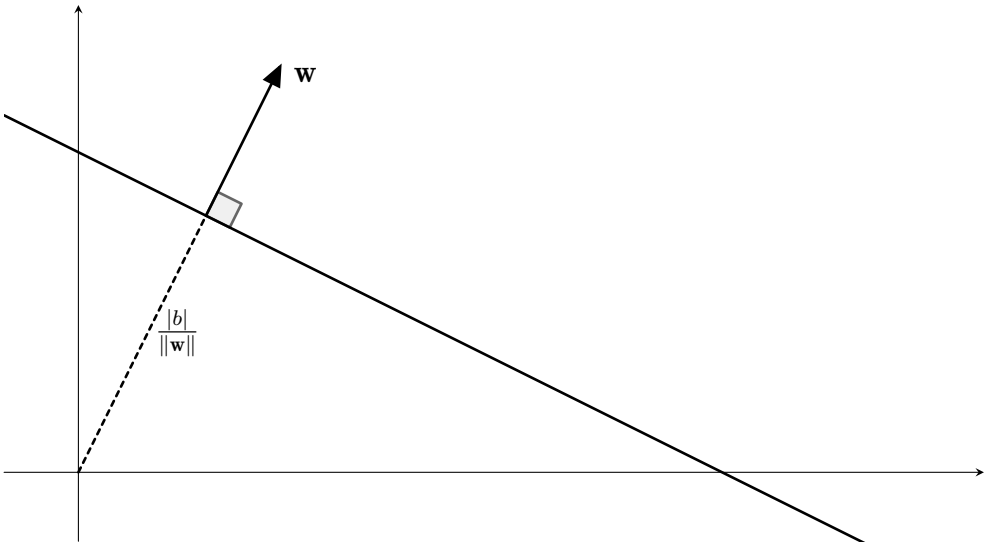
και μπορεί να ερμηνευτεί γεωμετρικά ως ο ορισμός ενός υπερεπιπέδου (hyperplane) στον n-διάστατο χώρο χαρακτηριστικών $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$. Στην περίπτωση $n = 2$, το υπερεπίπεδο αντιστοιχεί σε μια ευθεία στο επίπεδο, ενώ για $n = 3$ σε ένα επίπεδο στο χώρο. Σε ανώτερες διαστάσεις $(n > 3)$, το σύνολο

$$\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0\}$$

ονομάζεται υπερεπίπεδο και διαχωρίζει τον χώρο σε δύο ημιχώρους:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b > 0 \quad \text{και} \quad \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b < 0.$$

Διάνυσμα βαρών (w): Το διάνυσμα **w** είναι κάθετο (normal vector) στο υπερεπίπεδο. Η διεύθυνση του **w** καθορίζει τον προσανατολισμό και την κλίση του υπερεπιπέδου, ενώ παράλληλα επηρεάζει το περιθώριο της ταξινόμησης, δηλαδή πόσο «απότομα» μεταβάλ-



Σχήμα 2.5: Η ευθεία διαχωρισμού, το κάθετο διάνυσμα **w**, και η απόσταση της ευθείας από την αρχή των αξόνων.

λεται η απόκριση γύρω από το όριο απόφασης.

Μεροληψία (b): Ο όρος b εκφράζει τη θέση του υπερεπιπέδου σε οποιοδήποτε σημείο του χώρου. Συγκεκριμένα, εάν $\|\mathbf{w}\| \neq 0$, η απόσταση του υπερεπιπέδου από την αρχή των αξόνων (origin) είναι $\big|b\big|/\|\mathbf{w}\|$. Αν $b = 0$, το υπερεπίπεδο διέρχεται από την αρχή των αξόνων $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ (σχήμα 2.5).

Γραμμική διαχωρισιμότητα: Εάν ένα σύνολο δεδομένων μπορεί να χωριστεί πλήρως από ένα τέτοιο υπερεπίπεδο (σχέση 2.4) χωρίς σφάλματα ταξινόμησης, τότε λέμε ότι το σύνολο είναι γραμμικά διαχωρίσιμο (linearly separable). Ο νευρώνας αξιοποιεί αυτήν ακριβώς την ιδιότητα ώστε να ξεχωρίσει δείγματα που ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις. Για τον προσδιορισμό των παραμέτρων **w** και b από πραγματικά δεδομένα, ακολουθούνται τα εξής βήματα:

- **Εκπαίδευση του νευρώνα:** Μέσω του αλγορίθμου εκπαίδευσης, τα βάρη **w** και η μεροληψία b προσαρμόζονται επαναληπτικά ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα κατά την κατηγοριοποίηση των δεδομένων.

- **Έλεγχος γραμμικής διαχωρισιμότητας:** Αν τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, ο νευρώνας συγκλίνει σε μία λύση. Σε διαφορετική περίπτωση, απαιτούνται πιο σύνθετα μοντέλα (όπως πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα).

2.2.4 Εκπαίδευση του Νευρώνα

Η διαδικασία εκπαίδευσης ενός νευρώνα στοχεύει στον προσδιορισμό των παραμέτρων $\mathbf{w}$ και b έτσι ώστε το μοντέλο να ταξινομεί με ακρίβεια τα δεδομένα εισόδου. Ο κλασικός κανόνας εκπαίδευσης (Perceptron Learning Rule) διατυπώνεται ως εξής:

1. **Αρχικοποίηση:** Θέτουμε τις τιμές $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{0}$ (ή μικρές τυχαίες τιμές) και $b \leftarrow 0$.

2. **Παρουσίαση δεδομένων:** Για κάθε δείγμα $(\mathbf{x}^{(i)}, y^{(i)})$, όπου $y^{(i)} \in \{0, 1\}$ ή $\{-1, +1\}$ ανάλογα με τη σύμβαση:

   (α′) Υπολογίζουμε την έξοδο:

   $$\hat{y}^{(i)} = \begin{cases} 1, & \text{αν } \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}^{(i)} + b \geq 0, \\ 0, & \text{διαφορετικά.} \end{cases}$$

   (β′) **Ενημέρωση βαρών:** Εάν η ταξινόμηση είναι λανθασμένη, δηλαδή $\hat{y}^{(i)} \neq y^{(i)}$, τότε προσαρμόζουμε τα βάρη και την μεροληψία ως:

   $$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \eta\big(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\big)\mathbf{x}^{(i)}, \quad b \leftarrow b + \eta\big(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\big),$$

   όπου $\eta > 0$ είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate).

3. **Επανάληψη:** Επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία (συχνά σε πολλαπλές διελεύσεις των ίδιων δεδομένων) έως ότου είτε όλα τα δείγματα ταξινομηθούν σωστά είτε συμπληρωθεί μέγιστος αριθμός επαναλήψεων.

Η λογική πίσω από τον κανόνα εκπαίδευσης έγκειται στο γεγονός ότι, όταν ένα δείγμα $\mathbf{x}^{(i)}$ ταξινομείται λανθασμένα, σημαίνει ότι δεν ικανοποιεί την ανισότητα

$$y^{(i)}\big(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}^{(i)} + b\big) \geq 0.$$

Εάν $y^{(i)} = 1$ αλλά $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}^{(i)} + b < 0$, τότε θέλουμε να αυξήσουμε το εσωτερικό γινόμενο, οπότε προσθέτουμε το διάνυσμα $\eta\mathbf{x}^{(i)}$ στο $\mathbf{w}$. Αντιστρόφως, αν $y^{(i)} = 0$ (ή -1) και $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}^{(i)} + b \geq 0$, το εσωτερικό γινόμενο πρέπει να μειωθεί, οπότε αφαιρούμε $\eta\mathbf{x}^{(i)}$.

Με αυτόν τον μηχανισμό, ο νευρώνας διορθώνει τα βάρη και την μεροληψία κάθε φορά που εντοπίζει ένα σφάλμα, οδηγώντας σταδιακά σε ένα διαχωριστικό υπερεπίπεδο που μετακινείται έτσι ώστε να χωρέσει καλύτερα τα δεδομένα.

2.2.5 Θεώρημα Σύγκλισης

Ένα από τα σημαντικότερα αποτελέσματα του κλασικού τεχνητού νευρώνα είναι το Θεώρημα Σύγκλισης. Το θεώρημα αυτό ορίζει ότι εάν το σύνολο δεδομένων είναι γραμμικά διαχωρίσιμο, τότε ο αλγόριθμος εκπαίδευσης θα τερματίσει έπειτα από πεπερασμένο αριθμό βημάτων, επιστρέφοντας ένα σύνολο παραμέτρων $\mathbf{w}, b$ που διαχωρίζει πλήρως τα δεδομένα.

Θεώρημα 2.2.1. *(Θεώρημα Σύγκλισης) Έστω ότι υπάρχει ένας διαχωριστής $\mathbf{w}^\star, b^\star$ τέτοιος ώστε, για κάθε δείγμα $(\mathbf{x}^{(i)}, y^{(i)})$,*

$$y^{(i)}\left(\mathbf{w}^\star \cdot \mathbf{x}^{(i)} + b^\star\right) \geq \delta > 0,$$

όπου δ είναι ένα θετικό περιθώριο (margin). Τότε ο αλγόριθμος εκπαίδευσης θα επιστρέψει πεπερασμένο αριθμό λαθών πριν βρει μια λύση $\mathbf{w}, b$ που διαχωρίζει πλήρως όλα τα δείγματα.

Απόδειξη: **Βήμα 1: Κανονικοποίηση των ετικετών σε ± 1.** Για τεχνική διευκόλυνση, ορίζουμε

$$y_i' = \begin{cases} +1, & \text{αν } y^{(i)} = 1, \\ -1, & \text{αν } y^{(i)} = 0, \end{cases}$$

και αντίστοιχα $\hat{y}_i' = +1$ αν $\hat{y}^{(i)} = 1$, και $\hat{y}_i' = -1$ αν $\hat{y}^{(i)} = 0$. Με αυτόν τον τρόπο, τα σημεία της κλάσης 1 αντιστοιχούν σε $+1$, ενώ της κλάσης 0 σε -1. Επομένως, το σφάλμα ταξινόμησης προκύπτει όταν $y_i' \neq \hat{y}_i'$.

Βήμα 2: Κανόνας ενημέρωσης με η και $\{0, 1\}$. Στην περίπτωση που $(y^{(i)}, \hat{y}^{(i)}) = (1, 0)$, ο κανόνας γίνεται:

$$\mathbf{w}^{(t+1)} \;=\; \mathbf{w}^{(t)} + \eta\,(1-0)\,\mathbf{x}^{(i)} \;=\; \mathbf{w}^{(t)} + \eta\,\mathbf{x}^{(i)}.$$

Σε όρους y'_i, αυτό ισοδυναμεί με $\mathbf{w}^{(t+1)} = \mathbf{w}^{(t)} + \eta\,(+1)\,\mathbf{x}^{(i)}$. Αντιστρόφως, όταν $(y^{(i)}, \hat{y}^{(i)}) = (0, 1)$, τότε

$$\mathbf{w}^{(t+1)} \;=\; \mathbf{w}^{(t)} + \eta\,(0-1)\,\mathbf{x}^{(i)} \;=\; \mathbf{w}^{(t)} - \eta\,\mathbf{x}^{(i)} \;=\; \mathbf{w}^{(t)} + \eta\,(-1)\,\mathbf{x}^{(i)},$$

που σε όρους y'_i είναι $\mathbf{w}^{(t+1)} = \mathbf{w}^{(t)} + \eta\,(-1)\,\mathbf{x}^{(i)}$. Με λίγα λόγια, το διανυσματικό βήμα ενημέρωσης είναι $\eta\,y'_i\,\mathbf{x}^{(i)}$ όταν υπάρχει λάθος.

Βήμα 3: Φράγμα του εσωτερικού γινόμενου με $\mathbf{w}^\star$. Υποθέτουμε ότι υπάρχει $\mathbf{w}^\star$ (και ενσωματωμένη μεροληψία $b^\star$) τέτοιο ώστε για κάθε δείγμα:

$$y'_i\left(\mathbf{w}^\star \cdot \mathbf{x}^{(i)} + b^\star\right) \;\geq\; \delta > 0.$$

Σε κάθε ενημέρωση του νευρώνα, έχουμε

$$\mathbf{w}^{(t+1)} \;=\; \mathbf{w}^{(t)} + \eta\,y'_i\,\mathbf{x}^{(i)}.$$

Λαμβάνοντας το εσωτερικό γινόμενο με $\mathbf{w}^\star$, προκύπτει:

$$\mathbf{w}^{(t+1)} \cdot \mathbf{w}^\star \;=\; \mathbf{w}^{(t)} \cdot \mathbf{w}^\star \;+\; \eta\,y'_i\left(\mathbf{x}^{(i)} \cdot \mathbf{w}^\star\right).$$

Εφόσον $y'_i\,(\mathbf{x}^{(i)} \cdot \mathbf{w}^\star + b^\star) \;\geq\; \delta$, και μπορούμε είτε να ενσωματώσουμε το $b^\star$ σε μία εκτεταμένη διάσταση του $\mathbf{x}^{(i)}$ είτε να τον παραλείψουμε για απλοποίηση, καταλήγουμε στο ότι

$$\mathbf{w}^{(t+1)} \cdot \mathbf{w}^\star \;\geq\; \mathbf{w}^{(t)} \cdot \mathbf{w}^\star \;+\; \eta\,\delta.$$

Επαναλαμβάνοντας μετά από T ενημερώσεις:

$$\mathbf{w}^{(T)} \cdot \mathbf{w}^\star \;\geq\; \mathbf{w}^{(0)} \cdot \mathbf{w}^\star \;+\; T\,\eta\,\delta.$$

Αν $\mathbf{w}^{(0)} = \mathbf{0}$, η παραπάνω σχέση γίνεται

$$\mathbf{w}^{(T)} \cdot \mathbf{w}^\star \;\geq\; T\,\eta\,\delta.$$

Βήμα 4: Φράγμα της νόρμας $\|\mathbf{w}^{(T)}\|$. Η νόρμα της $\mathbf{w}^{(t+1)}$ μετά από μία ενημέρωση ικανοποιεί:

$$\|\mathbf{w}^{(t+1)}\|^2 \;=\; \|\mathbf{w}^{(t)} + \eta\, y_i'\, \mathbf{x}^{(i)}\|^2 \;=\; \|\mathbf{w}^{(t)}\|^2 \;+\; 2\,\eta\, y_i'\left(\mathbf{w}^{(t)} \cdot \mathbf{x}^{(i)}\right) \;+\; \eta^2\, \|\mathbf{x}^{(i)}\|^2.$$

Ο ενδιάμεσος όρος μπορεί να μην είναι θετικός, αλλά μπορούμε να τον φράξουμε. Πάντως, εάν $\|\mathbf{x}^{(i)}\| \le R$ για όλα τα i, τότε μετά από T ενημερώσεις:

$$\|\mathbf{w}^{(T)}\|^2 \;\le\; \|\mathbf{w}^{(0)}\|^2 \;+\; T\,\eta^2\, R^2.$$

Με $\mathbf{w}^{(0)} = \mathbf{0}$, προκύπτει

$$\|\mathbf{w}^{(T)}\| \;\le\; \eta\,\sqrt{T}\,R.$$

Βήμα 5: Αντίφαση για μεγάλους αριθμούς ενημερώσεων. Από την ανισότητα Cauchy–Schwarz έχουμε:

$$\mathbf{w}^{(T)} \cdot \mathbf{w}^{\star} \;\le\; \|\mathbf{w}^{(T)}\|\;\|\mathbf{w}^{\star}\|.$$

Συνδυάζοντας με το προηγούμενο, βρίσκουμε:

$$T\,\eta\,\delta \;\le\; \mathbf{w}^{(T)} \cdot \mathbf{w}^{\star} \;\le\; \|\mathbf{w}^{(T)}\|\;\|\mathbf{w}^{\star}\| \;\le\; \eta\,\sqrt{T}\,R\,\|\mathbf{w}^{\star}\|.$$

Διαιρώντας με $\eta\,\sqrt{T}$, καταλήγουμε:

$$\sqrt{T}\,\delta \;\le\; R\,\|\mathbf{w}^{\star}\|.$$

Η παραπάνω ανισότητα δεν μπορεί να ισχύει επ' άπειρον για μεγάλες τιμές T. Επομένως, το T (ο αριθμός λανθασμένων ταξινομήσεων) είναι φραγμένο. Αυτό σημαίνει ότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης θα σταματήσει μετά από πεπερασμένο αριθμό ενημερώσεων, έχοντας βρει μια λύση $\mathbf{w}^{(T)}, b$ που διαχωρίζει πλήρως τα δεδομένα. □

2.2.6 Προσέγγιση της Ευθείας Διαχωρισμού

Παράδειγμα 2.2.2. *Συνέχεια του Παραδείγματος 2.2.1*

Στο παράδειγμα 2.2.1, δημιουργήσαμε δύο σύνολα δεδομένων A και B, που αντιπρο-

σωπεύουν άνδρες και γυναίκες αντίστοιχα. Τα δεδομένα κατασκευάστηκαν με βάση μια γνωστή ευθεία διαχωρισμού $x_2 = -0.6x_1 + 210$, με σκοπό να είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Το επόμενο βήμα είναι να εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο εκπαίδευσης στα δεδομένα αυτά, με στόχο να προσεγγίσουμε την ευθεία διαχωρισμού, αλλά αυτή τη φορά βασιζόμενοι αποκλειστικά στα ίδια τα δεδομένα.

Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης εφαρμόστηκε στα δεδομένα (Κώδικας: B′.2), προσαρμόζοντας τα βάρη $\mathbf{w} = (w_1, w_2)$ και την μεροληψία b σε κάθε πέρασμα των δεδομένων (εποχές), με σκοπό να ταξινομήσει τα σημεία με ακρίβεια. Η εκπαίδευση διήρκεσε 20 εποχές και κατέληξε στα εξής τελικά αποτελέσματα:

$$w_1 = 0.6499, \quad w_2 = 1, \quad b = -215.4011.$$

Η εξίσωση της διαχωριστικής ευθείας που προέκυψε είναι:

$$x_2 = -0.6499 \cdot x_1 + 215.4011.$$

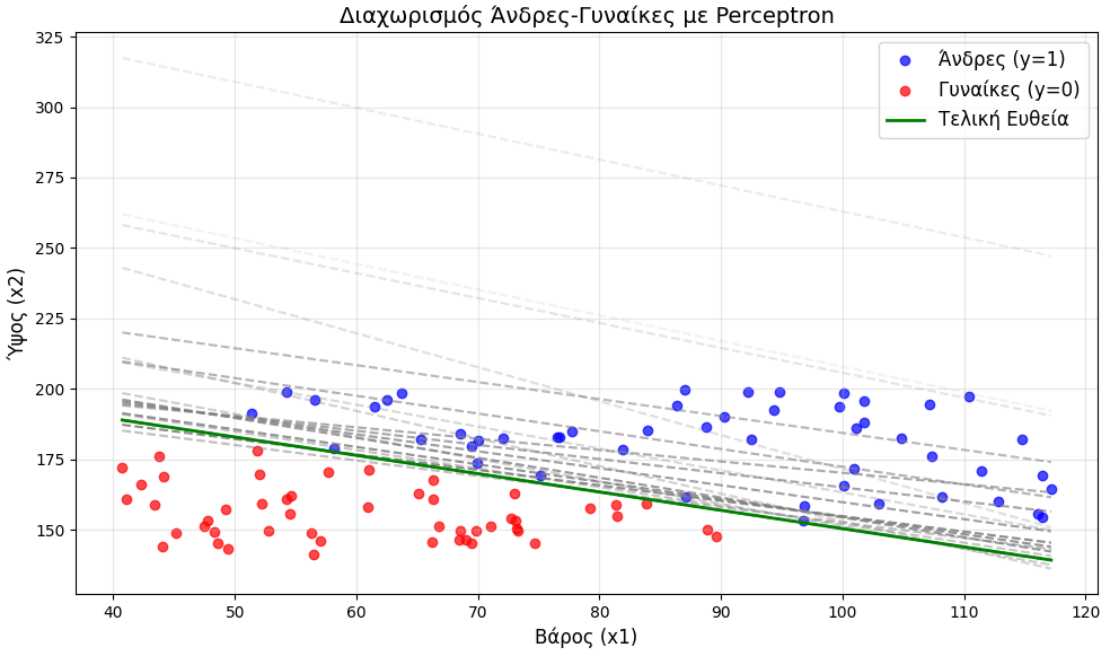
Το σχήμα 2.6 απεικονίζει τα δεδομένα, καθώς και τη διαχωριστική ευθεία που προέκυψε από την εκπαίδευση του νευρώνα. Επιπλέον, το σχήμα περιλαμβάνει τις ενδιάμεσες ευθείες που προέκυψαν κατά τη διάρκεια των εποχών, οι οποίες ξεκινούν από τυχαίες τιμές και σταδιακά προσεγγίζουν την τελική διαχωριστική ευθεία. Αυτές οι ενδιάμεσες ευθείες αποδίδονται με γκρι χρώμα, με τη διαφάνειά τους να μειώνεται καθώς αυξάνονται οι εποχές, ενώ η τελική ευθεία αποδίδεται με πράσινο χρώμα για να ξεχωρίζει.

□

2.3 Νευρωνικά Δίκτυα

2.3.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα

Παρόλο που ο τεχνητός νευρώνας αποτέλεσε ένα σημαντικό ορόσημο στην ιστορία της τεχνητής νοημοσύνης, η αδυναμία του να επιλύσει προβλήματα που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, όπως το διάσημο πρόβλημα XOR, κατέδειξε γρήγορα τους περιορισμούς του.



Σχήμα 2.6: Γράφημα των δεδομένων ύψους και βάρους για άνδρες (μπλε σημεία) και γυναίκες (κόκκινα σημεία), μαζί με την τελική ευθεία διαχωρισμού $x_2 = -0.6499 \cdot x_1 + 215.4011$ (πράσινη γραμμή) που προέκυψε από την εκπαίδευση του νευρώνα. Οι γκρι γραμμές αντιπροσωπεύουν τις ενδιάμεσες ευθείες που υπολογίστηκαν σε κάθε εποχή κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, οι οποίες πλησιάζουν σταδιακά την τελική ευθεία. Η εκπαίδευση ολοκληρώθηκε σε 20 εποχές.

Η ανάπτυξη των Πολυεπίπεδων Νευρωνικών Δικτύων[2] (MLPs) στις δεκαετίες του 1970 και του 1980 αποτέλεσε τη λύση σε αυτό το αδιέξοδο. Το σημαντικότερο βήμα προς αυτήν την κατεύθυνση ήταν η εισαγωγή του αλγορίθμου της οπισθοδιάδοσης [9], [5]. Ο αλγόριθμος αυτός επέτρεψε την εκπαίδευση πολυεπίπεδων δικτύων, καθιστώντας δυνατή την επίλυση πιο σύνθετων και μη γραμμικών προβλημάτων.

Η επιτυχία των νευρωνικών δικτύων βασίστηκε στη δυνατότητά τους να μοντελοποιούν μη γραμμικές σχέσεις και να προσεγγίζουν πολύπλοκες συναρτήσεις. Αυτή η ιδιότητα τεκμηριώθηκε περαιτέρω από το θεώρημα καθολικής προσέγγισης [10], το οποίο έδειξε ότι ένα νευρωνικό δίκτυο με επαρκή αριθμό νευρώνων και κρυφών επιπέδων μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση σε ένα συμπαγές σύνολο.

[2]Στην παρούσα ανάλυση, ο αγγλικός όρος Multi-layer (MLP) αποδίδεται στην ελληνική γλώσσα ως «Πολυεπίπεδο Νευρωνικό Δίκτυο». Ωστόσο, για λόγους συντομίας και ευκολίας, θα χρησιμοποιείται αρκετά και ο απλοποιημένος όρος «νευρωνικό δίκτυο». Αξίζει να σημειωθεί ότι, ενώ υφίστανται πολυάριθμοι τύποι νευρωνικών δικτύων (π.χ. συνελικτικά, αναδρομικά), η συγκεκριμένη μελέτη εστιάζει αποκλειστικά στο MLP. Συνεπώς, δεν δημιουργείται ασάφεια όσον αφορά την αναφορά στον τύπο του δικτύου που εξετάζεται.

Η ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων σηματοδότησε την αρχή μιας νέας εποχής για την τεχνητή νοημοσύνη, οδηγώντας σταδιακά σε πιο εξελιγμένες αρχιτεκτονικές, όπως τα συνελικτικά (CNNs) και τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα (RNNs). Ωστόσο, τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ακόμα και σήμερα βασική συνιστώσα για την ανάπτυξη των πιο σύγχρονων αρχιτεκτονικών όπως οι μετασχηματιστές (2.4.5).

Στο ακόλουθο παράδειγμα παρουσιάζεται ένα πρόβλημα μη γραμμικής διαχωρισιμότητας που αναδεικνύει τόσο τους εγγενείς περιορισμούς του απλού τεχνητού νευρώνα όσο και την ανάγκη εφαρμογής πολυεπίπεδων αρχιτεκτονικών. Στην παρούσα φάση, εστιάζουμε στην εννοιολογική περιγραφή του προβλήματος, ενώ η μαθηματική ανάλυση της λύσης – μέσω πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου – θα παρουσιασθεί σε επόμενη ενότητα (2.3.4), αφού πρώτα εισαχθούν τα απαραίτητα θεωρητικά εργαλεία.

Παράδειγμα 2.3.1. Έστω ότι έχουμε δεδομένα από επισκέπτες μιας ιστοσελίδας που περιγράφουν:

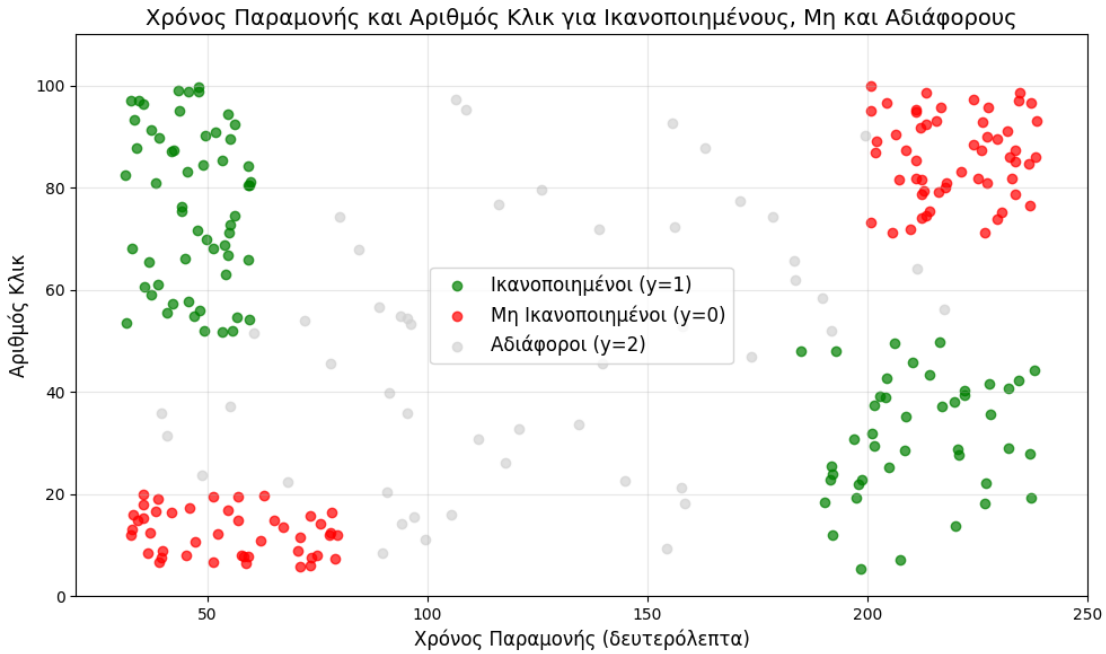
- Το **χρόνο παραμονής** (x_1) στη σελίδα (σε δευτερόλεπτα).
- Τον **αριθμό κλικ** (x_2) που πραγματοποίησαν.

Οι επισκέπτες κατηγοριοποιούνται σε τρεις ομάδες:

- **Ικανοποιημένοι** (ομάδα A): Οι επισκέπτες που πέρασαν **πολύ χρόνο με λίγα κλικ** ή **λίγο χρόνο με πολλά κλικ**.
- **Μη Ικανοποιημένοι** (ομάδα B): Οι επισκέπτες που πέρασαν **πολύ χρόνο με πολλά κλικ** ή **λίγο χρόνο με λίγα κλικ**.
- **Αδιάφοροι** (ομάδα C): Οι επισκέπτες που δεν εμπίπτουν στις παραπάνω δύο κατηγορίες.

Τα δεδομένα καταγράφονται ως σημεία στον δισδιάστατο χώρο x_1-x_2, όπου x_1 αντιπροσωπεύει το χρόνο παραμονής και x_2 τον αριθμό κλικ (Κώδικας: B′.3). Η κατανομή των δεδομένων δημιουργεί ένα μοτίβο που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο, παρόμοιο με το πρόβλημα XOR. Το σχήμα 2.7 δείχνει τη διάταξη των δεδομένων στον χώρο x_1-x_2.

Παρόλο που τα δεδομένα περιλαμβάνουν τρεις κατηγορίες, στη μελέτη μας θα επικεντρωθούμε στις δύο βασικές ομάδες: **Ικανοποιημένοι** (ομάδα A) και **Μη Ικανοποιημένοι** (ομάδα B), αγνοώντας τα δεδομένα της κατηγορίας C (Αδιάφοροι).



Σχήμα 2.7: Γράφημα που δείχνει την κατανομή των επισκεπτών με βάση τον χρόνο παραμονής και τον αριθμό κλικ. Οι ικανοποιημένοι επισκέπτες (πράσινα σημεία) βρίσκονται στις περιοχές πολύς χρόνος με λίγα κλικ ή λίγος χρόνος με πολλά κλικ. Οι μη ικανοποιημένοι (κόκκινα σημεία) βρίσκονται στις περιοχές πολύς χρόνος με πολλά κλικ ή λίγος χρόνος με λίγα κλικ. Οι αδιάφοροι επισκέπτες (γκρι σημεία) βρίσκονται στις υπόλοιπες περιοχές.

Η κατηγοριοποίηση των δεδομένων περιγράφεται από την ακόλουθη λογική:

- **Ικανοποιημένοι (Ομάδα A):**

$$(x_1 > 180 \land x_2 < 50) \lor (x_1 < 60 \land x_2 > 50) \tag{2.5}$$

- **Μη Ικανοποιημένοι (Ομάδα B):**

$$(x_1 > 200 \land x_2 > 70) \lor (x_1 < 80 \land x_2 < 20) \tag{2.6}$$

- **Αδιάφοροι (Ομάδα C):** Όλες οι υπόλοιπες περιπτώσεις.

Στη συνέχεια της μελέτης μας, η τρίτη κατηγορία (αδιάφοροι) δεν θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση των μοντέλων ή την ανάλυση. Στις επόμενες ενότητες θα μελετηθεί ο διαχωρισμός των σημείων με χρήση νευρωνικού δικτύου.

□

2.3.2 Δομή και Λειτουργία των Νευρωνικών Δικτύων

Το νευρωνικό δίκτυο αποτελεί μία από τις θεμελιώδεις αρχιτεκτονικές η οποία βασίζεται στη σύνθεση γραμμικών και μη γραμμικών μετασχηματισμών. Η συγκεκριμένη αρχιτεκτονική περιλαμβάνει τρία βασικά μέρη:

1. **Επίπεδο Εισόδου**: Το επίπεδο αυτό λαμβάνει την είσοδο του συστήματος, η οποία αναπαρίσταται ως ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$. Το διάνυσμα έχει τη μορφή:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix},$$

   όπου x_i (για $i = 1, 2, \ldots, n$) αντιπροσωπεύουν τα χαρακτηριστικά της εισόδου.

2. **Κρυφά Στρώματα**: Κάθε επίπεδο l υπολογίζει τις εξόδους του βάσει μιας διαδικασίας δύο σταδίων: ενός γραμμικού μετασχηματισμού και μιας μη γραμμικής συνάρτησης ενεργοποίησης. Η συνολική διαδικασία δίνεται από:

$$\mathbf{z}^{(l)} = \mathbf{W}^{(l)}\mathbf{h}^{(l-1)} + \mathbf{b}^{(l)}, \tag{2.7}$$

$$\mathbf{h}^{(l)} = \sigma\left(\mathbf{z}^{(l)}\right), \tag{2.8}$$

   όπου:

   - $\mathbf{h}^{(l)}$ είναι το διάνυσμα εξόδων του l-οστού επιπέδου,
   - $\mathbf{z}^{(l)}$ είναι το ενδιάμεσο διάνυσμα που προκύπτει από τον γραμμικό μετασχηματισμό,
   - $\mathbf{W}^{(l)}$ είναι ο πίνακας βαρών,
   - $\mathbf{b}^{(l)}$ είναι το διάνυσμα μεροληψίας,
   - σ είναι η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης.

Αναλυτικά, οι σχέσεις μπορούν να γραφτούν με συνιστώσες ως:

$$z_i^{(l)} = \sum_{j=1}^{k_{l-1}} w_{ij}^{(l)} h_j^{(l-1)} + b_i^{(l)}, \quad i = 1, 2, \ldots, k_l, \tag{2.9}$$

$$h_i^{(l)} = \sigma\left(z_i^{(l)}\right), \quad i = 1, 2, \ldots, k_l, \tag{2.10}$$

όπου:

- $z_i^{(l)}$ είναι το ενδιάμεσο αποτέλεσμα που προκύπτει από τον γραμμικό μετασχηματισμό για το i-οστό στοιχείο,
- $w_{ij}^{(l)}$ είναι το στοιχείο της i-οστής γραμμής και j-οστικής στήλης του πίνακα $\mathbf{W}^{(l)}$,
- $h_i^{(l)}$ είναι το i-οστό στοιχείο του διανύσματος εξόδου.

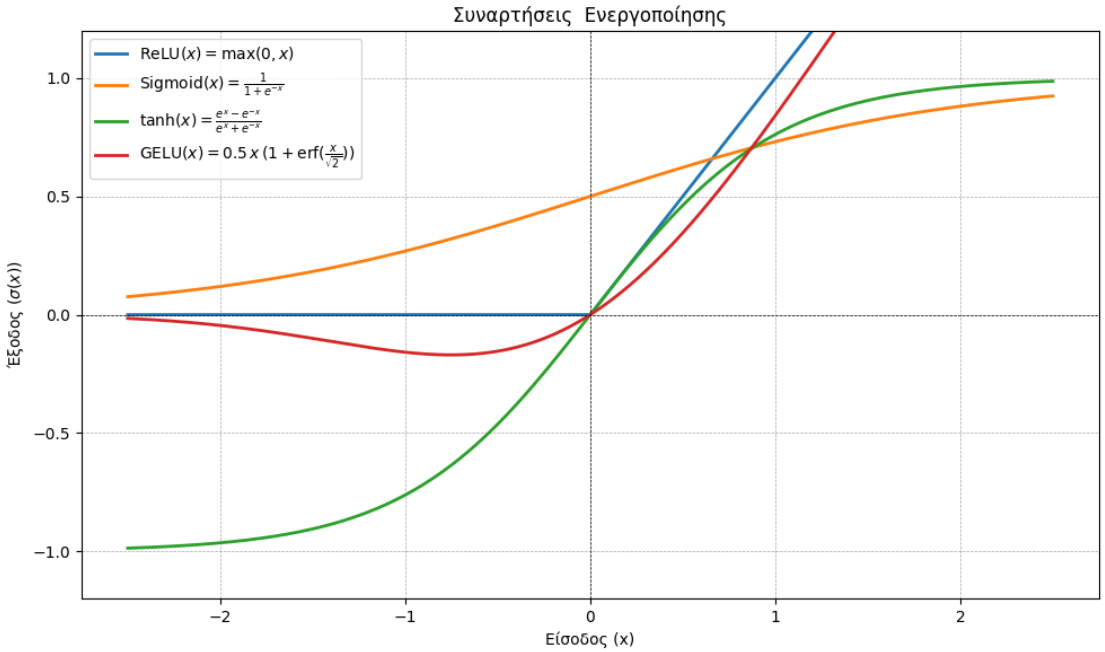
Οι αναπαραστάσεις με πίνακες είναι:

$$\begin{bmatrix} z_1^{(l)} \\ z_2^{(l)} \\ \vdots \\ z_{k_l}^{(l)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(l)} & w_{12}^{(l)} & \cdots & w_{1k_{l-1}}^{(l)} \\ w_{21}^{(l)} & w_{22}^{(l)} & \cdots & w_{2k_{l-1}}^{(l)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{k_l1}^{(l)} & w_{k_l2}^{(l)} & \cdots & w_{k_lk_{l-1}}^{(l)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1^{(l-1)} \\ h_2^{(l-1)} \\ \vdots \\ h_{k_{l-1}}^{(l-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1^{(l)} \\ b_2^{(l)} \\ \vdots \\ b_{k_l}^{(l)} \end{bmatrix}, \tag{2.11}$$

$$\begin{bmatrix} h_1^{(l)} \\ h_2^{(l)} \\ \vdots \\ h_{k_l}^{(l)} \end{bmatrix} = \sigma\left(\begin{bmatrix} z_1^{(l)} \\ z_2^{(l)} \\ \vdots \\ z_{k_l}^{(l)} \end{bmatrix}\right). \tag{2.12}$$

Οι συνήθεις συναρτήσεις ενεργοποίησης σ είναι οι:

- $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$ [11],
- $\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ [7],
- $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ [12].
- $$\text{GELU}(x) = x \cdot \Phi(x) \quad \text{[13]}, \tag{2.13}$$



Σχήμα 2.8: Γραφικές παραστάσεις των συνήθων συναρτήσεων ενεργοποίησης (Κώδικας: B′.4).

όπου $\Phi(x)$ είναι η αθροιστική συνάρτηση κατανομής Gauss:

$$\Phi(x) = \frac{1}{2}\left[1 + \text{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2}}\right)\right]. \tag{2.14}$$

Οι γραφικές παραστάσεις των παραπάνω συναρτήσεων παρουσιάζονται στο σχήμα 2.8.

3. **Επίπεδο Εξόδου**: Το τελικό επίπεδο του νευρωνικού δικτύου υπολογίζει την έξοδο $\hat{\mathbf{y}}$ μέσω μιας συνάρτησης εξόδου f, ανάλογα με το πρόβλημα. Για παράδειγμα:

   - Η Softmax εφαρμόζεται για ταξινόμηση [6]:

$$\hat{y}_i = \frac{\exp(z_i^{(L)})}{\sum_{j=1}^{m} \exp(z_j^{(L)})}, \quad i = 1, 2, \ldots, m, \tag{2.15}$$

   - Για παλινδρόμηση, χρησιμοποιείται συνήθως η γραμμική συνάρτηση:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{z}^{(L)}. \tag{2.16}$$

Η συνολική λειτουργία του νευρωνικού δικτύου περιγράφεται από τις παρακάτω σχέσεις:

$$\mathbf{z}^{(1)} = \mathbf{W}^{(1)}\mathbf{x} + \mathbf{b}^{(1)}, \tag{2.17}$$

$$\mathbf{h}^{(1)} = \sigma\left(\mathbf{z}^{(1)}\right), \tag{2.18}$$

$$\mathbf{z}^{(l)} = \mathbf{W}^{(l)}\mathbf{h}^{(l-1)} + \mathbf{b}^{(l)}, \quad l = 2, 3, \ldots, L, \tag{2.19}$$

$$\mathbf{h}^{(l)} = \sigma\left(\mathbf{z}^{(l)}\right), \quad l = 2, 3, \ldots, L-1, \tag{2.20}$$

$$\mathbf{z}^{(L)} = \mathbf{W}^{(L)}\mathbf{h}^{(L-1)} + \mathbf{b}^{(L)}, \tag{2.21}$$

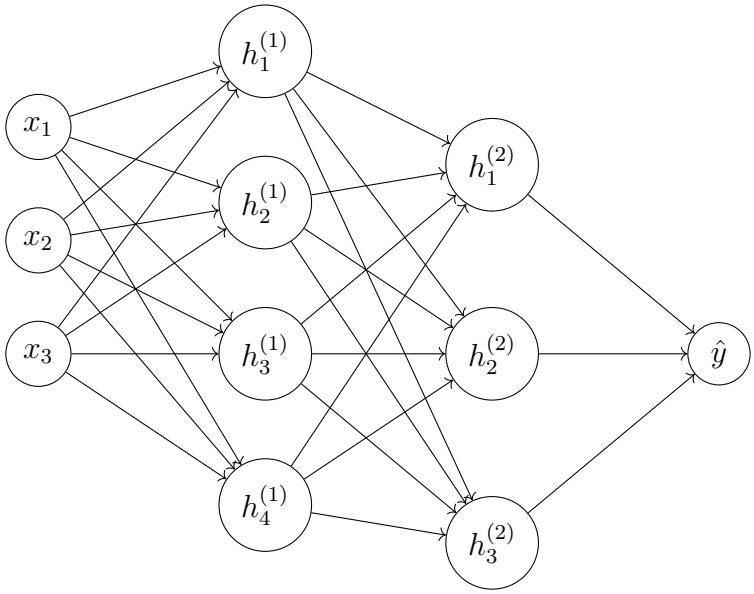
$$\hat{\mathbf{y}} = f\left(\sigma\left(\mathbf{z}^{(L)}\right)\right). \tag{2.22}$$

Όπου:

- σ είναι η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης,
- f είναι η συνάρτηση εξόδου που εφαρμόζεται στο τελικό επίπεδο και εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα. Για παράδειγμα:
  - Στην περίπτωση ταξινόμησης, η f είναι συνήθως η συνάρτηση softmax, όπως περιγράφεται στη σχέση (2.15),
  - Στην περίπτωση παλινδρόμησης, η f είναι η ταυτοτική συνάρτηση, όπως περιγράφεται στη σχέση (2.16).

Η αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου μπορεί να αναπαρασταθεί γραφικά, προβάλλοντας τα επίπεδα εισόδου, τα κρυφά επίπεδα, και το επίπεδο εξόδου. Κάθε επίπεδο περιλαμβάνει έναν αριθμό νευρώνων, οι οποίοι συνδέονται με πλήρη συνδεσιμότητα μεταξύ των επιπέδων. Στο σχήμα 2.9, παρουσιάζεται ένα διάγραμμα νευρωνικού δικτύου με τρεις εισόδους, δύο κρυφά επίπεδα (από 4 και 3 νευρώνες αντίστοιχα), και μία έξοδο.

Σύμφωνα με το Θεώρημα Καθολικής Σύγκλισης [10], ένα νευρωνικό δίκτυο με επαρκή αριθμό νευρώνων και κρυφών επιπέδων μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση σε ένα συμπαγές σύνολο.



Σχήμα 2.9: Γραφική αναπαράσταση ενός νευρωνικού δικτύου με τρεις εισόδους (x_1, x_2, x_3), δύο κρυφά επίπεδα, και μία έξοδο ($\hat{y}$). Οι συνδέσεις μεταξύ των επιπέδων αντιπροσωπεύουν τα βάρη και τη μεροληψία, τα οποία συνδυάζονται για να υπολογιστούν οι έξοδοι κάθε επιπέδου μέσω γραμμικών και μη γραμμικών μετασχηματισμών.

2.3.3 Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου με Οπισθοδιάδοσης

Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου βασίζεται στη βελτιστοποίηση των βαρών $w_{ij}^{(l)}$ και των μεροληψιών $b_i^{(l)}$, ώστε να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση κόστους που μετρά τη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων εξόδων $\hat{\mathbf{y}}$ και των πραγματικών εξόδων $\mathbf{y}$. Ένας από τους πιο διαδεδομένους αλγορίθμους για αυτή τη διαδικασία είναι ο αλγόριθμος *Οπισθοδιάδοσης* (Backpropagation), ο οποίος βασίζεται στον κανόνα της αλυσίδας για τον υπολογισμό των παραγώγων.

Συνάρτηση Κόστους

Μια τυπική συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιείται είναι η Μέση Τετραγωνική Απόκλιση (Mean Squared Error - MSE) για παλινδρόμηση:

$$J(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{N} \|\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \mathbf{y}^{(i)}\|^2, \tag{2.23}$$

όπου:

- N είναι το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης,

- $\hat{\mathbf{y}}^{(i)}$ είναι η πρόβλεψη του δικτύου για το δείγμα i,
- $\mathbf{y}^{(i)}$ είναι η πραγματική τιμή για το δείγμα i.

Για προβλήματα ταξινόμησης, χρησιμοποιείται συνήθως η Διασταυρούμενη Εντροπία (Cross-Entropy):

$$J(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \sum_{k=1}^{m} y_k^{(i)} \log(\hat{y}_k^{(i)}), \tag{2.24}$$

όπου:

- N το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης,
- m ο αριθμός των κατηγοριών,
- $y_k^{(i)}$ η ένδειξη αν το δείγμα i ανήκει στην κατηγορία k (τιμή 1 για την κατηγορία και 0 διαφορετικά),
- $\hat{y}_k^{(i)}$ η πρόβλεψη του δικτύου για την κατηγορία k στο δείγμα i.

Βασικά Βήματα του Αλγορίθμου Οπισθοδιάδοσης

Η εκπαίδευση περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

1. Εμπρός Πέρασμα (Forward Pass): Υπολογίζεται η έξοδος του δικτύου $\hat{\mathbf{y}}$ μέσω των διαδοχικών γραμμικών και μη γραμμικών μετασχηματισμών:

$$\mathbf{z}^{(l)} = \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{h}^{(l-1)} + \mathbf{b}^{(l)}, \tag{2.25}$$

$$\mathbf{h}^{(l)} = \sigma(\mathbf{z}^{(l)}). \tag{2.26}$$

2. Υπολογισμός Σφάλματος: Υπολογίζεται το σφάλμα στην έξοδο ως:

$$\delta^{(L)} = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{z}^{(L)}} = \hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}. \tag{2.27}$$

3. Ανάδρομο Πέρασμα (Backward Pass): Το σφάλμα μεταδίδεται προς τα πίσω σε κάθε επίπεδο:

$$\delta^{(l)} = \left(\mathbf{W}^{(l+1)}\right)^{\top} \delta^{(l+1)} \odot \sigma'(\mathbf{z}^{(l)}), \tag{2.28}$$

όπου:

- $\odot$ το στοιχείο-προς-στοιχείο γινόμενο (Hadamard product),
- $\sigma'(\mathbf{z}^{(l)})$ είναι η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης.

4. Ενημέρωση Βαρών και Μεροληψιών: Τα βάρη και οι μεροληψίες ενημερώνονται με χρήση του κανόνα μείωσης της κλίσης (gradient descent):

$$w_{ij}^{(l)} \leftarrow w_{ij}^{(l)} - \eta \frac{\partial J}{\partial w_{ij}^{(l)}}, \tag{2.29}$$

$$b_i^{(l)} \leftarrow b_i^{(l)} - \eta \frac{\partial J}{\partial b_i^{(l)}}, \tag{2.30}$$

όπου:

- η είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate),
- $\frac{\partial J}{\partial w_{ij}^{(l)}} = h_j^{(l-1)} \delta_i^{(l)}$,
- $\frac{\partial J}{\partial b_i^{(l)}} = \delta_i^{(l)}$.

Σύγκλιση και Διακοπή

Η διαδικασία εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου συνεχίζεται μέχρι να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο διακοπής. Αυτά τα κριτήρια εξασφαλίζουν ότι το μοντέλο εκπαιδεύεται επαρκώς, αποφεύγοντας την υπερπροσαρμογή ή περιττές υπολογιστικές διαδικασίες. Τα συνήθη κριτήρια περιλαμβάνουν:

- **Μικρή αλλαγή στη συνάρτηση κόστους μεταξύ διαδοχικών εποχών (epochs):** Η εκπαίδευση τερματίζεται όταν η μείωση του κόστους μεταξύ διαδοχικών εποχών είναι αμελητέα. Αυτό υποδηλώνει ότι το μοντέλο έχει προσεγγίσει το βέλτιστο σημείο και η περαιτέρω εκπαίδευση ενδέχεται να μην προσφέρει σημαντική βελτίωση [12].

- **Επίτευξη προκαθορισμένου αριθμού εποχών:** Η εκπαίδευση σταματά όταν έχει ολοκληρωθεί ένας προκαθορισμένος αριθμός εποχών, ο οποίος έχει οριστεί εκ των προτέρων. Αν και απλό, αυτό το κριτήριο διασφαλίζει ότι η εκπαίδευση δεν συνεχίζεται επ' αόριστον.

- **Ικανοποιητική απόδοση σε σύνολο επικύρωσης:** Η παρακολούθηση της απόδοσης του μοντέλου σε ένα σύνολο επικύρωσης επιτρέπει τη χρήση της τεχνικής πρώιμης διακοπής (early stopping) [14]. Όταν η απόδοση παύει να βελτιώνεται για έναν προκαθορισμένο αριθμό εποχών, η εκπαίδευση διακόπτεται, αποτρέποντας την υπερπροσαρμογή.

Πλεονεκτήματα και Περιορισμοί της Οπισθοδιάδοσης

Ο αλγόριθμος Οπισθοδιάδοσης αποτελεί τη βάση για την εκπαίδευση πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων, επιτρέποντας την προσαρμογή των βαρών τους ώστε να ελαχιστοποιείται η συνάρτηση κόστους. Ωστόσο, παρουσιάζει ορισμένα πλεονεκτήματα και περιορισμούς:

Πλεονεκτήματα

- **Αποτελεσματική Εκπαίδευση:** Η Οπισθοδιάδοσης επιτρέπει την αποδοτική εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων μέσω της διάδοσης του σφάλματος από την έξοδο προς τα πίσω, προσαρμόζοντας τα βάρη με βάση το σφάλμα.

- **Ευελιξία:** Μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων και σε πλήθος εφαρμογών, όπως αναγνώριση προτύπων και ταξινόμηση.

Περιορισμοί

- **Εξαφάνιση ή Έκρηξη Κλίσεων (Vanishing/Exploding Gradients):** Σε βαθιά δίκτυα, οι κλίσεις μπορεί να μειώνονται ή να αυξάνονται εκθετικά κατά τη διάδοση προς τα πίσω, καθιστώντας την εκπαίδευση δύσκολη [15].

- **Υπερπροσαρμογή (Overfitting):** Τα νευρωνικά δίκτυα με μεγάλο αριθμό παραμέτρων ενδέχεται να προσαρμόζονται υπερβολικά στα δεδομένα εκπαίδευσης, μειώνοντας την ικανότητά τους να γενικεύουν σε νέα δεδομένα [6].

Για την αντιμετώπιση αυτών των περιορισμών, έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές:

- **Κανονικοποίηση (Regularization):** Μέθοδοι όπως η L2 κανονικοποίηση προσθέτουν έναν όρο ποινής στη συνάρτηση κόστους, αποτρέποντας την υπερπροσαρμογή [16].
- **Αποκοπή (Dropout):** Μια τεχνική που απενεργοποιεί τυχαία νευρώνες κατά την εκπαίδευση, μειώνοντας την πιθανότητα υπερπροσαρμογής [17].
- **Βελτιωμένοι Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης:** Αλγόριθμοι όπως ο Adam προσφέρουν προσαρμοστικούς ρυθμούς μάθησης για κάθε παράμετρο, επιταχύνοντας τη σύγκλιση και βελτιώνοντας την απόδοση [18].

Επιπλέον, η χρήση κατάλληλων συναρτήσεων ενεργοποίησης, όπως η ReLU, μπορεί να μετριάσει το πρόβλημα της εξαφάνισης κλίσεων, ενώ τεχνικές όπως η Κανονικοποίηση Παρτίδας (Batch Normalization) συμβάλλουν στη σταθεροποίηση της εκπαίδευσης [19].

2.3.4 Εφαρμογές Νευρωνικών Δικτύων

Παράδειγμα 2.3.2. *Συνέχεια του Παραδείγματος 2.3.1*

Όπως είδαμε στο Παράδειγμα 2.3.1, η κατηγοριοποίηση των χρηστών βασίζεται στον χρόνο παραμονής και τον αριθμό των κλικ, με στόχο τον διαχωρισμό σε δύο βασικές ομάδες: Ικανοποιημένοι και Μη Ικανοποιημένοι.

Το συγκεκριμένο πρόβλημα χαρακτηρίζεται από τη μη γραμμική του φύση, όπως αυτή καταδεικνύεται από την κατανομή των δεδομένων στον χώρο των χαρακτηριστικών. Τα δεδομένα δημιουργούν μοτίβα παρόμοια με το κλασικό πρόβλημα XOR, καθιστώντας αδύνατη τη λύση μέσω γραμμικών διαχωριστικών υπερεπιπέδων.

Τα νευρωνικά δίκτυα, όπως περιγράφηκε προηγουμένως, είναι ικανά να προσεγγίσουν πολύπλοκες μη γραμμικές σχέσεις. Μέσω των κρυφών στρωμάτων τους, συνδυάζουν γραμμικούς και μη γραμμικούς μετασχηματισμούς, παρέχοντας τη δυνατότητα διαχωρισμού δεδομένων που ακολουθούν σύνθετα μοτίβα.

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, σχεδιάστηκε ένα νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας τη βιβλιοθήκη `TensorFlow` [20], με στόχο την αποτελεσματική ταξινόμηση των χρηστών στις δύο κατηγορίες. Τα δεδομένα προεπεξεργάστηκαν κατάλληλα, διατηρώντας

μόνο τις δύο κύριες κατηγορίες, και εφαρμόστηκε κλιμάκωση, ώστε να διευκολυνθεί η εκπαίδευση του μοντέλου (Κώδικας Β′.5).

Η υλοποίηση του νευρωνικού δικτύου για την ταξινόμηση των χρηστών βασίστηκε σε μια σειρά βημάτων, τα οποία περιλαμβάνουν τη φόρτωση, προεπεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων, καθώς και τον σχεδιασμό και την εκπαίδευση του μοντέλου. Ακολουθεί μια συνοπτική περιγραφή της διαδικασίας:

Φόρτωση και Προετοιμασία Δεδομένων Τα δεδομένα φορτώθηκαν από ένα αρχείο `CSV`, το οποίο περιείχε τα δεδομένα σχετικά με τον χρόνο παραμονής (*time*) και τον αριθμό κλικ (*clicks*) για κάθε χρήστη, καθώς και την κατηγορία τους (*ικανοποιημένοι*, *μη ικανοποιημένοι*).

Κλιμάκωση και Διαχωρισμός Δεδομένων Για να διασφαλιστεί η αποτελεσματική εκπαίδευση του μοντέλου, τα δεδομένα κλιμακοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τον *StandardScaler*, ώστε να έχουν μέση τιμή 0 και διασπορά 1. Στη συνέχεια, τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε σύνολα εκπαίδευσης (*training set*) και δοκιμής (*test set*) με αναλογία 70%-30%, για να αξιολογηθεί η απόδοση του μοντέλου σε μη ορατά δεδομένα.

Σχεδίαση και Εκπαίδευση του Νευρωνικού Δικτύου Το μοντέλο νευρωνικού δικτύου σχεδιάστηκε χρησιμοποιώντας τη βιβλιοθήκη `TensorFlow`. Περιλαμβάνει:

- Ένα επίπεδο εισόδου που δέχεται δύο χαρακτηριστικά (χρόνο και κλικ).
- Τρία κρυφά στρώματα με 32, 16 και 8 νευρώνες αντίστοιχα, χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση ενεργοποίησης *ReLU* (σχήμα 2.8).
- Ένα επίπεδο εξόδου με έναν νευρώνα και τη συνάρτηση ενεργοποίησης *Sigmoid* για δυαδική ταξινόμηση.

Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης *Adam* (2.4.9), με συνάρτηση κόστους *Binary Crossentropy* (σχέση 2.24), για 50 εποχές και μέγεθος παρτίδας 10.

Στο πλαίσιο του αλγορίθμου Οπισθοδιάδοσης (Σχέσεις 2.29 και 2.30), η έννοια της εποχής (*epoch*) και του μεγέθους παρτίδας (*batch size*) καθορίζουν το πως θα τμηματο-

ποιηθούν τα δεδομένα και πόσες φορές θα περάσουν από τον αλγόριθμο εκπαίδευσης. Μια εποχή ορίζεται ως μία πλήρης διέλευση όλων των δειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης μέσα από το μοντέλο. Σε κάθε εποχή, το μοντέλο βλέπει τα ίδια δεδομένα, τα οποία χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του σφάλματος και την ενημέρωση των βαρών. Παρά το γεγονός ότι τα δεδομένα είναι επαναλαμβανόμενα, το μοντέλο βελτιώνεται σταδιακά καθώς προσαρμόζει τα βάρη του ώστε να μειώσει τη συνάρτηση κόστους και να μάθει τα μοτίβα στα δεδομένα.

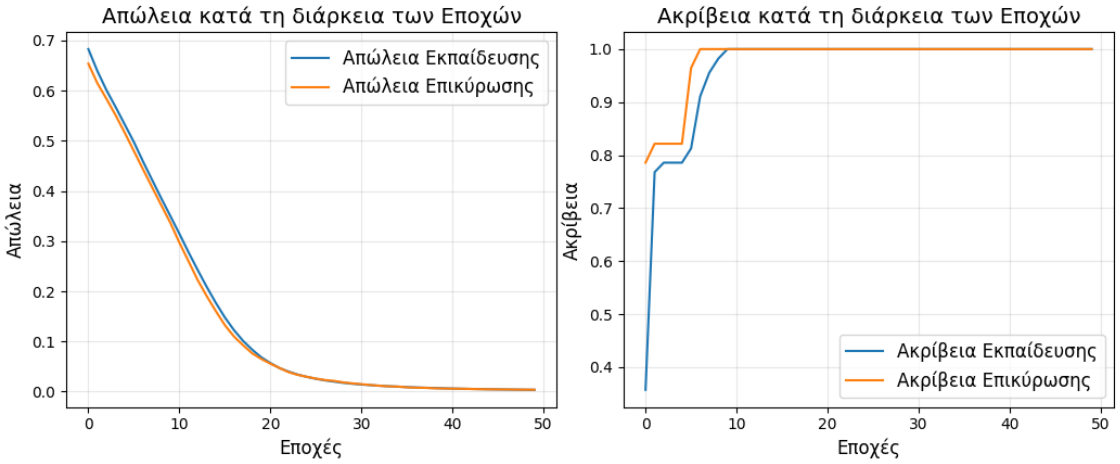
Τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης χωρίζονται σε μικρότερες ομάδες, γνωστές ως παρτίδες (*batches*). Το μέγεθος της παρτίδας καθορίζει πόσα δείγματα υπολογίζονται κάθε φορά πριν ενημερωθούν τα βάρη. Κατά τη διάρκεια μιας εποχής, ο αριθμός των παρτίδων είναι ίσος με το πηλίκο του μεγέθους του συνόλου εκπαίδευσης προς το μέγεθος της παρτίδας. Κάθε παρτίδα περνάει από τη διαδικασία του *Forward Pass* και του *Backward Pass*, και τα βάρη του μοντέλου ενημερώνονται μία φορά μετά από κάθε παρτίδα.

Στο παράδειγμα αυτό ορίστηκαν 50 εποχές με μέγεθος παρτίδας 10.

Αξιολόγηση και Οπτικοποίηση Αποτελεσμάτων Μετά την εκπαίδευση, το μοντέλο αξιολογήθηκε στο σύνολο δοκιμής (*test set*). Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με τη χρήση διαφόρων μετρικών και γραφημάτων που παρέχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της απόδοσης του μοντέλου.

Αρχικά, δημιουργήθηκαν γραφήματα που παρουσιάζουν την πορεία της απώλειας (*loss*) και της ακρίβειας (*accuracy*) κατά τη διάρκεια των εποχών εκπαίδευσης (σχήμα 2.10). Το γράφημα της απώλειας απεικονίζει τη μείωση της συνάρτησης κόστους (*binary crossentropy*) τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο επικύρωσης, παρέχοντας πληροφορίες για τη σύγκλιση του μοντέλου. Αντίστοιχα, το γράφημα της ακρίβειας δείχνει πώς βελτιώθηκε η ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει σωστά τις κατηγορίες σε κάθε εποχή.

Τέλος, οπτικοποιήθηκαν τα Όρια Απόφασης (σχήμα 2.11) του νευρωνικού δικτύου στον αρχικό χώρο χαρακτηριστικών (*time* και *clicks*). Το γράφημα αυτό απεικονίζει τις περιοχές που προβλέπονται ως *Ικανοποιημένοι* ή *Μη Ικανοποιημένοι*, επιτρέποντας τη σύγκριση με την πραγματική κατανομή των δεδομένων. Παρέχει μια σαφή ένδειξη για τη μη γραμμική ικανότητα του μοντέλου να διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες.



Σχήμα 2.10: Γραφήματα που απεικονίζουν την πορεία της απώλειας (*loss*) και της ακρίβειας (*accuracy*) κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Στο αριστερό διάγραμμα φαίνεται η μείωση της απώλειας τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο επικύρωσης, ενώ στο δεξί διάγραμμα παρουσιάζεται η βελτίωση της ακρίβειας κατά τις εποχές.

□

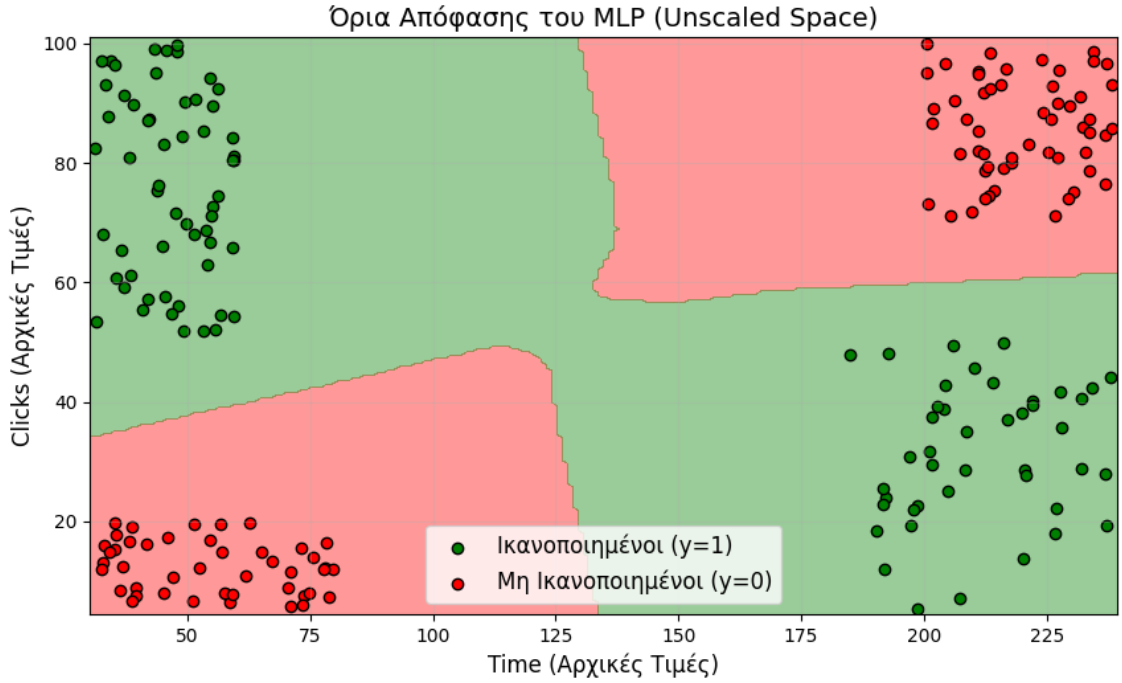
2.4 Παραγωγικός Προ-εκπαιδευμένος Μετασχηματιστής

2.4.1 Εισαγωγή

Το GPT αποτελεί ένα από τα πιο διαδεδομένα και σημαντικά παραδείγματα εφαρμογής Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Αναπτύχθηκε από την OpenAI το 2018, εισάγοντας μια καινοτόμο αρχιτεκτονική βασισμένη στην αυτοπροσοχή (self-attention) [21] και εκπαιδεύτηκε σε τεράστια σύνολα δεδομένων. Το GPT κατέδειξε τη δυνατότητα δημιουργίας κειμένων υψηλής ποιότητας, θέτοντας τις βάσεις για περαιτέρω εξέλιξη στον τομέα της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας.

Με την κυκλοφορία του GPT-2 το 2019, η OpenAI [22] παρουσίασε ένα πιο ισχυρό μοντέλο, ικανό να παράγει συνεκτικά και ρεαλιστικά κείμενα. Παρά το γεγονός ότι δεν είναι πάντα απόλυτα ακριβές στη σύνθεση κειμένων [23], το GPT-2 αποτέλεσε εξαιρετικό εργαλείο για πειραματισμούς, ειδικά χάρη στη δημόσια διαθεσιμότητά του. Αυτό επέτρεψε στους ερευνητές να μελετήσουν τη συμπεριφορά των LLMs και να διευρύνουν τις εφαρμογές τους σε διάφορους τομείς.

Το βασικό χαρακτηριστικό του GPT-2 (όπως και των επόμενων εκδόσεων) είναι η ικα-



Σχήμα 2.11: Όρια απόφασης του νευρωνικού δικτύου στον αρχικό χώρο χαρακτηριστικών (*time* και *clicks*). Οι πράσινες και κόκκινες περιοχές αντιπροσωπεύουν τις κατηγορίες που προβλέπονται ως *Ικανοποιημένοι* (y=1) και *Μη Ικανοποιημένοι* (y=0), αντίστοιχα. Τα δεδομένα απεικονίζονται με πράσινους και κόκκινους κύκλους, παρέχοντας μια οπτική αναπαράσταση της ικανότητας του μοντέλου να διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες.

νότητά του να προβλέπει λέξεις βασισμένο σε μια κατανομή πιθανότητας. Η διαδικασία αυτή, γνωστή ως *"δειγματοληψία από την κατανομή πιθανότητας"*, αξιοποιεί τα συμφραζόμενα και τα μοτίβα που έχει μάθει το μοντέλο μέσω του μηχανισμού αυτοπροσοχής.

Για παράδειγμα (Κώδικας B′.6), αν δοθεί στο GPT-2 η πρόταση:

"Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε",

το μοντέλο θα παράγει προβλέψεις για την επόμενη λέξη, όπως:

- *"λένε"* με πιθανότητα 0.3895,
- *"βλέπουν"* με πιθανότητα 0.0272,
- *"βλέπω"* με πιθανότητα 0.0251,
- *"ξέρω"* με πιθανότητα 0.0079,

- χιλιάδες άλλες λιγότερο πιθανές λέξεις με αθροιστική πιθανότητα της τάξης του 0.6.

Αυτό σημαίνει ότι το GPT-2 δεν επιστρέφει μια μοναδική απάντηση, αλλά επιλέγει την πιο πιθανή λέξη ή κάνει δειγματοληψία από τις κορυφαίες επιλογές, ανάλογα με τη διαμόρφωση της παραμέτρου *temperature* ή του *nucleus sampling (top-p)*.

Στην ουσία, τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, όπως το GPT-2, λειτουργούν ως μοντέλα εισόδου-επεξεργασίας-εξόδου, όπου:

1. **Είσοδος:** Ένα κείμενο που καλείται *προτροπή* (prompt).

2. **Επεξεργασία:** Το μοντέλο αναλύει τα συμφραζόμενα χρησιμοποιώντας την αυτοπροσοχή και υπολογίζει πιθανότητες για κάθε επόμενη λέξη.

3. **Έξοδος:** Παράγεται μία λέξη ή *token* που καλείται πρόβλεψης (*inference*), ανάλογα με την κατανομή πιθανότητας και τις παραμέτρους (π.χ. *temperature*, *top-k*).

Ακόμα κι αν η διαδικασία είναι σύνθετη εσωτερικά, ο μηχανισμός παραμένει *είσοδος-επεξεργασία-έξοδος*. Τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά (π.χ., αυτοπροσοχή, επεξεργασία μακρών ακολουθιών, προσαρμογή στα συμφραζόμενα) δεν αλλάζουν τον πυρήνα της λειτουργίας, αλλά την καθιστούν πιο αποτελεσματική, ακριβή και προσαρμόσιμη.

Μετά το GPT-2, η OpenAI παρουσίασε το 2020 το GPT-3[3], ένα μοντέλο με 175 δισεκατομμύρια παραμέτρους, το οποίο ενίσχυσε σημαντικά τις δυνατότητες παραγωγής φυσικού κειμένου. Το GPT-3 εκπαιδεύτηκε σε ένα ευρύ φάσμα δεδομένων, επιτρέποντάς του να εκτελεί ποικίλες γλωσσικές εργασίες, όπως μετάφραση, σύνοψη και δημιουργία κειμένου, με ελάχιστη ή καθόλου προσαρμογή. Αυτή η έκδοση έδειξε τη δύναμη της κλιμάκωσης των παραμέτρων και της βελτίωσης της εκπαίδευσης για την επίτευξη πιο γενικών και αξιόπιστων αποτελεσμάτων [24].

Το 2023, η OpenAI κυκλοφόρησε το GPT-4, το οποίο εισήγαγε πολυτροπικές δυνατότητες, επιτρέποντας την επεξεργασία τόσο κειμένου όσο και εικόνων ως εισόδους. Αυτό επέτρεψε στο μοντέλο να περιγράφει το χιούμορ σε ασυνήθιστες εικόνες, να συνοψίζει

[3]Η τεχνική ανάλυση που θα πραγματοποιηθεί σε αυτήν την εργασία αφορά το μοντέλο GPT-3. Αφενός, αυτό γίνεται για λόγους απλότητας, καθώς τα επόμενα μοντέλα είναι τεχνικά πιο σύνθετα. Αφετέρου, πολλές από τις τεχνικές λεπτομέρειες των επόμενων μοντέλων παραμένουν απόρρητες.

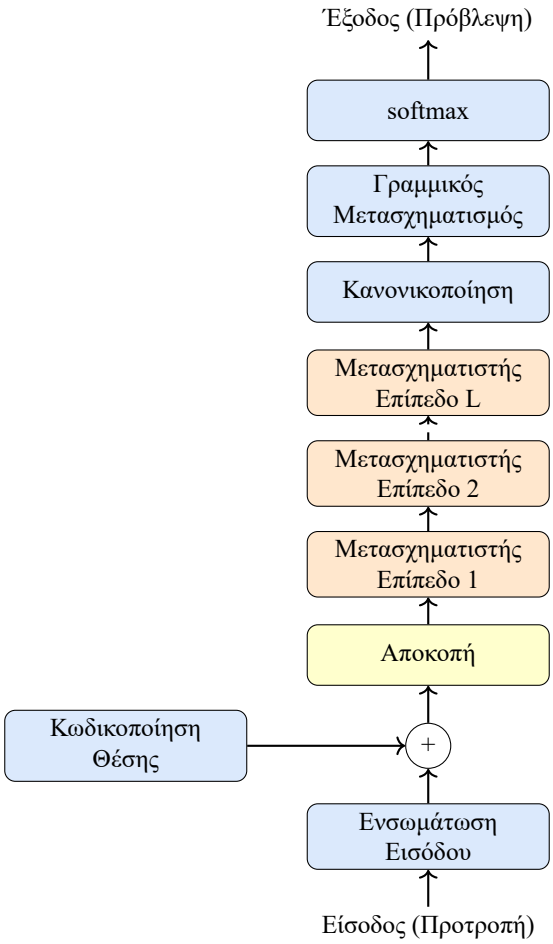
κείμενα από στιγμιότυπα οθόνης και να απαντά σε ερωτήσεις εξετάσεων που περιέχουν διαγράμματα [25]. Επιπλέον, το GPT-4 παρουσίασε βελτιώσεις στην αξιοπιστία, τη δημιουργικότητα και την κατανόηση πιο λεπτομερών οδηγιών, καθιστώντας το πιο χρήσιμο σε πιο περίπλοκες εφαρμογές. Το GPT-4 δεν αποτελεί μόνο βελτίωση στην ακρίβεια, αλλά και μια ένδειξη της ευρύτερης κατεύθυνσης της έρευνας, καθώς ενσωματώνει προσεγγίσεις που εστιάζουν στη δημιουργική χρήση δεδομένων και στις εξειδικευμένες ικανότητες.

Το 2024, η OpenAI παρουσίασε το GPT-4o (*o″ για omni*), ένα πολυγλωσσικό, πολυτροπικό μοντέλο ικανό να επεξεργάζεται και να παράγει κείμενο, εικόνες και ήχο σε πραγματικό χρόνο. Το GPT-4o ενσωματώνει τις διάφορες εισόδους και εξόδους του σε ένα ενιαίο μοντέλο, καθιστώντας το ταχύτερο, πιο οικονομικό και αποδοτικό σε σύγκριση με τους προκατόχους του [26]. Η δυνατότητα επεξεργασίας πολλαπλών τύπων δεδομένων ανοίγει νέους ορίζοντες για εφαρμογές σε τομείς όπως η εκπαίδευση, η επικοινωνία και η υποστήριξη αποφάσεων. Οι πολυγλωσσικές δυνατότητες εξασφαλίζουν επίσης την ευρύτερη εφαρμογή των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων σε διαφορετικά περιβάλλοντα και κοινότητες χρηστών.

Λίγους μήνες μετά, η OpenAI παρουσίασε το GPT-o1, ένα μοντέλο σχεδιασμένο με έμφαση στη λογική συλλογιστική και τη μάθηση μέσω παραδείγματος (*learning-to-reason*). Το GPT-o1 βασίζεται σε προηγμένες τεχνικές που επιτρέπουν τη βελτιστοποίηση της απόδοσης σε σύνθετα προβλήματα συλλογιστικής, συνδυάζοντας τη χρήση μεγάλων συνόλων δεδομένων με έναν πιο αποδοτικό μηχανισμό εκμάθησης. Σύμφωνα με την τεκμηρίωση της OpenAI [27], το GPT-o1 βελτιώνει την ικανότητα προσαρμογής σε νέα δεδομένα, ενώ παρέχει δυνατότητες λήψης αποφάσεων με μεγαλύτερη ακρίβεια.

Οι εξελίξεις με τα GPT-3, GPT-4, GPT-4o και GPT-o1 υπογραμμίζουν τη ραγδαία πρόοδο των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων και της αρχιτεκτονικής των μετασχηματιστών, επεκτείνοντας τις δυνατότητές τους πέρα από την απλή παραγωγή κειμένου. Αυτά τα μοντέλα ανοίγουν νέους ορίζοντες στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας και πέραν αυτής, δημιουργώντας εργαλεία με σημαντικό αντίκτυπο σε διάφορους τομείς.

Το διάγραμμα του σχήματος 2.12 απεικονίζει τη βασική δομή του GPT-3, ξεκινώντας από την είσοδο, όπου τα δεδομένα μετατρέπονται σε ενσωματώσεις (embeddings) και εμπλουτίζονται με πληροφορίες θέσης (positional encoding). Στη συνέχεια, η επε-



Σχήμα 2.12: Αναλυτική απεικόνιση της αρχιτεκτονικής του GPT-3, που περιλαμβάνει τη διαδικασία επεξεργασίας από την είσοδο (προτροπή) έως την έξοδο (τελική πρόβλεψη).

ξεργασία προχωρά μέσα από πολλαπλά επίπεδα μετασχηματιστών, καθένα από τα οποία χρησιμοποιεί μηχανισμούς αυτοπροσοχής (self-attention) για την κατανόηση των συμφραζομένων. Τέλος, μέσω νευρωνικών δικτύων παράγεται η έξοδος του μοντέλου. Όλα τα στάδια επεξεργασίας που παρουσιάζονται στο διάγραμμα θα συζητηθούν αναλυτικά στις επόμενες ενότητες, παρέχοντας μια εις βάθος κατανόηση της λειτουργίας τους.

2.4.2 Ενσωμάτωση

Μονάδες Κειμένου

Οι *μονάδες κειμένου* (tokens) αποτελούν τη στοιχειώδη μονάδα επεξεργασίας των μοντέλων Μετασχηματιστών, όπως το GPT. Η είσοδος (κείμενο) διασπάται σε μονάδες

κειμένου, οι οποίες είναι κάτι ενδιάμεσο μεταξύ γραμμάτων και λέξεων. Θα μπορούσαμε να πούμε, ότι οι μονάδες κειμένου θυμίζουν τις συλλαβές, αλλά δεν ταυτίζονται πάντα με αυτές. Αυτή η επιλογή δεν είναι τυχαία αλλά αποτελεί έναν συμβιβασμό που επιτυγχάνει την ισορροπία μεταξύ αποδοτικότητας και εκφραστικής δύναμης.

Η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP) απαιτεί τη μετατροπή του κειμένου σε μια μορφή που μπορεί να επεξεργαστεί από τα νευρωνικά δίκτυα. Η διαδικασία διάσπασης του κειμένου εισόδου σε μονάδες κειμένου καλείται *τμηματοποίηση* (tokenization).

Ο στόχος της τμηματοποίησης είναι να επιτευχθεί ισορροπία μεταξύ αποδοτικότητας και εκφραστικής δύναμης. Συγκεκριμένα, επιδιώκεται:

1. **Μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας** μέσω της μείωσης του μεγέθους του λεξιλογίου.

2. **Διατήρηση σημασιολογικής πληροφορίας** σε επίπεδο λέξεων ή τμημάτων τους.

3. **Ευελιξία στην επεξεργασία σπάνιων λέξεων**, οι οποίες μπορούν να αναλυθούν σε γνωστά μικρότερα τμήματα κειμένου.

Για την επίτευξη αυτών των στόχων, στην τμηματοποίηση επιλέγεται μια ενδιάμεση προσέγγιση αντί αυτή να βασίζεται αποκλειστικά σε γράμματα ή λέξεις. Η προσέγγιση βασισμένη στα γράμματα χαρακτηρίζεται από μικρό λεξιλόγιο, όμως δημιουργούνται μακρύτερες ακολουθίες (sequences), γεγονός που αυξάνει την υπολογιστική πολυπλοκότητα. Επιπλέον, τα γράμματα από μόνα τους δεν μεταφέρουν σημασιολογική πληροφορία, καθιστώντας δύσκολη την κατανόηση του νοήματος. Από την άλλη πλευρά, η προσέγγιση βασισμένη στις λέξεις, αν και μεταφέρει περισσότερη σημασιολογική πληροφορία, οδηγεί σε τεράστιο λεξιλόγιο, γεγονός που καθιστά την επεξεργασία μη αποδοτική. Επίσης, σπάνιες λέξεις που δεν περιλαμβάνονται στο λεξιλόγιο δεν μπορούν να αναπαρασταθούν (*out-of-vocabulary problem*).

Η χρήση των μονάδων κειμένου παρέχει έναν ενδιάμεσο τρόπο επεξεργασίας. Οι μονάδες κειμένου αποτελούνται από τμήματα λέξεων, ολόκληρες λέξεις ή ακόμα και χαρακτήρες, τα οποία επιλέγονται βάσει της συχνότητάς τους στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Για παράδειγμα, η λέξη *υπόθεση* μπορεί να «σπάσει» σε δύο μονάδες κειμένου: *υπό* και *θεση*. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει την επαναχρησιμοποίηση συχνών τμημάτων

και τη μείωση της πολυπλοκότητας, διατηρώντας παράλληλα την ευελιξία στην επεξεργασία σπάνιων λέξεων [28].

Κάθε μονάδα κειμένου αντιστοιχεί σε ένα αριθμητικό διάνυσμα, το οποίο καλείται ενσωμάτωση μονάδας κειμένου ή απλά ενσωμάτωση. Το πλήθος d_E των συνιστωσών αυτών των διανυσμάτων είναι σταθερό για το γλωσσικό μοντέλο και ονομάζεται διάσταση ενσωμάτωσης, ενώ ο αντίστοιχος διανυσματικός χώρος καλείται χώρος ενσωμάτωσης. Αν συμβολίσουμε με V το σύνολο όλων των μονάδων κειμένου της φυσικής γλώσσας, τότε η διαδικασία της ενσωμάτωσης μιας μονάδας κειμένου t περιγράφεται από την απεικόνιση:

$$\mathbf{E} : V \ni t \mapsto \mathbf{E}(t) \in \mathbb{R}^{d_E}. \tag{2.31}$$

Το πλήθος n_V των στοιχείων του συνόλου V ισούται με το πλήθος των μονάδων κειμένου της φυσικής γλώσσας. Το πλήθος αυτό είναι αρκετά μεγαλύτερο από το 24 (το πλήθος των γραμμάτων της Ελληνικής γλώσσας, για παράδειγμα) και αρκετά μικρότερο από το πλήθος των λέξεων της γλώσσας, το οποίο είναι της τάξης των εκατοντάδων χιλιάδων. Για την περίπτωση του GPT-3, η διάσταση ενσωμάτωσης είναι $d_E = 12\,288$ και το πλήθος των μονάδων κειμένου είναι $n_V = 50\,257$. Έτσι, για παράδειγμα, η μονάδα κειμένου *'και'*, έχει ενσωμάτωση:

$$\mathbf{E}\,(\text{'και'}) = \left.\begin{bmatrix} +1.3 \\ -4.2 \\ \vdots \\ +5.8 \end{bmatrix}\right\} \begin{matrix} d_E \\ \text{συντεταγμένες} \end{matrix}$$

Πίνακας Ενσωμάτωσης

Ο *πίνακας ενσωμάτωσης* (embedding matrix) W_E είναι μια δομή που περιέχει όλες τις διανυσματικές αναπαραστάσεις των μονάδων κειμένου του λεξιλογίου και έχει διαστάσεις $d_E \times n_V$ (πίνακας 2.3). Ο πίνακας ενσωμάτωσης λειτουργεί ως ένα *ψηφιακό λεξικό*, όπου κάθε στήλη αντιπροσωπεύει το διάνυσμα ενσωμάτωσης μιας μονάδας κειμένου. Οι τιμές αυτών των διανυσμάτων προκύπτουν από την εκπαίδευση του συστήματος, ώστε να περιλαμβάνουν σημασιολογική πληροφορία, τοποθετώντας λέξεις με παρόμοια σημασία

κοντά στον πολυδιάστατο χώρο. Ο πίνακας αυτός έχει επομένως μια δομή της μορφής:

$$\mathbf{W}_E = \begin{bmatrix} +9.7 & -5.6 & +3.2 & \cdots & +4.6 \\ -4.9 & +8.7 & -2.9 & \cdots & -3.1 \\ +9.5 & -7.2 & +6.4 & \cdots & +8.1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ +3.9 & -3.4 & +5.1 & \cdots & -1.2 \end{bmatrix}_{d_E \times n_V} .$$

Στα παραδείγματα που θα ακολουθήσουν, για λόγους απλοποίησης, χρησιμοποιούνται ολόκληρες λέξεις αντί για μονάδες κειμένου. Παρόλα αυτά, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι στον χώρο ενσωμάτωσης, τα διανύσματα αντιστοιχούν σε μονάδες κειμένου.

Για παράδειγμα, η σχέση πρωτεύουσας και χώρας μπορεί να αναπαρασταθεί με διανυσματικές πράξεις. Αν θεωρήσουμε ότι οι μονάδες κειμένου που αντιστοιχούν στις λέξεις *Παρίσι* και *Γαλλία* βρίσκονται κοντά στον χώρο ενσωμάτωσης, τότε η ίδια σχέση μπορεί να εφαρμοστεί για τις λέξεις *Ρώμη* και *Ιταλία*. Συγκεκριμένα:

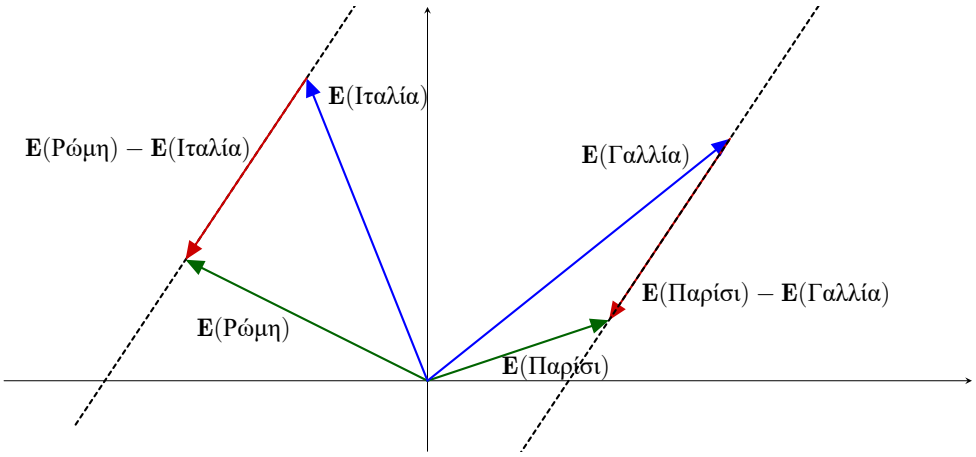
$$\mathbf{E}\left(\text{Παρίσι}\right) - \mathbf{E}\left(\text{Γαλλία}\right) \approx \mathbf{E}\left(\text{Ρώμη}\right) - \mathbf{E}\left(\text{Ιταλία}\right)$$

ή εναλλακτικά

$$\mathbf{E}\left(\text{Παρίσι}\right) - \mathbf{E}\left(\text{Γαλλία}\right) + \mathbf{E}\left(\text{Ιταλία}\right) \approx \mathbf{E}\left(\text{Ρώμη}\right)$$

Αυτό δείχνει ότι οι κατευθύνσεις στον χώρο ενσωμάτωσης δεν είναι τυχαίες, αλλά κωδικοποιούν πληροφορίες που σχετίζονται με σημασιολογικές ή λογικές σχέσεις. Στο παράδειγμά μας η διαφορά $\mathbf{E}\left(\text{Παρίσι}\right) - \mathbf{E}\left(\text{Γαλλία}\right)$ ενδέχεται να αντιστοιχεί σε γενικότερες έννοιες, όπως η "πρωτεύουσα μιας χώρας". Έτσι, οι διανυσματικές αναπαραστάσεις αποτελούν το θεμέλιο για την ικανότητα των LLMs να κατανοούν και να δημιουργούν κείμενο με νόημα, αξιοποιώντας αφηρημένες έννοιες όπως η γεωγραφική τοποθεσία, οι ιδιότητες ή ακόμα και οι πολιτισμικές συσχετίσεις (σχήμα 2.13).

Πρέπει να σημειωθεί ότι όλες οι παραπάνω ιδιότητες έχουν νόημα σε ένα ιδανικά εκπαιδευμένο μοντέλο. Στην πράξη, η ποιότητα των αναπαραστάσεων εξαρτάται από την ποιότητα και την ποικιλία των δεδομένων εκπαίδευσης, την αρχιτεκτονική του μοντέλου

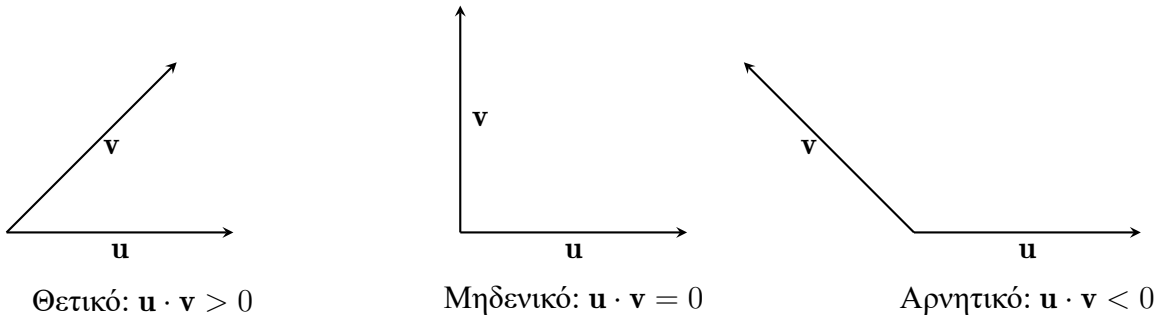


Σχήμα 2.13: Ένα δισδιάστατο ανάλογο του χώρου ενσωμάτωσης όπου απεικονίζονται οι διανυσματικές αναπαραστάσεις για τις λέξεις *Παρίσι*, *Γαλλία*, *Ρώμη*, και *Ιταλία*. Η διαφορά **E**(Παρίσι) − **E**(Γαλλία) παραλληλίζεται με τη διαφορά **E**(Ρώμη) − **E**(Ιταλία), αναδεικνύοντας ότι οι σχέσεις πρωτεύουσας-χώρας κωδικοποιούνται με παρόμοιες κατευθύνσεις στον χώρο ενσωμάτωσης. Η διάσταση του χώρου στο μοντέλο GPT-3 είναι 12 288.

και τις παραμέτρους της διαδικασίας εκπαίδευσης. Ελλιπή ή προκατειλημμένα δεδομένα μπορεί να οδηγήσουν σε ανακριβείς ή περιορισμένες σημασιολογικές σχέσεις.

Το εσωτερικό γινόμενο (*dot product*) μεταξύ δύο διανυσμάτων **u** και **v** αποτελεί ένα βασικό εργαλείο για την κατανόηση της γεωμετρίας στον χώρο ενσωμάτωσης. Γεωμετρικά, το εσωτερικό γινόμενο μπορεί να ερμηνευθεί ως μέτρο της ευθυγράμμισης μεταξύ των δύο διανυσμάτων. Αν τα δύο διανύσματα δείχνουν προς παρόμοια κατεύθυνση, το εσωτερικό γινόμενο θα είναι θετικό. Αν είναι κάθετα μεταξύ τους, το αποτέλεσμα θα είναι μηδέν, ενώ αν δείχνουν προς αντίθετες κατευθύνσεις, το αποτέλεσμα θα είναι αρνητικό. Αυτή η ιδιότητα είναι εξαιρετικά χρήσιμη για την ανάλυση και τη μέτρηση των σχέσεων μεταξύ διαφορετικών εννοιών στον χώρο ενσωμάτωσης (σχήμα 2.14).

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η κατεύθυνση φύλου, η οποία μπορεί να εκφραστεί ως η διαφορά **E**(άνδρας) − **E**(γυναίκα). Αυτή η διαφορά αντιπροσωπεύει μια αφηρημένη "κατεύθυνση φύλου" που αποτυπώνει τις διαφορές μεταξύ ανδρικών και γυναικείων ιδιοτήτων ή ρόλων. Η κατεύθυνση αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση ή την κατανόηση της ευθυγράμμισης άλλων λέξεων με το φύλο. Για παράδειγμα, υπολογίζοντας το εσωτερικό γινόμενο της κατεύθυνσης φύλου **E**(άνδρας) − **E**(γυναίκα) με τα διανύσματα άλλων λέξεων, μπορούμε να εξετάσουμε τη σχέση τους με το φύλο.



Σχήμα 2.14: Γεωμετρική ερμηνεία του εσωτερικού γινομένου (*dot product*) στον χώρο ενσωμάτωσης. Το εσωτερικό γινόμενο είναι θετικό όταν τα διανύσματα δείχνουν προς παρόμοια κατεύθυνση, μηδενικό όταν είναι κάθετα και αρνητικό όταν δείχνουν προς αντίθετες κατευθύνσεις.

Έτσι το εσωτερικό γινόμενο $(\mathbf{E}(\text{άνδρας}) - \mathbf{E}(\text{γυναίκα})) \cdot \mathbf{E}(\text{δάσκαλος})$ είναι θετικό, γεγονός που υποδεικνύει ότι η λέξη *δάσκαλος* σχετίζεται περισσότερο με το ανδρικό φύλο. Αντίστοιχα, για τη λέξη *δασκάλα*, το εσωτερικό γινόμενο $(\mathbf{E}(\text{άνδρας}) - \mathbf{E}(\text{γυναίκα})) \cdot \mathbf{E}(\text{δασκάλα})$ είναι αρνητικό, υποδεικνύοντας συσχέτιση με το γυναικείο φύλο. Από την άλλη πλευρά, για μια λέξη που δεν σχετίζεται με το φύλο, όπως το *πορτοκάλι*, το εσωτερικό γινόμενο $(\mathbf{E}(\text{άνδρας}) - \mathbf{E}(\text{γυναίκα})) \cdot \mathbf{E}(\text{πορτοκάλι})$ θα είναι κοντά στο μηδέν, υποδεικνύοντας την απουσία συσχέτισης με το φύλο.

Αυτή η κατεύθυνση μπορεί επίσης να αποκαλύψει προκαταλήψεις στα δεδομένα εκπαίδευσης. Για παράδειγμα, λέξεις που δεν σχετίζονται άμεσα με το φύλο μπορεί να ευθυγραμμίζονται με την κατεύθυνση $\mathbf{E}(\text{άνδρας}) - \mathbf{E}(\text{γυναίκα})$, υποδεικνύοντας στερεότυπα στα δεδομένα. Επιπλέον, αφαιρώντας ή εξουδετερώνοντας την κατεύθυνση φύλου για συγκεκριμένες λέξεις, μπορούμε να μειώσουμε τις ανισότητες σε εφαρμογές όπως η δημιουργία περιεχομένου [29].

Ενσωμάτωση Εισόδου

Το πρώτο βήμα στη διαδικασία επεξεργασίας από ένα μεγάλο γλωσσικό μοντέλο, όπως το GPT, είναι η μετατροπή της εισόδου (προτροπής) σε έναν πίνακα που καλείται *ενσωμάτωση εισόδου* (input embedding) (σχήμα 2.12) που μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τα επόμενα στάδια του μοντέλου. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

1. **Τμηματοποίηση Εισόδου (Tokenization):** Η αρχική είσοδος, δηλαδή το κείμενο της προτροπής, διασπάται σε μονάδες κειμένου μέσω της διαδικασίας τμηματο-

ποίησης που περιγράφηκε παραπάνω. Κάθε μονάδα κειμένου μπορεί να είναι μια λέξη, ένα τμήμα λέξης ή ένας χαρακτήρας, ανάλογα με το λεξιλόγιο που χρησιμοποιείται.

2. **Αντιστοίχιση Μονάδων Κειμένου σε Ενσωματώσεις (Embedding Lookup):** Κάθε μονάδα κειμένου που προέκυψε από την τμηματοποίηση αντιστοιχίζεται σε ένα αριθμητικό διάνυσμα, όπως αυτό έχει αποθηκευτεί στον πίνακα ενσωμάτωσης W_E κατά την εκπαίδευση του μοντέλου. Αυτή η αντιστοίχιση πραγματοποιείται μέσω της αναζήτησης της θέσης της μονάδας κειμένου στον πίνακα W_E και της εξαγωγής της αντίστοιχης στήλης από αυτόν.

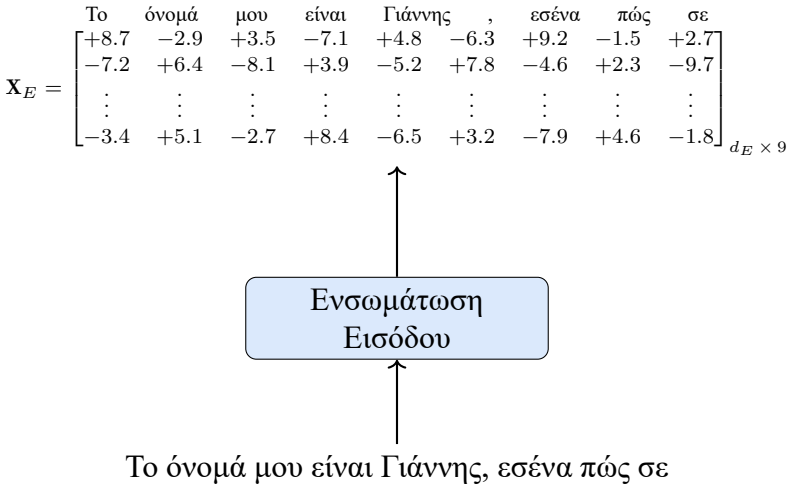
3. **Κατασκευή Πίνακα Ενσωμάτωσης Εισόδου:** Οι ενσωματώσεις των μονάδων κειμένου που προέκυψαν από το προηγούμενο βήμα διατάσσονται στη σειρά, δημιουργώντας έναν νέο πίνακα, γνωστό ως πίνακα ενσωμάτωσης εισόδου X_E (*Input Embedding Matrix*). Σε αυτόν τον πίνακα, κάθε στήλη αντιστοιχεί σε μία μονάδα κειμένου της εισόδου, και ο αριθμός των στηλών είναι ίσος με τον αριθμό των μονάδων κειμένου της προτροπής.

   Αν, για παράδειγμα, η είσοδος αποτελείται από τις μονάδες κειμένου $t_1, t_2, \ldots, t_k$, τότε ο πίνακας ενσωμάτωσης εισόδου έχει τη μορφή:

$$\mathbf{X}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{E}(t_1) & \mathbf{E}(t_2) & \cdots & \mathbf{E}(t_k) \end{bmatrix}, \tag{2.32}$$

   όπου $\mathbf{E}(t_j)$ είναι το διάνυσμα ενσωμάτωσης για την j-οστή μονάδα κειμένου. Ο πίνακας $\mathbf{X}_E$ έχει διαστάσεις $d_E \times k$, όπου d_E είναι η διάσταση των ενσωματώσεων και k ο αριθμός των μονάδων κειμένου στην είσοδο.

4. **Χαρακτηριστικά του Πίνακα Ενσωμάτωσης Εισόδου:** Ο πίνακας X_E λειτουργεί ως η αριθμητική αναπαράσταση της εισόδου και είναι το σημείο εκκίνησης για όλα τα επόμενα βήματα επεξεργασίας του μοντέλου. Τα διανύσματα στις στήλες του πίνακα περιέχουν σημασιολογική πληροφορία για τις αντίστοιχες μονάδες κειμένου, επιτρέποντας στο μοντέλο να κατανοήσει τις σχέσεις μεταξύ τους σε υψηλότερα επίπεδα.



Σχήμα 2.15: Η πρόταση *"Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε"* μετατρέπεται σε ενσωμάτωση εισόδου, όπου κάθε στήλη αντιστοιχεί στην ενσωμάτωση κάθε λέξης (ή μονάδας κειμένου) της πρότασης. Στο παράδειγμα αυτό είναι $k = 9$.

Στο σχήμα 2.15 φαίνεται πώς δημιουργείται ο πίνακας ενσωμάτωσης εισόδου για την πρόταση «*Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε...*». Αρχικά, η πρόταση διασπάται σε 9 μονάδες κειμένου. Για κάθε μονάδα, το αντίστοιχο διάνυσμα αναζητείται στον πίνακα ενσωματώσεων W_E, και η στήλη που την αναπαριστά προστίθεται στον πίνακα $\mathbf{X}_E$.

Ο τελικός πίνακας $\mathbf{X}_E$ περιλαμβάνει 9 στήλες, καθεμία από τις οποίες αντιστοιχεί σε μία μονάδα κειμένου της πρότασης. Οι τιμές του πίνακα εκφράζουν τις συντεταγμένες των διανυσμάτων ενσωμάτωσης στον χώρο διάστασης d_E. Στα επόμενα στάδια του μοντέλου, ο πίνακας $\mathbf{X}_E$ εμπλουτίζεται με πληροφορίες θέσης μέσω της *κωδικοποίησης θέσης* (positional encoding) και στη συνέχεια επεξεργάζεται από τα επίπεδα των Μετασχηματιστών, ώστε να παραχθεί η τελική έξοδος του μοντέλου.

2.4.3 Κωδικοποίηση Θέσης

Η *Κωδικοποίηση Θέσης* (Positional Encoding) είναι ένα σημαντικό στάδιο στη λειτουργία των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Ενώ η ενσωμάτωσης εισόδου περιέχει σημασιολογική πληροφορία για κάθε μονάδα κειμένου, δεν περιλαμβάνει πληροφορία για τη σειρά εμφάνισης αυτών των μονάδων. Δεδομένου ότι η φυσική γλώσσα είναι εγγενώς διατεταγμένη, η κατανόηση της σειράς των λέξεων είναι απαραίτητη για τη σωστή επεξεργασία και ερμηνεία του κειμένου [30].

Οι μετασχηματιστές δεν περιέχουν ενσωματωμένη πληροφορία για τη σειρά των λέξεων λόγω της αρχιτεκτονικής τους, η οποία βασίζεται στον μηχανισμό αυτοπροσοχής (*self-attention*). Όπως θα αναλύσουμε σε επόμενη ενότητα, ο μηχανισμός αυτός επεξεργάζεται όλα τα διανύσματα εισόδου παράλληλα, χωρίς να λαμβάνει υπόψη τη σειρά εμφάνισης. Η σειρά, ωστόσο, είναι απαραίτητη για την κατανόηση του νοήματος μιας πρότασης. Για παράδειγμα, οι προτάσεις:

Η Ελένη χτύπησε την πόρτα και έσπασε.
Η πόρτα έσπασε και χτύπησε την Ελένη.

έχουν τελείως διαφορετικό νόημα, παρά το γεγονός ότι περιλαμβάνουν τις ίδιες ακριβώς λέξεις. Χωρίς πληροφορία θέσης, το μοντέλο δεν θα μπορούσε να διακρίνει τη διαφορά μεταξύ των δύο αυτών προτάσεων.Για να αντιμετωπιστεί αυτό το ζήτημα, προστίθεται πληροφορία θέσης σε κάθε ενσωμάτωση εισόδου μέσω μιας διαδικασίας που ονομάζεται κωδικοποίηση θέσης.

Η κωδικοποίηση θέσης υλοποιείται με μια μετατόπιση των διανυσμάτων ενσωμάτωσης μέσω πρόσθεσης ενός διανύσματος που περιέχει την πληροφορία της θέσης. Για κάθε θέση i στην ακολουθία εισόδου, το διάνυσμα ενσωμάτωσης εμπλουτίζεται με ένα αντίστοιχο διάνυσμα κωδικοποίησης θέσης:

$$\mathbf{E}_{PE}(t_j) = \mathbf{E}(t_j) + \mathbf{PE}(j), \tag{2.33}$$

όπου:

- $\mathbf{E}(t_j)$: Το διάνυσμα ενσωμάτωσης της μονάδας κειμένου στη θέση j.
- $\mathbf{PE}(j)$: Το διάνυσμα κωδικοποίησης θέσης για τη θέση j.

Η $\mathbf{PE}(j)$ δημιουργείται από ημιτονοειδείς συναρτήσεις με διαφορετικές συχνότητες. Αυτή η επιλογή επιτρέπει στο μοντέλο να "αντιλαμβάνεται" σχετικές και απόλυτες θέσεις στις ακολουθίες εισόδου. Η τυπική κωδικοποίηση θέσης που χρησιμοποιείται στους μετασχηματιστές ορίζεται ως εξής:

$$\mathbf{PE}(j, 2m) = \sin\left(\frac{j}{10000^{\frac{2m}{d_E}}}\right), \tag{2.34}$$

$$\mathbf{PE}(j, 2m+1) = \cos\left(\frac{j}{10000^{\frac{2m}{d_E}}}\right), \tag{2.35}$$

όπου:

- j: Η θέση της μονάδας κειμένου στην ακολουθία εισόδου.
- d_E: Η συνολική διάσταση των διανυσμάτων ενσωμάτωσης.
- m: Ο δείκτης που καθορίζει τη διάσταση του διανύσματος ενσωμάτωσης στην οποία εφαρμόζεται η κωδικοποίηση θέσης. Οι συναρτήσεις $\sin$ και $\cos$ εφαρμόζονται εναλλάξ στις διαστάσεις του διανύσματος, με το m να παίρνει τιμές από 0 έως $\frac{d_E}{2} - 1$, ώστε να γεμίσουν όλες οι διαστάσεις του διανύσματος ενσωμάτωσης.

Η χρήση συναρτήσεων ημιτόνου και συνημιτόνου εξασφαλίζει ότι η κωδικοποίηση θέσης είναι συνεχής και εκθετικά κλιμακούμενη, επιτρέποντας στο μοντέλο να διακρίνει τόσο μικρές όσο και μεγάλες διαφορές στη θέση [30].

Παράδειγμα 2.4.1. Έστω ότι έχουμε μια ακολουθία εισόδου μήκους $n = 2$ και διάσταση $d = 4$. Οι τιμές των συναρτήσεων κωδικοποίησης θέσης για κάθε θέση j θα είναι:

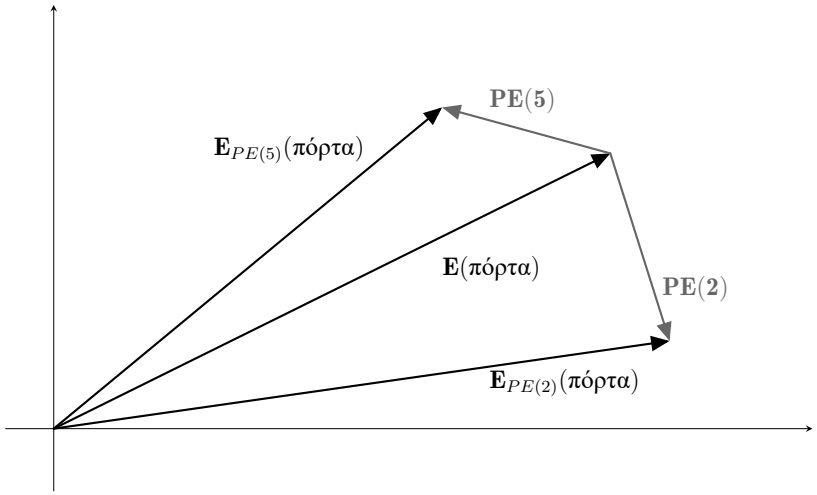
$$\mathbf{PE}(1) = \begin{bmatrix} \sin\left(\frac{1}{10000^{\frac{0}{4}}}\right) \\ \cos\left(\frac{1}{10000^{\frac{0}{4}}}\right) \\ \sin\left(\frac{1}{10000^{\frac{2}{4}}}\right) \\ \cos\left(\frac{1}{10000^{\frac{2}{4}}}\right) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{PE}(2) = \begin{bmatrix} \sin\left(\frac{2}{10000^{\frac{0}{4}}}\right) \\ \cos\left(\frac{2}{10000^{\frac{0}{4}}}\right) \\ \sin\left(\frac{2}{10000^{\frac{2}{4}}}\right) \\ \cos\left(\frac{2}{10000^{\frac{2}{4}}}\right) \end{bmatrix}.$$

Τα διανύσματα $\mathbf{PE}(j)$ προστίθενται στα διανύσματα ενσωμάτωσης εισόδου, εμπλουτίζοντας τα με πληροφορία θέσης. Στο παράδειγμα με τις δύο προτάσεις:

Η Ελένη χτύπησε την πόρτα και έσπασε.
Η πόρτα έσπασε και χτύπησε την Ελένη.

στη λέξη *πόρτα* θα προστεθεί διαφορετικό διάνυσμα κωδικοποίησης θέσης (σχήμα 2.16). □

Οι βασικές ιδιότητες που τέθηκαν ως προδιαγραφές για την κωδικοποίηση θέσης, ώστε να ενσωματώνεται η πληροφορία της διάταξης των λέξεων στο μοντέλο, και οι οποίες οδήγησαν και στην επιλογή των παραπάνω συναρτήσεων, είναι οι εξής:



Σχήμα 2.16: Απεικόνιση της διαδικασίας κωδικοποίησης θέσης (Positional Encoding) για τις προτάσεις "Η Ελένη χτύπησε την πόρτα και έσπασε" και "Η πόρτα έσπασε και χτύπησε την Ελένη". Το διάνυσμα ενσωμάτωσης της λέξης "πόρτα" $\mathbf{E}(\text{πόρτα})$ εμπλουτίζεται με διαφορετικά διανύσματα κωδικοποίησης θέσης, όπως $\mathbf{PE}(2)$ και $\mathbf{PE}(5)$, ανάλογα με τη θέση της λέξης στην πρόταση. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει στον μετασχηματιστή να διαφοροποιεί το νόημα των δύο προτάσεων, εισάγοντας πληροφορία θέσης στα διανύσματα ενσωμάτωσης.

1. **Εκθετική Κλιμάκωση:** Η κωδικοποίηση θέσης μπορεί να αναπαραστήσει τόσο μικρές όσο και μεγάλες αποστάσεις στις θέσεις της ακολουθίας.

2. **Αναλλοίωτη Μεταφορά:** Οι ημιτονοειδείς συναρτήσεις επιτρέπουν στο μοντέλο να διατηρεί πληροφορία για σχετικές θέσεις, ακόμη και αν η ακολουθία μετατοπιστεί.

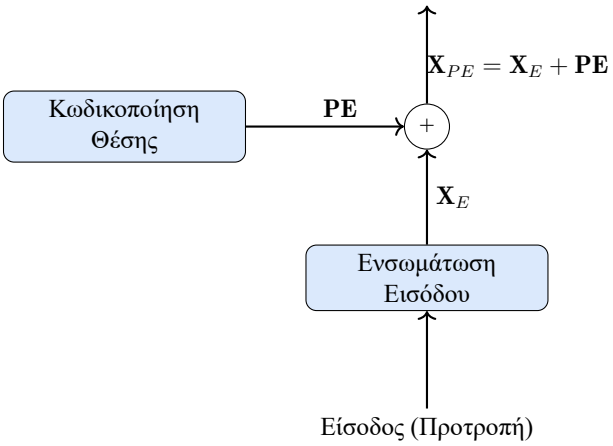
3. **Αναπαραγωγιμότητα:** Ο μηχανισμός αυτός λειτουργεί ανεξάρτητα από την ακολουθία εκπαίδευσης και μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιοδήποτε μήκος ακολουθίας.

Μετά την προσθήκη της κωδικοποίησης θέσης, ο πίνακας ενσωμάτωσης εισόδου $\mathbf{X}_E$ τροποποιείται ως εξής:

$$\mathbf{X}_{PE} = \mathbf{X}_E + \mathbf{PE}, \tag{2.36}$$

όπου PE είναι ένας πίνακας που περιέχει τα διανύσματα κωδικοποίησης θέσης για κάθε θέση της ακολουθίας εισόδου (σχήμα 2.17).

Με τον τρόπο αυτόν το μοντέλο έχει πρόσβαση τόσο στις σημασιολογικές πληροφορίες των μονάδων κειμένου όσο και στην πληροφορία θέσης τους στην ακολουθία. Στα



Σχήμα 2.17: Διαδικασία συνδυασμού ενσωμάτωσης εισόδου και κωδικοποίησης θέσης στο πλαίσιο των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Η ενσωμάτωση εισόδου ($\mathbf{X}_E$) εμπλουτίζεται με πληροφορία θέσης (**PE**) μέσω πρόσθεσης, δημιουργώντας τον τελικό συνδυασμό $\mathbf{X}_{PE} = \mathbf{X}_E + \mathbf{PE}$, ο οποίος περιέχει τόσο σημασιολογικές όσο και σχετικές πληροφορίες για τη θέση των μονάδων κειμένου.

επόμενα στάδια του μετασχηματιστή, αυτή η συνδυασμένη πληροφορία εισάγεται στις κεφαλές αυτοπροσοχής για την παραγωγή της τελικής εξόδου του μοντέλου.

2.4.4 Αποκοπή

Η *αποκοπή* (dropout) είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική κανονικοποίησης (regularization) στη μηχανική μάθηση, η οποία εισήχθη για πρώτη φορά από τούς Srivastava et al. (2014) [17]. Στους μετασχηματιστές, η αποκοπή έχει καθοριστική σημασία για τη βελτίωση της γενικευσιμότητας των μοντέλων, καθώς αποτρέπει το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής (overfitting).

Στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα, το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής αναφέρεται στην υπερβολική προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα τη μειωμένη ικανότητα γενίκευσης σε νέα δεδομένα. Αυτό μπορεί να συμβεί όταν το μοντέλο μνημονεύει συγκεκριμένα παραδείγματα αντί να μαθαίνει τα υποκείμενα μοτίβα της γλώσσας, οδηγώντας σε χαμηλή απόδοση σε νέα δεδομένα. Επίσης, η υπερπροσαρμογή αυξάνει την ευαισθησία του μοντέλου σε θόρυβο ή ανούσιες μεταβολές στα δεδομένα εισόδου [31].

Η αποκοπή χρησιμοποιείται για να μετριάσει αυτά τα προβλήματα, αποτρέποντας την υπερβολική εξάρτηση από συγκεκριμένους νευρώνες κατά την εκπαίδευση. Επιπλέον,

στρατηγικές όπως η χρήση ποικιλόμορφων συνόλων δεδομένων και η εφαρμογή μεθόδων κανονικοποίησης συμβάλλουν στην αύξηση της γενικευσιμότητας και της αξιοπιστίας των γλωσσικών μοντέλων. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται σε διάφορα στάδια της αρχιτεκτονικής, συμβάλλοντας στη σταθερότητα και την αποδοτικότητα της εκπαίδευσης.

Η αποκοπή λειτουργεί μέσω του τυχαίου μηδενισμού (zeroing out) κάποιον νευρώνων του νευρωνικού δικτύου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, κάθε νευρώνας (ή έξοδος μιας προηγούμενης διεργασίας) μηδενίζεται με μια πιθανότητα p, γνωστή ως ρυθμός αποκοπής (*dropout rate*). Οι νευρώνες που δεν μηδενίζονται, παραμένουν ενεργοί και το βάρος τους αναπροσαρμόζεται, λαμβάνοντας υπόψη την πιθανότητα αποκοπής.

Μαθηματικά, αν ο πίνακας εξόδων από ένα επίπεδο είναι $\mathbf{H}$, τότε η αποκοπή εφαρμόζεται ως εξής:

$$\mathbf{H} = \mathbf{M} \odot \mathbf{H} \tag{2.37}$$

όπου:

- $\mathbf{M}$ είναι ένας δυαδικός πίνακας της ίδιας διάστασης με τον $\mathbf{H}$, ο οποίος περιέχει τιμές 0 ή 1, με πιθανότητα p και $1 - p$ αντίστοιχα.
- $\odot$ είναι το γινόμενο Hadamard.

Κατά την εκπαίδευση, η αποκοπή μειώνει τις εξαρτήσεις μεταξύ των νευρώνων, ενισχύοντας την ικανότητα του μοντέλου να γενικεύει σε νέα δεδομένα.

Η αποκοπή χρησιμοποιείται σε διάφορα σημεία, όπως:

1. **Στον μηχανισμό αυτοπροσοχής (*self-attention*):** Κατά την εκτέλεση του μηχανισμού αυτοπροσοχής, η αποκοπή εφαρμόζεται στις *βαθμολογίες προσοχής* (attention scores) πριν από την κανονικοποίηση με τη χρήση της *softmax*.
2. **Στα ενδιάμεσα επίπεδα (*feed-forward layers*):** Η αποκοπή εφαρμόζεται στις εξόδους του πλήρως συνδεδεμένου επιπέδου (fully connected layer) για να μειώσει την πιθανότητα υπερπροσαρμογής.

3. **Στην ενσωμάτωση εισόδου και εξόδου:** Οι ενσωματώσεις που δημιουργούνται για τις μονάδες κειμένου τροποποιούνται μέσω της αποκοπής για τη βελτίωση της ανθεκτικότητας του μοντέλου.

Παρά τα οφέλη της, η αποκοπή συνοδεύεται και από προβλήματα. Αν ο ρυθμός αποκοπής είναι πολύ υψηλός, υπάρχει κίνδυνος απώλειας σημαντικής πληροφορίας, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει την ποιότητα της εκπαίδευσης. Για τον λόγο αυτό, η επιλογή της κατάλληλης τιμής του ποσοστού αποκοπής είναι σημαντική και συνήθως εξαρτάται από την πολυπλοκότητα του μοντέλου. Τυπικά, χρησιμοποιούνται τιμές όπως $p = 0.1$ ή $p = 0.2$. Η αποκοπή μπορεί να θεωρηθεί ως μια μορφή στοχαστικής κανονικοποίησης, καθώς η τυχαία απενεργοποίηση νευρώνων λειτουργεί σαν να εκπαιδεύονται ταυτόχρονα πολλά υπομοντέλα που μοιράζονται τις ίδιες παραμέτρους. Το αποτέλεσμα είναι ένα πιο σταθερό και ανθεκτικό μοντέλο, λιγότερο ευαίσθητο σε αβεβαιότητες ή μεταβολές στην είσοδο.

Κατά τη φάση της πρόβλεψης, η αποκοπή δεν εφαρμόζεται. Ωστόσο, οι τιμές του πίνακα $\mathbf{X}_{PE}$, που προκύπτει από τον συνδυασμό ενσωμάτωσης εισόδου και κωδικοποίησης θέσης ($\mathbf{X}_{PE} = \mathbf{X}_E + \mathbf{PE}$), κλιμακώνονται κατά $1 - p$. Συγκεκριμένα:

$$\mathbf{X}_S = (1 - p) \cdot \mathbf{X}_{PE}. \tag{2.38}$$

Για τις αντίστοιχες ενσωματώσεις (στήλες του πίνακα $\mathbf{X}_S$) ισχύει:

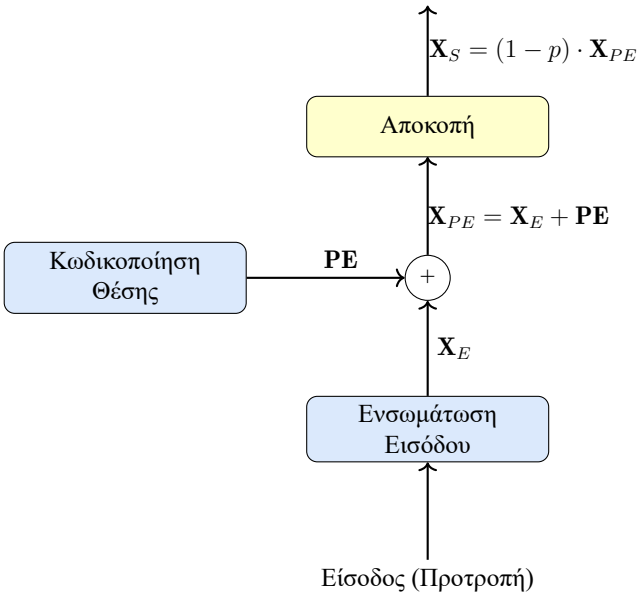
$$\mathbf{E}_S\left(t_j\right) = (1 - p) \cdot \mathbf{E}_{PE}\left(t_j\right). \tag{2.39}$$

Αυτό διασφαλίζει ότι η μέση ενεργοποίηση του δικτύου παραμένει συνεπής μεταξύ της φάσης εκπαίδευσης και πρόβλεψης (σχήμα 2.18).

Παρά την επιτυχία της παραδοσιακής αποκοπής, έχουν αναπτυχθεί διάφορες παραλλαγές και επεκτάσεις της για βελτιωμένη απόδοση. Κάποιες από αυτές περιλαμβάνουν:

1. **DropConnect:** Αντί να μηδενίζονται νευρώνες, μηδενίζονται τα βάρη τους [32].

2. **LayerDrop:** Εφαρμόζεται αποκοπή ολόκληρων επιπέδων, κυρίως σε δομές με μεγάλο αριθμό στρωμάτων, όπως στους μετασχηματιστές [33].



Σχήμα 2.18: Διαδικασία συνδυασμού ενσωμάτωσης εισόδου και κωδικοποίησης θέσης στο πλαίσιο των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs). Μετά τον συνδυασμό ($\mathbf{X}_{PE} = \mathbf{X}_E + \mathbf{PE}$), εφαρμόζεται αποκοπή (dropout) και κλιμάκωση κατά $1-p$, δημιουργώντας τον πίνακα $\mathbf{X}_S = (1-p) \cdot \mathbf{X}_{PE}$.

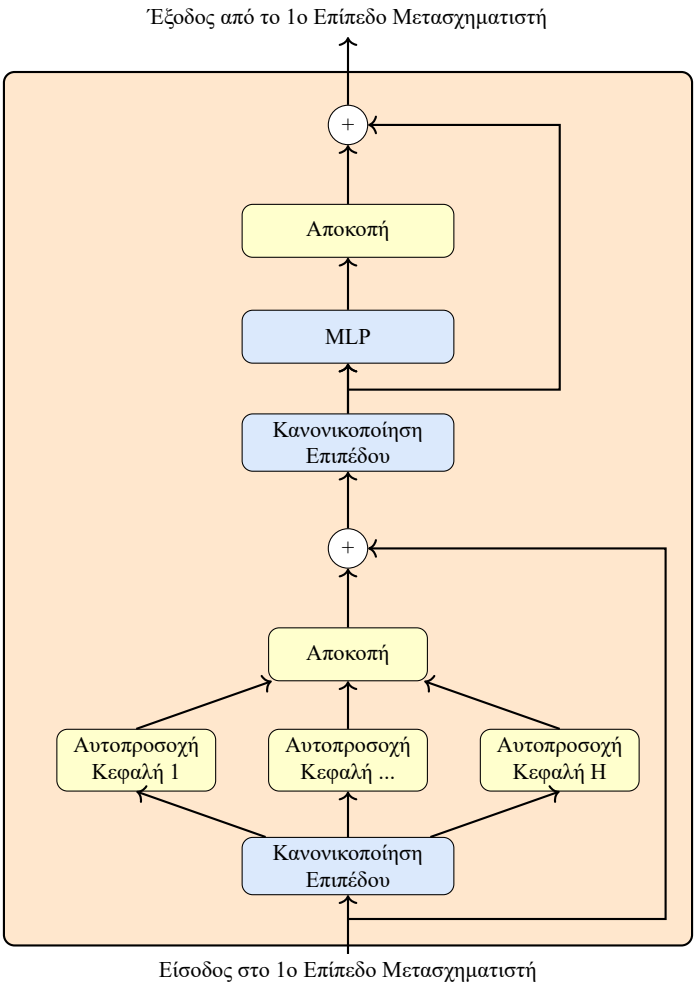
3. **Stochastic Depth:** Χρησιμοποιείται για την αποκοπή πλήρων στρωμάτων κατά την εκπαίδευση, μειώνοντας την υπολογιστική πολυπλοκότητα [34].

Η αποκοπή παραμένει μια από τις πιο αποτελεσματικές και εύκολες στην εφαρμογή τεχνικές κανονικοποίησης, ειδικά για μεγάλα νευρωνικά δίκτυα όπως οι μετασχηματιστές. Η κατανόηση και η ορθή εφαρμογή της αποτελούν απαραίτητα στοιχεία για την ανάπτυξη μοντέλων που μπορούν να γενικεύουν αποδοτικά και να επιτυγχάνουν υψηλή απόδοση σε ποικίλα γλωσσικά και άλλα προβλήματα.

2.4.5 Μετασχηματιστές

Γενικά Μέρη του Μετασχηματιστή

Η αρχιτεκτονική του Μετασχηματιστή αποτελείται από μια σειρά υποσυστημάτων που συνεργάζονται για την επεξεργασία των δεδομένων και την παραγωγή της πρόβλεψης. Κάθε ένα από αυτά τα μέρη εκτελεί συγκεκριμένες λειτουργίες, συμβάλλοντας στη συνολική ικανότητα του μοντέλου να κατανοεί και να δημιουργεί σύνθετες σχέσεις στο εισαγόμενο κείμενο. Στην ενότητα αυτή θα παραθέσουμε μια γενική επισκόπηση των κυρίων δομικών στοιχείων, ενώ στις επόμενες ενότητες θα γίνει πιο λεπτομερής ανάλυση



Σχήμα 2.19: Γενική απεικόνιση της αρχιτεκτονικής του Μετασχηματιστή, με όλα τα βασικά δομικά στοιχεία που συμμετέχουν στη διαδικασία επεξεργασίας δεδομένων. Η είσοδος διασπάται και περνάει από στάδια κανονικοποίησης, αυτοπροσοχής, γραμμικών μετασχηματισμών και αποκοπής πριν παραχθεί η τελική έξοδος.

κάθε συστήματος (σχήμα 2.19).

1. **Κανονικοποίηση Επιπέδου (LayerNorm):** Η κανονικοποίηση επιπέδου εφαρμόζεται για τη σταθεροποίηση των τιμών των εξόδων και την επιτάχυνση της διαδικασίας εκπαίδευσης. Η κανονικοποίηση συμβάλλει στη βελτίωση της γενικευσιμότητας του μοντέλου και στην αποφυγή προβλημάτων που σχετίζονται με την αστάθεια της εκπαίδευσης.

2. **Μηχανισμός Αυτοπροσοχής (Self-Attention Mechanism):** Ο μηχανισμός αυτός επιτρέπει στο μοντέλο να αντιληφθεί τη συνάφεια κάθε μέρους της εισόδου με τα

υπόλοιπα, ανεξαρτήτως απόστασης. Με αυτόν τον τρόπο, το μοντέλο αποκτά τη δυνατότητα να κατανοεί σχέσεις μακράς εμβέλειας.

3. **Αποκοπή (Dropout):** Η αποκοπή χρησιμοποιείται για την αποφυγή υπερπροσαρμογής. Η μέθοδος αυτή είναι ίδια με αυτή που έχει περιγραφεί στην ενότητα 2.4.4 και βοηθά στη βελτίωση της γενικευσιμότητας του μοντέλου.

4. **Νευρωνικό Δίκτυο:** Το νευρωνικό δίκτυο αποτελεί ένα σημαντικό μέρος της αρχιτεκτονικής του Μετασχηματιστή, το οποίο συνήθως εφαρμόζεται μετά τον μηχανισμό αυτοπροσοχής (Σχήμα 2.25). Αποτελείται από έναν συνδυασμό γραμμικών μετασχηματισμών και μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης, όπως η ReLU, και χρησιμοποιείται για την ενίσχυση της εκφραστικής δύναμης του μοντέλου. Το νευρωνικό δίκτυο βοηθά στη μοντελοποίηση σύνθετων σχέσεων και στη μετατροπή των χαρακτηριστικών που παράγονται από τον μηχανισμό αυτοπροσοχής σε πιο πλούσιες αναπαραστάσεις. Επιπλέον, στα βαρη του νευρωνικού δικτύου αποθηκεύεται το μεγαλύτερο μέρος της γνώσης (ενότητα 2.5.1).

5. **Αποκοπή (Dropout):** Ένας δεύτερος μηχανισμός αποκοπής χρησιμοποιείται για να ενισχύσει τη σταθερότητα του μοντέλου και να αποτρέψει την υπερπροσαρμογή κατά την εκπαίδευση.

6. **Έξοδος (Output):** Το τελευταίο στάδιο περιλαμβάνει την παραγωγή των τελικών προβλέψεων ή των αναπαραστάσεων, ανάλογα με τον στόχο του μοντέλου. Στο GPT η έξοδος θα εισέλθει σε άλλους μετασχηματιστές για περαιτέρω επεξεργασία (σχήμα 2.12).

Το παραπάνω πλαίσιο παρουσιάζει τα κύρια δομικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής του Μετασχηματιστή. Στις επόμενες ενότητες θα αναλύσουμε αναλυτικά την εσωτερική τους λειτουργία, καθώς και τον τρόπο συνεργασίας τους για την επεξεργασία των δεδομένων.

Κανονικοποίηση Επιπέδου

Η *κανονικοποίηση επίπεδου* (LayerNorm) αποτελεί μία από τις σημαντικότερες τεχνικές κανονικοποίησης που χρησιμοποιούνται στους Μετασχηματιστές. Σε αντίθεση με

άλλες μεθόδους, όπως η *Κανονικοποίηση Παρτίδας* (Batch Normalization [19]), η κανονικοποίηση επιπέδου λειτουργεί σε επίπεδο δείγματος, γεγονός που την καθιστά ιδιαίτερα αποτελεσματική για εφαρμογές που απαιτούν ευελιξία, όπως η επεξεργασία ακολουθιών [35].

Η κανονικοποίηση επίπεδου κανονικοποιεί τις τιμές κάθε επιπέδου (layer) με βάση το μέσο όρο και τη διακύμανση των τιμών του συγκεκριμένου δείγματος. Αυτό διασφαλίζει ότι οι τιμές παραμένουν σε μία κλίμακα που είναι ευκολότερα επεξεργάσιμη από το νευρωνικό δίκτυο. Συγκεκριμένα, τα δεδομένα αντιπροσωπεύονται ως στήλες (σχήμα 2.15) και η κανονικοποίηση εφαρμόζεται σε κάθε στήλη του πίνακα ανεξάρτητα.

Δοθέντος ενός διανύσματος εισόδου $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \ldots, x_n]$, η κανονικοποίηση επίπεδου $\widehat{\mathbf{x}} = [\hat{x_1}, \hat{x_2}, \ldots, \hat{x}_n]$ υπολογίζεται ως εξής:

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}}, \tag{2.40}$$

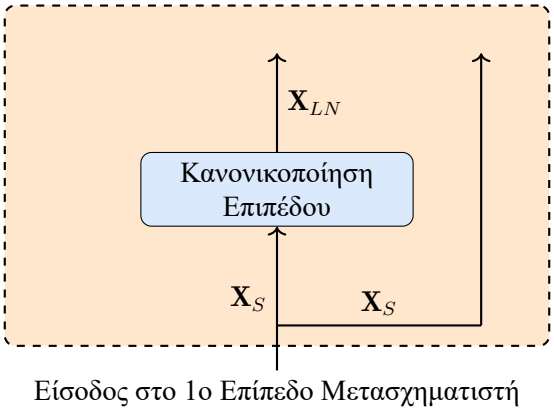
όπου:

- $\mu = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i$ είναι ο μέσος όρος του διανύσματος.
- $\sigma^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)^2$ είναι η διακύμανση.
- ϵ είναι μία πολύ μικρή σταθερά που προστίθεται για την αποφυγή διαίρεσης με το μηδέν.

Μετά την κανονικοποίηση, κάθε τιμή $\hat{x}_i$ πολλαπλασιάζεται με μία παράμετρο κλίμακας γ_i και προστίθεται μία παράμετρος μετατόπισης β_i:

$$LN(x_i) = \gamma_i \hat{x}_i + \beta_i. \tag{2.41}$$

Οι παράμετροι γ_i και β_i παίρνουν τιμές κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου. Μετά την κανονικοποίηση, οι τιμές έχουν μέσο όρο περίπου 0 και διακύμανση περίπου 1, προτού τροποποιηθούν από τις γ_i και β_i. Σε πρακτική χρήση, οι έξοδοι μετά τη κανονικοποίηση επιπέδου και την προσθήκη των γ_i και β_i βρίσκονται συχνά σε ένα τυπικό εύρος περίπου $[-5, 5]$, αν και μπορούν να υπάρξουν και ακραίες τιμές. Τα διανύσματα ενσωμάτωσης που προκύπτουν από την παραπάνω διαδικασία κανονικοποίησης



Σχήμα 2.20: Απεικόνιση της διαδικασίας κανονικοποίησης επιπέδου. Η είσοδος κανονικοποιείται με βάση τον μέσο όρο και τη διακύμανση κάθε δείγματος, προσαρμόζεται μέσω των παραμέτρων κλίμακας $\boldsymbol{\gamma}$ και μετατόπισης $\boldsymbol{\beta}$, και παράγονται τα τελικά διανύσματα ενσωμάτωσης.

συμβολίζονται:

$$\mathbf{E}_{LN}\left(t_j\right) = \boldsymbol{\gamma} \odot \widehat{\mathbf{E}}_S\left(t_j\right) + \boldsymbol{\beta}, \tag{2.42}$$

$$\mathbf{X}_{LN} = \left[\mathbf{E}_{LN}\left(t_1\right), \mathbf{E}_{LN}\left(t_2\right), \ldots, \mathbf{E}_{LN}\left(t_k\right)\right] \tag{2.43}$$

όπου $\boldsymbol{\gamma},\ \boldsymbol{\beta} \in \mathbb{R}^{d_E}$ και $\mathbf{X}_{LN} \in \mathbb{R}^{d_E \times k}$ ο πίνακας κανονικοποίησης επιπέδου (σχήμα 2.20).

Η κανονικοποίηση επιπέδου προσφέρει στο σύστημα σημαντικά πλεονεκτήματα. Παρέχει ευελιξία, καθώς εφαρμόζεται σε επίπεδο δείγματος, γεγονός που την καθιστά κατάλληλη για ακολουθιακά δεδομένα. Συμβάλλει στη σταθερότητα του μοντέλου, μειώνοντας την ευαισθησία του στις αλλαγές της κλίμακας των εισόδων. Τέλος, διευκολύνει την εκπαίδευση των Μετασχηματιστών, καθώς συμβάλλει στη βελτίωση της σύγκλισής τους.

Στην επόμενη ενότητα, θα εξετάσουμε πώς ενσωματώνεται η κανονικοποίηση επιπέδου στον γραμμικό μετασχηματισμό και από εκεί στις κεφαλές αυτο-προσοχής.

Αυτοπροσοχή

Η αρχιτεκτονική της *αυτοπροσοχής* (self-attention) αποτελεί το θεμέλιο της σύγχρονης έρευνας στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα. Η εξέλιξή της οφείλεται σε σημαντικές έρευνες που καθόρισαν την κατεύθυνση της τεχνητής νοημοσύνης. Η μελέτη *Attention Is All You Need* από τους Vaswani et al. (2017) εισήγαγε τους μετασχηματιστές, περιγράφοντας τη λειτουργία της αυτοπροσοχής ως κεντρικό μηχανισμό για την επεξεργασία ακο-

λουθιών δεδομένων. Οι συγγραφείς κατέδειξαν ότι η αυτοπροσοχή προσφέρει σημαντική απόδοση σε εργασίες όπως η μηχανική μετάφραση, αντικαθιστώντας τις συμβατικές αρχιτεκτονικές όπως τα RNNs και τα CNNs [30].

Στη συνέχεια, η μελέτη *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding* από τους Devlin et al. (2018) αναγνώρισε τη σημασία της αυτοπροσοχής για την αποτύπωση σχέσεων μεταξύ λέξεων ανεξαρτήτως θέσης τους στο κείμενο. Παρόλο που η BERT εστίασε στη δισδιάστατη αυτοπροσοχή, το άρθρο εισήγαγε τη στρατηγική προεκπαίδευσης σε μεγάλες ποσότητες δεδομένων [36].

Τέλος, η μελέτη *Language Models are Few-Shot Learners* από τους Brown et al. (2020) περιέγραψε την αρχιτεκτονική του GPT-3 και ανέδειξε τη σημασία της αυτοπροσοχής σε μεγάλης κλίμακας γλωσσικά μοντέλα. Η αυτοπροσοχή αξιοποιήθηκε για την εκμάθηση σχέσεων και δομών σε δεδομένα χωρίς την ανάγκη ειδικά επισημασμένων συνόλων δεδομένων [24].

Η λειτουργία της αυτοπροσοχής βασίζεται σε μια αλληλουχία υπολογιστικών σταδίων τα οποία θα αναλυθούν λεπτομερώς στη συνέχεια:

1. **Πολλαπλασιασμός Πινάκων (Matrix Multiplication ή Matmul)**: Υπολογίζει τη συσχέτιση μεταξύ των χαρακτηριστικών εισόδου, πολλαπλασιάζοντας την κανονικοποιημένη ενσωμάτωση εισόδου με κατάλληλους πίνακες βαρών για την παραγωγή των πινάκων ενσωμάτωσης Ερώτησης (Query, Q) και Κλειδιού (Key, K).

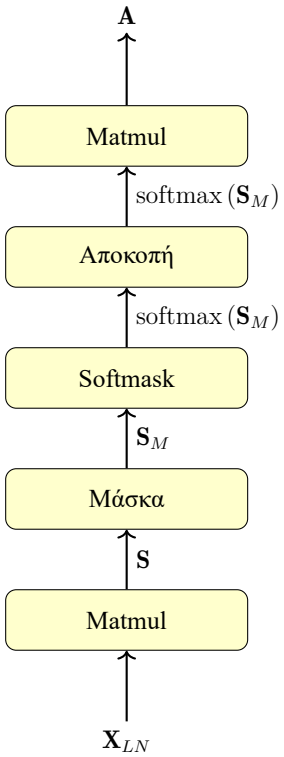
2. **Μάσκα (Mask)**: Εφαρμόζει μάσκα για την εξάλειψη μη σχετικών πληροφοριών, διασφαλίζοντας ότι κάθε θέση εισόδου λαμβάνει υπόψη μόνο τις επιτρεπτές θέσεις.

3. **Κανονικοποίηση με Softmax**: Κανονικοποιεί τις τιμές ώστε να αντιπροσωπεύουν πιθανότητες, επιτρέποντας τη στάθμιση των σχετικών εισόδων.

4. **Αποκοπή**: Μειώνει την υπερπροσαρμογή κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, εισάγοντας τυχαιότητα στην επεξεργασία.

5. **Πολλαπλασιασμός Πινάκων (Matmul)**: Εφαρμόζει πολλαπλασιασμό πίνακα βαρών για την παραγωγή του πίνακα ενσωμάτωσης Τιμής (Value, V).

Το διάγραμμα στο σχήμα 2.21 παρουσιάζει τη ροή αυτών των σταδίων, τονίζοντας την αλληλουχία τους.



Σχήμα 2.21: Διάγραμμα ροής των υπολογιστικών σταδίων της Αυτοπροσοχής. Η είσοδος $\mathbf{X}_{LN}$ υποβάλλεται σε πολλαπλασιασμό πινάκων (Matmul) για τον υπολογισμό των συσχετίσεων $\mathbf{S}$, ακολουθεί η εφαρμογή μάσκας ($\mathbf{S}_M$) και κανονικοποίηση με τη συνάρτηση Softmax. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται αποκοπή και τελικός πολλαπλασιασμός πινάκων για την παραγωγή του πίνακα προσοχής $\mathbf{A}$, ο οποίος αποτελεί την έξοδο του μηχανισμού αυτοπροσοχής.

Στη συνέχεια, θα παρουσιαστούν με λεπτομέρεια οι μαθηματικοί ορισμοί και οι αλγοριθμικές λεπτομέρειες κάθε σταδίου, αναδεικνύοντας τη συμβολή τους στη συνολική λειτουργία της αυτοπροσοχής.

Πολλαπλασιασμός Πινάκων για τις Ερωτήσεις Q και τα Κλειδιά K. Ο *πολλαπλασιασμός πινάκων* (Matrix Multiplication ή Matmul) αποτελεί το πρώτο στάδιο στη διαδικασία της αυτοπροσοχής, όπου υπολογίζεται η συσχέτιση των χαρακτηριστικών της εισόδου. Το στάδιο αυτό χρησιμοποιεί τρεις διαφορετικούς πίνακες βαρών $\mathbf{W}_Q$, $\mathbf{W}_K$, και $\mathbf{W}_V$, οι τιμές των οποίων έχουν προσδιοριστεί από την εκπαίδευση του συστήματος.

- Ο πίνακας $\mathbf{W}_Q$ προσαρμόζει τα δεδομένα εισόδου ώστε να εξάγουν πληροφορίες για τις Ερωτήσεις. Αυτό καθορίζει ποιες θέσεις «ζητούν» πληροφορίες.

- Ο πίνακας $\mathbf{W}_K$ εξάγει τις πληροφορίες για τα Κλειδιά, που αντιπροσωπεύουν τις

δυνατότητες μιας θέσης να παρέχει πληροφορίες στις Ερωτήσεις.

- Ο πίνακας $\mathbf{W}_V$ χρησιμοποιείται για την κατασκευή των Τιμών, δηλαδή των ίδιων των δεδομένων που θα επιστραφούν ως αποτέλεσμα.

Οι πίνακες αυτοί πολλαπλασιάζονται με τα διανύσματα εισόδου για να παραχθούν τα αντίστοιχα ενσωματώματα *ερωτήσεων* (Queries), *κλειδιών* (Keys), και *τιμών* (Values). Συγκεκριμένα:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{W}_Q \cdot \mathbf{X}_{LN}, \quad \mathbf{K} = \mathbf{W}_K \cdot \mathbf{X}_{LN}, \quad \mathbf{V} = \mathbf{W}_V \cdot \mathbf{X}_{LN}, \tag{2.44}$$

όπου:

- $\mathbf{X}_{LN} \in \mathbb{R}^{d_E \times k}$: Ο πίνακας κανονικοποίησης επιπέδου (σχέση 2.43), με k τον αριθμό των μονάδων κειμένου και d_E τη διάσταση του χώρου ενσωμάτωσης.
- $\mathbf{W}_Q, \mathbf{W}_K, \mathbf{W}_V \in \mathbb{R}^{d_A \times d_E}$: Οι πίνακες βαρών για τα ενσωματώματα ερωτήσεων, κλειδιών και τιμών, αντίστοιχα. Η διάσταση d_A καλείται διάσταση της προσοχής και στην περίπτωση του GPT-3 είναι $d_A = 128$ (πίνακας 2.3).
- $\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V} \in \mathbb{R}^{d_A \times k}$: Τα ενσωματώματα ερωτήσεων, κλειδιών και τιμών αντίστοιχα.

Η συσχέτιση[4] $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{k \times k}$ υπολογίζεται ως το εσωτερικό γινόμενο του ανάστροφου των ενσωματωμάτων κλειδιών ($\mathbf{K}^\top$) και των ενσωματωμάτων ερωτήσεων ($\mathbf{Q}$) διαιρεμένο με $\sqrt{d_A}$:

$$\mathbf{S} = \frac{\mathbf{K}^\top \cdot \mathbf{Q}}{\sqrt{d_A}}, \tag{2.45}$$

Η διαίρεση με τον παράγοντα $\sqrt{d_A}$ αποτελεί είδος κανονικοποίησης για την αποφυγή υπερβολικής αύξησης των τιμών του $\mathbf{S}$ (σχήμα 2.21).

Κάθε στοιχείο s_{ij} του $\mathbf{S}$, εκφράζει το *βαθμό συσχέτισης* (similarity score) μεταξύ της θέσης i των ενσωματωμάτων κλειδιών $\mathbf{K}$ και της θέσης j των ενσωματωμάτων ερωτήσεων $\mathbf{Q}$. Αυτός ο βαθμός συσχέτισης υπολογίζεται ως το εσωτερικό γινόμενο των αντί-

[4] Στο πρωτότυπο άρθρο [30], η συσχέτιση ορίζεται ως $\mathbf{S} = \mathbf{Q} \cdot \mathbf{K}^\top$, καθώς τα διανύσματα ορίζονται ως γραμμές στους αντίστοιχους πίνακες. Εμείς έχουμε υιοθετήσει τη σύμβαση των στηλών, με σκοπό οι πίνακες βαρών να προηγούνται των διανυσμάτων κατά τον πολλαπλασιασμό. Αυτό δεν επηρεάζει την ουσία των επιχειρημάτων.

στοιχων διανυσμάτων (στήλες) $\mathbf{K}_i$ και $\mathbf{Q}_j$ (πίνακα 2.1):

$$s_{ij} = \frac{\mathbf{K}_i \cdot \mathbf{Q}_j}{\sqrt{d_A}} \tag{2.46}$$

όπου:

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{W}_K \cdot \mathbf{E}_{LN}\left(t_i\right), \quad \mathbf{Q}_j = \mathbf{W}_Q \cdot \mathbf{E}_{LN}\left(t_j\right). \tag{2.47}$$

Εναλλακτικά η σχέση 2.46, λόγω της αντιμεταθετικής ιδιότητας του εσωτερικού γινομένου, μπορεί να γραφτεί:

$$s_{ij} = \frac{\mathbf{Q}_j \cdot \mathbf{K}_i}{\sqrt{d_A}}. \tag{2.48}$$

- **Υψηλή συσχέτιση**: Μεγάλες τιμές του s_{ij} σημαίνουν ότι το χαρακτηριστικό της θέσης i «ταιριάζει» πολύ με το χαρακτηριστικό της θέσης j, δηλαδή οι πληροφορίες που περιέχονται στη θέση j είναι πιθανόν σημαντικές για την i.

- **Χαμηλή συσχέτιση**: Μικρές ή αρνητικές τιμές του S_{ij} δείχνουν ότι οι θέσεις i και j δεν σχετίζονται στενά.

Πίνακας 2.1: Υπολογισμός των τιμών του πίνακα συσχέτισης $\mathbf{S}$ μέσω του εσωτερικού γινομένου των ενσωματωμάτων Ερωτήσεων και Κλειδιών για κάθε συνδυασμό θέσεων i και j. Κάθε στοιχείο του πίνακα διαιρείται με $\sqrt{d_A}$.

		$\mathbf{E}_{LN}(t_1)$ $\mathbf{W}_Q \downarrow$ $\mathbf{Q}_1$	$\mathbf{E}_{LN}(t_2)$ $\mathbf{W}_Q \downarrow$ $\mathbf{Q}_2$	$\cdots$	$\mathbf{E}_{LN}(t_k)$ $\mathbf{W}_Q \downarrow$ $\mathbf{Q}_k$
$\mathbf{E}_{LN}(t_1)$	$\xrightarrow{\mathbf{W}_K}$ $\mathbf{K}_1$	$\mathbf{Q}_1 \cdot \mathbf{K}_1$	$\mathbf{Q}_2 \cdot \mathbf{K}_1$	$\cdots$	$\mathbf{Q}_k \cdot \mathbf{K}_1$
$\mathbf{E}_{LN}(t_2)$	$\xrightarrow{\mathbf{W}_K}$ $\mathbf{K}_2$	$\mathbf{Q}_1 \cdot \mathbf{K}_2$	$\mathbf{Q}_2 \cdot \mathbf{K}_2$	$\cdots$	$\mathbf{Q}_k \cdot \mathbf{K}_2$
$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$\mathbf{E}_{LN}(t_k)$	$\xrightarrow{\mathbf{W}_K}$ $\mathbf{K}_k$	$\mathbf{Q}_1 \cdot \mathbf{K}_k$	$\mathbf{Q}_2 \cdot \mathbf{K}_k$	$\cdots$	$\mathbf{Q}_k \cdot \mathbf{K}_k$

Παράδειγμα 2.4.2. Η σημασία των ερωτήσεων $\mathbf{Q}$ και κλειδιών $\mathbf{K}$ στον μηχανισμό της αυτοπροσοχής γίνεται πιο κατανοητή αν ερμηνευθεί μέσω ενός γλωσσικού παραδείγματος. Υπενθυμίζουμε ότι οι πίνακες $\mathbf{Q}$ και $\mathbf{K}$ προκύπτουν από τον πολλαπλασιασμό των βαρών $\mathbf{W}_Q$ και $\mathbf{W}_K$, αντίστοιχα, με τα ενσωματώματα των λέξεων εισόδου. Επομένως, περιέχουν τόσο σημασιολογική πληροφορία όσο και πληροφορία θέσης.

Για να αποσαφηνίσουμε τη λειτουργία αυτών των πινάκων, ας εξετάσουμε την παρακάτω πρόταση:

"Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε..."

Σε αυτό το υποθετικό παράδειγμα, οι ερωτήσεις Q και τα κλειδιά K ερμηνεύονται ως εξής:

Οι Ερωτήσεις κάθε λέξης περιγράφουν την πληροφορία που αναζητά η λέξη στο πλαίσιο της πρότασης:

- $Q_{\text{Το}}$: «Τι είναι το αντικείμενο ή το θέμα;»
- $Q_{\text{όνομά}}$: «Ποιο είναι το όνομα;»
- $Q_{\text{μου}}$: «Σε ποιον ανήκει;»
- $Q_{\text{είναι}}$: «Ποια είναι η σύνδεση ή σχέση;»
- $Q_{\text{Γιάννης}}$: «Ποια είναι η ταυτότητα του ατόμου;»
- $Q_{,}$: «Υπάρχει κάποια παύση ή αλλαγή νοήματος;»
- $Q_{\text{εσένα}}$: «Σε ποιον απευθύνομαι;»
- $Q_{\text{πως}}$: «Ποια είναι η δική σου κατάσταση ή απάντηση;»
- $Q_{\text{σε}}$: «Ποιος είναι ο συνομιλητής που αφορά η ερώτηση;»

Τα Κλειδιά κάθε λέξης περιγράφουν την πληροφορία που η λέξη μπορεί να προσφέρει ως απάντηση στις Ερωτήσεις:

- $K_{\text{Το}}$: «Αναφέρω ένα αντικείμενο ή θέμα.»
- $K_{\text{όνομά}}$: «Αναφέρω πληροφορίες για το όνομα.»
- $K_{\text{μου}}$: «Δηλώνω ιδιοκτησία.»
- $K_{\text{είναι}}$: «Καθορίζω μια σύνδεση ή ταύτιση.»
- $K_{\text{Γιάννης}}$: «Προσδιορίζω την ταυτότητα ενός ατόμου.»
- $K_{,}$: «Διαχωρίζω δύο σκέψεις.»
- $K_{\text{εσένα}}$: «Υποδεικνύω τον συνομιλητή.»

- $K_{\text{πως}}$: «Εισάγω ερώτηση ή αναζήτηση πληροφορίας.»
- $K_{\text{σε}}$: «Αναφέρομαι στο άτομο που είναι αποδέκτης ή αντικείμενο της ερώτησης.»

Το εσωτερικό γινόμενο $Q_j \cdot K_i$ καθορίζει τη συσχέτιση μεταξύ των λέξεων i και j στην πρόταση. Ακολουθούν δύο χαρακτηριστικά παραδείγματα:

Μεγάλη Θετική Τιμή ($s_{ij} > 0$): Υψηλή Συσχέτιση. Για παράδειγμα, το εσωτερικό γινόμενο $Q_{\text{όνομά}} \cdot K_{\text{μου}}$ αναμένεται να έχει μεγάλη τιμή, καθώς η λέξη "όνομά" (Ερώτηση: «Ποιο είναι το όνομα;») σχετίζεται έντονα με τη λέξη "μου" (Κλειδί: «Δηλώνω ιδιοκτησία»). Η υψηλή συσχέτιση δείχνει ότι η πληροφορία της λέξης "μου" είναι άμεσα σημαντική για την ερώτηση της λέξης "όνομά".

Μικρή ή Αρνητική Τιμή ($s_{ij} \ll 0$): Χαμηλή Συσχέτιση. Αντίθετα, το $Q_{\text{Γιάννης}} \cdot K_{\text{πως}}$ πιθανόν να έχει χαμηλή ή αρνητική τιμή, καθώς η λέξη "Γιάννης" (Ερώτηση: «Ποια είναι η ταυτότητα του ατόμου;») δεν έχει άμεση σχέση με τη λέξη "πως" (Κλειδί: «Εισάγω ερώτηση ή αναζήτηση πληροφορίας»). Αυτό σημαίνει ότι οι πληροφορίες που παρέχει το "πως" είναι λιγότερο σχετικές με την ερώτηση που θέτει το "Γιάννης".

Το παραπάνω παράδειγμα παρέχει μια διαισθητική ερμηνεία του τρόπου με τον οποίο οι Ερωτήσεις και τα Κλειδιά αλληλεπιδρούν μέσω των εσωτερικών γινομένων. Ωστόσο, πρέπει να σημειωθεί ότι αυτό είναι ένα υποθετικό παράδειγμα.

Στην πραγματικότητα, τα Q και K δεν αντιπροσωπεύουν κυριολεκτικά ερωτήσεις και κλειδιά, αλλά προκύπτουν από τον πολλαπλασιασμό των βαρών $\mathbf{W}_Q$ και $\mathbf{W}_K$ με τα ενσωματώματα των λέξεων. Τα βάρη αυτά έχουν εκπαιδευτεί με τη χρήση μιας μεθόδου εκπαίδευσης που βασίζεται στην ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους, η οποία θα αναλυθεί λεπτομερώς σε επόμενη ενότητα. □

Μάσκα. Στον μηχανισμό της αυτοπροσοχής, όταν επεξεργαζόμαστε ακολουθίες δεδομένων όπως κείμενο, η έννοια της αιτιακής (causal) αυτοπροσοχής είναι θεμελιώδης. Η αιτιακή αυτοπροσοχή διασφαλίζει ότι κάθε λέξη μπορεί να δώσει προσοχή μόνο σε προηγούμενες ή ταυτόχρονες θέσεις στη σειρά της πρότασης και όχι σε επόμενες. Αυτό είναι απαραίτητο σε γλωσσικά μοντέλα όπως το GPT, τα οποία παράγουν λέξεις σειριακά, ώστε να αποτρέπεται η χρήση μελλοντικής πληροφορίας κατά τη διάρκεια της πρόβλεψης.

Εάν οι ερωτήσεις (Q) μπορούσαν να πολλαπλασιαστούν με κλειδιά (K) που αντιστοιχούν σε μελλοντικές λέξεις, το μοντέλο θα είχε πρόσβαση σε πληροφορίες που δεν είναι ακόμα διαθέσιμες κατά την πρόβλεψη. Αυτό θα οδηγούσε σε προβλέψεις που εξαρτώνται από μελλοντικά δεδομένα, παραβιάζοντας τη σωστή σειρά της πρόβλεψης.

Για να αποφευχθεί αυτό, οι συσχετίσεις $Q_j \cdot K_i$ για $i > j$ (δηλαδή, ερωτήσεις που αναφέρονται σε λέξεις σε θέσεις j, πολλαπλασιασμένες με κλειδιά από θέσεις i, όπου i είναι μελλοντικές) πρέπει να έχουν πολύ μικρές ή αρνητικές τιμές.

Αυτό επιτυγχάνεται με την εισαγωγή ενός πίνακα που καλείται **μάσκα** (**M**). Ο πίνακας αυτός διασφαλίζει ότι οι συσχετίσεις s_{ij} για $i > j$ λαμβάνουν τιμές που είναι τόσο μικρές (π.χ., $-\infty$) ώστε, μετά την εφαρμογή της συνάρτησης softmax, η συμβολή τους να είναι αμελητέα.

Ο πίνακας μάσκας **M** είναι ένας τετραγωνικός πίνακας διάστασης $k \times k$, όπου k είναι το μήκος της ακολουθίας εισόδου. Τα στοιχεία του πίνακα m_{ij} ορίζονται ως εξής:

$$m_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{αν } i \leqslant j \\ -\infty & \text{αν } i > j \end{cases}$$

ή εναλλακτικά:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -\infty & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\infty & -\infty & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

Αυτό σημαίνει ότι:

- **Για** $i \leqslant j$ (παρελθόν ή παρούσα λέξη): Το στοιχείο m_{ij} επιτρέπει την κανονική υπολογιστική ροή, αφήνοντας τη συσχέτιση s_{ij} ανεπηρέαστη.
- **Για** $i > j$ (μελλοντική λέξη): Το στοιχείο m_{ij} προσλαμβάνει την τιμή $-\infty$, εξαλείφοντας πρακτικά τη συμβολή της αντίστοιχης συσχέτισης s_{ij}.

Ο πίνακας μάσκας **M** προστίθεται στον πίνακα συσχέτισης **S** πριν από την εφαρμογή της συνάρτησης softmax:

$$\mathbf{S}_M = \mathbf{S} + \mathbf{M}$$

Με αυτόν τον τρόπο, η αιτιακή αυτοπροσοχή διασφαλίζει ότι κάθε λέξη «προσέχει» μόνο πληροφορίες που έχουν ήδη εμφανιστεί στη σειρά της πρότασης. Ο αντίστοιχος πίνακας συσχέτισης θα πάρει τη μορφή που δίνεται στον πίνακα 2.2.

Πίνακας 2.2: Ο πίνακας συσχέτισης μετά την πρόσθεση της μάσκας. Κάθε στοιχείο του πίνακα διαιρείται με $\sqrt{d_A}$.

		$\mathbf{E}_{LN}(t_1)$ $\mathbf{w}_Q \downarrow$ $\mathbf{Q}_1$	$\mathbf{E}_{LN}(t_2)$ $\mathbf{w}_Q \downarrow$ $\mathbf{Q}_2$	$\cdots$	$\mathbf{E}_{LN}(t_k)$ $\mathbf{w}_Q \downarrow$ $\mathbf{Q}_k$
$\mathbf{E}_{LN}(t_1)$	$\xrightarrow{\mathbf{w}_K}$ $\mathbf{K}_1$	$\mathbf{Q}_1 \cdot \mathbf{K}_1$	$\mathbf{Q}_2 \cdot \mathbf{K}_1$	$\cdots$	$\mathbf{Q}_k \cdot \mathbf{K}_1$
$\mathbf{E}_{LN}(t_2)$	$\xrightarrow{\mathbf{w}_K}$ $\mathbf{K}_2$	$-\infty$	$\mathbf{Q}_2 \cdot \mathbf{K}_2$	$\cdots$	$\mathbf{Q}_k \cdot \mathbf{K}_2$
$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$\mathbf{E}_{LN}(t_k)$	$\xrightarrow{\mathbf{w}_K}$ $\mathbf{K}_k$	$-\infty$	$-\infty$	$\cdots$	$\mathbf{Q}_k \cdot \mathbf{K}_k$

Softmax. Μετά την προσθήκη της μάσκας στον πίνακα συσχέτισης, προκύπτει ο $\mathbf{S}_M$ (σχήμα 2.21), ο οποίος περιέχει ήδη μηχανισμούς αποκλεισμού (αρνητικά άπειρα $-\infty$) για τις μελλοντικές θέσεις. Ωστόσο, οι τιμές του $\mathbf{S}_M$ εξακολουθούν να είναι ακατέργαστες συσχετίσεις. Για να μετατρέψουμε αυτές τις συσχετίσεις σε κανονικοποιημένες πιθανότητες, εφαρμόζουμε τη συνάρτηση softmax (σχέση 2.15).

Οι τιμές s_{ij} στο $\mathbf{S}_M$ μπορεί να κυμαίνονται σε αυθαίρετα εύρη (θετικά ή αρνητικά)· ως εκ τούτου, δεν είναι άμεσα ερμηνεύσιμες ως «συμβολή» ή «πιθανότητα». Η συνάρτηση softmax επιβάλλει αφενός τη μη αρνητικότητα των τιμών και αφετέρου τη φυσική τους ερμηνεία ως βάρη προσοχής που αθροίζονται στο 1. Με αυτόν τον τρόπο, κάθε λέξη *εστιάζει* (attends) με ένα συγκεκριμένο ποσοστό σε όσες θέσεις είναι συναφείς (ή επιτρεπόμενες), ενώ αγνοεί πλήρως τις θέσεις στις οποίες η μάσκα έχει εισάγει την τιμή $-\infty$.

Στην παρούσα ανάλυση, οι στήλες του $\mathbf{S}_M$ αντιστοιχούν στις ερωτήσεις, ενώ οι γραμμές στις θέσεις των κλειδιών. Η softmax εφαρμόζεται *κατακορύφως* (ανά στήλη), έτσι ώστε για κάθε ερώτηση j να προκύπτει ένα διάνυσμα πιθανοτήτων $\mathrm{softmax}(\mathbf{S}_M)_j$ που το άθροισμα των συνιστωσών του είναι 1. Με αυτόν τον τρόπο, κάθε στήλη j εκφράζει το ποσοστό προσοχής που αποδίδεται σε κάθε θέση i. Συγκεκριμένα:

$$\mathrm{softmax}(\mathbf{S}_M)_{ij} = \frac{\exp(s_{M_{ij}})}{\sum_{m=1}^{k} \exp(s_{M_{mj}})}. \tag{2.49}$$

Οι κύριες ιδιότητες που την καθιστούν ιδιαίτερα χρήσιμη στην αυτοπροσοχή είναι:

- Διατηρεί την διάταξη των τιμών σε κάθε στήλη του πίνακα συσχέτισης.
- $\text{softmax}\left(\mathbf{S}_M\right)_{ij} \geq 0$: Όλα τα βάρη είναι θετικά.
- $\sum_i \text{softmax}\left(\mathbf{S}_M\right)_{ij} = 1$: Η στήλη j του softmax δίνει μια έγκυρη κατανομή πιθανότητας για τη θέση j.
- Η softmax τονίζει εκθετικά τις μεγαλύτερες τιμές, επιτρέποντας την επιλεκτική ενίσχυση υψηλών συσχετίσεων και την καταστολή χαμηλών.

Χάρη σε αυτές τις ιδιότητες, η έξοδος της softmax ερμηνεύεται ως το ποσοστό «προσοχής» ή «συσχέτισης» της θέσης j προς κάθε επιτρεπτή (βάσει μάσκας) θέση i.

Όπως είδαμε στη σχέση 2.48 και όπως απεικονίζεται στον πίνακα 2.1, η συσχέτιση $\mathbf{S}$ υπολογίζεται μέσω του εσωτερικού γινομένου των διανυσμάτων ερωτήσεων ($\mathbf{Q}_j$) και κλειδιών ($\mathbf{K}_i$), κανονικοποιημένου με τον παράγοντα $\sqrt{d_A}$. Ο τελικός πίνακας που προκύπτει μετά την εφαρμογή μάσκας και της συνάρτησης softmax καλείται *πίνακας αυτοπροσοχής* (attention matrix). Αυτός ο πίνακας, ο οποίος απεικονίζεται στο σχήμα 2.22, ποσοτικοποιεί το βαθμό προσοχής που δίνει κάθε λέξη (ως ερώτηση) σε άλλες λέξεις (ως κλειδιά) της ακολουθίας.

Ο πίνακας αυτοπροσοχής είναι εργαλείο οπτικοποίησης που δείχνει τη λογική του μοντέλου. Κάθε γραμμή του αντιστοιχεί σε μια λέξη-ερώτηση (Query), ενώ κάθε στήλη σε μια λέξη-κλειδί (Key). Οι υψηλές τιμές (π.χ., 0.09 για τη σχέση *Γιάννης-όνομά*) υποδεικνύουν ότι το μοντέλο «βλέπει» μια σημαντική σύνδεση μεταξύ αυτών των λέξεων, ενώ οι χαμηλές (π.χ., 0.02 μεταξύ *πώς* και *όνομα*) δείχνουν μικρότερη αλληλεπίδραση. Η διαγώνιος του πίνακα συχνά εμφανίζει έντονες τιμές, αντικατοπτρίζοντας την ικανότητα της κάθε λέξης να δίνει προσοχή στον εαυτό της (self-attention), ένα χαρακτηριστικό κλειδί για την κατανόηση του ρόλου της στο κείμενο.

Αποκοπή. Όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 2.4.4, η αποκοπή αποτελεί βασικό μηχανισμό κανονικοποίησης που συμβάλλει στην αποφυγή της υπερπροσαρμογής των νευρωνικών δικτύων. Στον μηχανισμό αυτοπροσοχής, η αποκοπή εφαρμόζεται μετά την εφαρμογή της συνάρτησης *softmax* στις βαθμολογίες προσοχής. Αυτό σημαίνει ότι τα βάρη



Σχήμα 2.22: Πίνακας αυτοπροσοχής για την πρόταση «Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε» με χρήση του μοντέλου GPT-2 (Κώδικας: Β′.7). Κάθε στοιχείο a_{ij} αντιπροσωπεύει την πιθανότητα $\mathrm{softmax}(\mathbf{S}_M)_{ij}$, όπου $\mathbf{S}_M$ είναι ο πίνακας συσχέτισης μετά την εφαρμογή μάσκας. Η θερμοχρωμάτιση (heatmap) επισημαίνει τις ισχυρές (για παράδειγμα 0.06 μεταξύ *εσένα* και *πώς*) και ασθενείς συσχετίσεις (0.00 μεταξύ *πώς* και *Γιάννης*).

προσοχής, τα οποία καθορίζουν τη σημαντικότητα κάθε θέσης εισόδου για την τρέχουσα πρόβλεψη, υπόκεινται σε τυχαίο μηδενισμό με βάση τον καθορισμένο ρυθμό αποκοπής p. Όπως είδαμε, κατά τη φάση της πρόβλεψης η αποκοπή δεν εφαρμόζεται. Σε αντίθεση με απλές εφαρμογές όπου οι τιμές θα πολλαπλασιάζονταν με τον παράγοντα $1 - p$, εδώ παραλείπουμε αυτό το βήμα. Αυτό συμβαίνει διότι, αφενός, ο πολλαπλασιασμός θα διατάρασσε την κανονικοποίηση που επιβάλλει η συνάρτηση *softmax*, και αφετέρου, η κλιμάκωση των τιμών με μια σταθερά δεν προσφέρει ουσιαστικό όφελος, καθώς τα δεδομένα θα υποβληθούν σε πολλαπλά στάδια επεξεργασίας και κανονικοποίησης σε μεταγενέστερες διαδικασίες του μοντέλου (σχήμα 2.21).

Η εφαρμογή της αποκοπής στα βάρη προσοχής έχει ως αποτέλεσμα την εισαγωγή τυχαιότητας στη διαδικασία μάθησης, αναγκάζοντας το μοντέλο να μην εξαρτάται υπερβο-

λικά από συγκεκριμένες θέσεις εισόδου. Αυτό ενισχύει τη γενικευσιμότητα του μοντέλου, καθώς προωθεί την ανάπτυξη πιο ανθεκτικών και διαδεδομένων αναπαραστάσεων των δεδομένων. Επιπλέον, η αποκοπή στα βάρη προσοχής βοηθά στη μείωση της πιθανότητας να επικεντρωθεί το μοντέλο σε θορυβώδεις ή μη σχετικές πληροφορίες, βελτιώνοντας έτσι την ποιότητα των παραγόμενων προβλέψεων.

Επιπλέον, η χρήση της αποκοπής στον μηχανισμό αυτοπροσοχής συμβάλλει στη σταθεροποίηση της διαδικασίας εκπαίδευσης, αποτρέποντας τις μεγάλες διακυμάνσεις στα βάρη προσοχής που μπορεί να προκύψουν λόγω της πολυπλοκότητας των δεδομένων εισόδου. Με αυτόν τον τρόπο, η αποκοπή όχι μόνο βελτιώνει την ανθεκτικότητα του μοντέλου, αλλά και επιταχύνει τη σύγκλιση κατά την εκπαίδευση, καθιστώντας τους μετασχηματιστές πιο αποδοτικούς και αποτελεσματικούς στην επεξεργασία μεγάλων και πολύπλοκων συνόλων δεδομένων.

Πολλαπλασιασμός Πινάκων για τις Τιμές V. Μετά την εφαρμογή της συνάρτησης *softmax*, προκύπτει ένας πίνακας προσοχής που καθορίζει τη σημαντικότητα κάθε θέσης εισόδου για την τρέχουσα πρόβλεψη. Στο στάδιο αυτό, εφαρμόζεται ένας δεύτερος πολλαπλασιασμός πινάκων για την παραγωγή του πίνακα Τιμών $\mathbf{V}$, ο οποίος αποτελεί το τελικό στάδιο της διαδικασίας αυτοπροσοχής πριν την προσθήκη του αποτελέσματος στο διάνυσμα εισόδου.

Όπως είδαμε στη σχέση 2.44, ο πίνακας βαρών $\mathbf{W}_V$ χρησιμοποιείται για την παραγωγή των Τιμών $\mathbf{V}$ από τα ενσωματώματα της κανονικοποιημένης εισόδου. Συγκεκριμένα ο πίνακας βαρών $\mathbf{W}_V \in \mathbb{R}^{d_A \times d_E}$ μετασχηματίζει τα ενσωματώματα $\mathbf{X}_{LN}$ από τον αρχικό χώρο ενσωμάτωσης d_E στον χώρο προσοχής d_A. Στην περίπτωση του GPT-3, οι διαστάσεις είναι $\mathbf{W}_V \in \mathbb{R}^{128 \times 12288}$.

Μετά τον υπολογισμό του $\mathbf{V}$, εφαρμόζεται ο πολλαπλασιασμός πινάκων μεταξύ των στοιχείων του $\mathrm{softmax}\left(\mathbf{S}_M\right)$ και του πίνακα Τιμών $\mathbf{V}$, παράγοντας έτσι τον πίνακα προσοχής:

$$\mathrm{Attention}\left(\mathbf{Q}, \mathbf{T}, \mathbf{V}\right) = \mathbf{V} \cdot \mathrm{softmax}\left(\mathbf{S}_M\right), \tag{2.50}$$

ή πιο αναλυτικά:

$$\mathrm{Attention}\left(\mathbf{Q}, \mathbf{T}, \mathbf{V}\right) = \mathbf{V} \cdot \mathrm{softmax}\left(\frac{\mathbf{K}^\top \cdot \mathbf{Q}}{\sqrt{d_A}} + \mathbf{M}\right), \tag{2.51}$$

για τον οποίο ισχύει $\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{T}, \mathbf{V}) \in \mathbb{R}^{d_A \times k}$. Για λόγους συντόμευσης, θα συμβολίζουμε τον πίνακα της προσοχής με **A** (σχήμα 2.21) και την ενσωμάτωση που αντιστοιχεί στη μονάδα κειμένου t_j με $\mathbf{A}(t_j)$.

Αυτοπροσοχή Πολλαπλών Κεφαλών και Υπολειμματική Σύνδεση

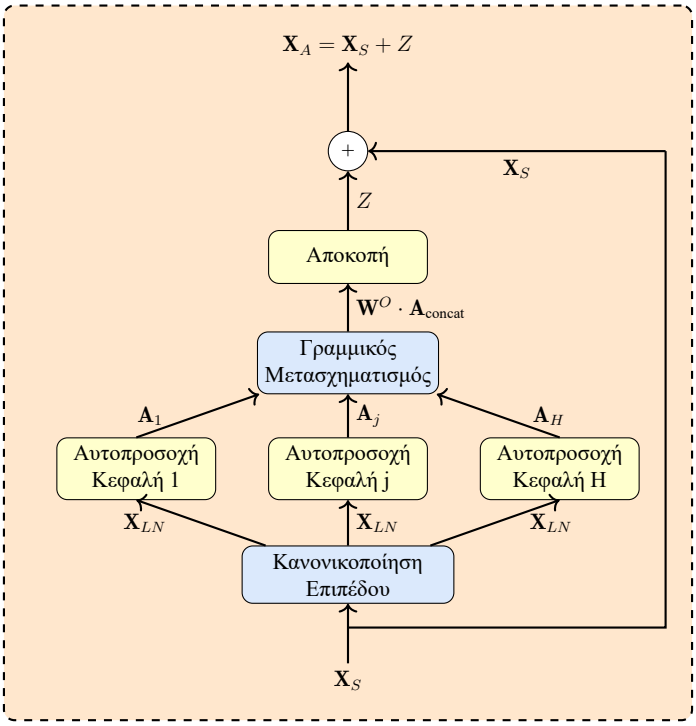
Στην αρχιτεκτονική του Μετασχηματιστή, η αυτοπροσοχή επεκτείνεται μέσω της χρήσης *Πολλαπλών Κεφαλών Προσοχής* (Multi-Head Self-Attention). Η χρήση πολλαπλών κεφαλών επιτρέπει στο μοντέλο να μαθαίνει και να αξιοποιεί διαφορετικές σχέσεις και μοτίβα μέσα στα δεδομένα εισόδου, ενισχύοντας την ικανότητά του να κατανοεί πολύπλοκες δομές και συμφραζόμενα.

Ο Μετασχηματιστής περιλαμβάνει H κεφαλές αυτοπροσοχής, όπου $H = 96$ στην περίπτωση του GPT-3. Κάθε μία από αυτές τις κεφαλές εκτελεί τους υπολογισμούς αυτοπροσοχής ανεξάρτητα και παράλληλα, επιτρέποντας στο μοντέλο να ενσωματώνει διαφορετικές πτυχές των δεδομένων εισόδου. Η έξοδος κάθε κεφαλής συμβολίζεται με $\mathbf{A}_i \in \mathbb{R}^{d_A \times k}$, όπου $i = 1, \ldots, H$, και $d_A = 128$ η διάσταση της προσοχής. Τα αποτελέσματα από όλες τις κεφαλές συνενώνονται κατά τη διάσταση των χαρακτηριστικών και σχηματίζουν τον πίνακα:

$$\mathbf{A}_{\text{concat}} = \text{Concat}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \ldots, \mathbf{A}_H) \in \mathbb{R}^{(H \cdot d_A) \times k}.$$

Η συνάρτηση Concat δηλώνει τη συνένωση (concatenation) των εξόδων των επιμέρους κεφαλών κατά τη διάσταση των χαρακτηριστικών. Πιο συγκεκριμένα, αν κάθε κεφαλή παράγει ένα πίνακα $\mathbf{A}_i \in \mathbb{R}^{d_A \times k}$, τότε η συνένωση αυτών των πινάκων κατά τη διάσταση d_A (δηλαδή κατά στήλες, με κοινές γραμμές για κάθε χρονικό βήμα) δημιουργεί έναν πίνακα με διαστάσεις $\mathbb{R}^{(H \cdot d_A) \times k}$. Αυτό επιτρέπει τη διατήρηση της πληροφορίας από κάθε κεφαλή ως διακριτό υποχώρο εντός της συνολικής αναπαράστασης, διασφαλίζοντας ότι οι διαφορετικές προοπτικές που παρέχουν οι κεφαλές συμβάλλουν στην τελική έξοδο χωρίς να αλληλοκαλύπτονται ή να συγχέονται.

Για να επανέλθουμε στον αρχικό χώρο ενσωμάτωσης $d_E = 12\,288$, εφαρμόζεται ένας γραμμικός μετασχηματισμός μέσω του πίνακα βαρών $\mathbf{W}^O \in \mathbb{R}^{d_E \times (H \cdot d_A)}$, γνωστός ως



Σχήμα 2.23: Διάγραμμα ροής της Αυτοπροσοχής Πολλαπλών Κεφαλών σε έναν Μετασχηματιστή. Η είσοδος $\mathbf{X}_S$ περνά από Κανονικοποίηση Επιπέδου (LayerNorm), παράγοντας το κανονικοποιημένο διάνυσμα $\mathbf{X}_{LN}$, το οποίο εισάγεται σε H παράλληλες κεφαλές Αυτοπροσοχής. Κάθε κεφαλή υπολογίζει τη δική της αναπαράσταση προσοχής $\mathbf{A}_i$. Οι έξοδοι των κεφαλών συνδυάζονται με αποκοπή και αθροίζονται στην αρχική είσοδο $\mathbf{X}_S$, παράγοντας την τελική έξοδο $\mathbf{X}_A = \mathbf{X}_S + \mathbf{Z}$, που ενσωματώνει πληροφορίες από όλες τις κεφαλές.

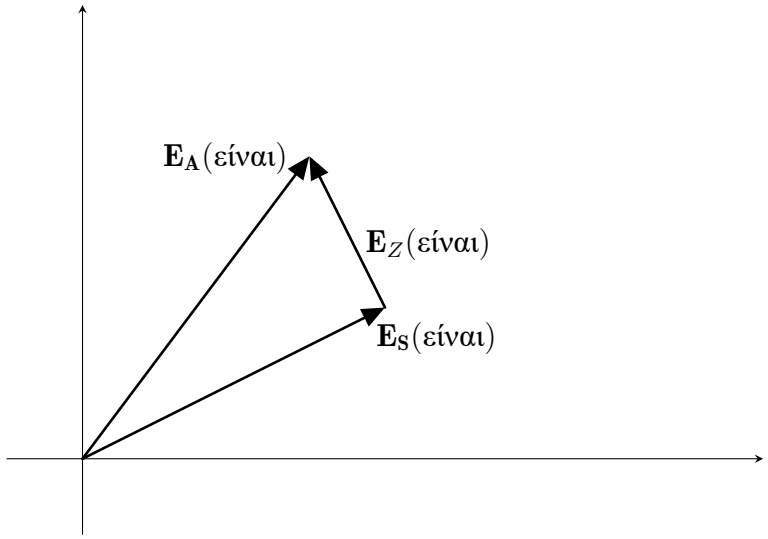
Προβολή Εξόδου (output projection):

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W}^O \cdot \mathbf{A}_{\text{concat}} \in \mathbb{R}^{d_E \times k}.$$

Ακολούθως, η έξοδος της πολυκεφαλικής προσοχής περνάει από έναν μηχανισμό *υπολειμματικής σύνδεσης* (residual connection) (σχήμα 2.23), κατά τον οποίο προστίθεται το αρχικό κανονικοποιημένο διάνυσμα εισόδου $\mathbf{X}_S$, ώστε να παραχθεί το τελικό ενσωμάτωμα:

$$\mathbf{X}_A = \mathbf{X}_S + \mathbf{Z}.$$

Αυτή η προσθήκη διατηρεί τη ροή των πληροφοριών μέσω του δικτύου και επιτρέπει την εκπαίδευση βαθιών αρχιτεκτονικών χωρίς απώλεια κρίσιμης πληροφορίας. Η υπολειμματική σύνδεση αντιμετωπίζει αποτελεσματικά το πρόβλημα της *εξασθένησης των*



Σχήμα 2.24: Γραφική αναπαράσταση της μεταβολής της αναπαράστασης της λέξης *«είναι»* στον χώρο ενσωμάτωσης. Το διάνυσμα $\mathbf{E}_S$(είναι) εκφράζει τη σημασιολογική κατεύθυνση της λέξης πριν την εφαρμογή της αυτοπροσοχής, $\mathbf{E}_Z$(είναι) την ενδιάμεση αναπαράσταση μετά την προσοχή αλλά πριν την υπολειμματική σύνδεση, και $\mathbf{E}_A$(είναι) την τελική συμφραζόμενη αναπαράσταση μετά τη συνδυαστική επίδραση όλων των κεφαλών και της υπολειμματικής σύνδεσης.

παραγώγων (vanishing gradients) [37; 38], το οποίο παρατηρείται συχνά σε βαθιά νευρωνικά δίκτυα όταν οι παράγωγοι των συναρτήσεων κόστους μειώνονται δραστικά κατά τη διάδοση προς τα πίσω.

Χάρη σε αυτή τη συνδεσμολογία, οι παράγωγοι μπορούν να μεταφέρονται απευθείας από τα ανώτερα στα κατώτερα επίπεδα χωρίς να εξασθενούν, διευκολύνοντας τη διαδικασία βελτιστοποίησης και επιταχύνοντας τη σύγκλιση του μοντέλου. Παράλληλα, η προβολή μέσω του $\mathbf{W}^O$ επιτρέπει στο σύστημα να μάθει πώς να συνδυάζει τις διαφορετικές «οπτικές» των κεφαλών σε ένα συνεκτικό και πλούσιο ενσωμάτωμα εισόδου.

Παράδειγμα 2.4.3. Πριν από την εφαρμογή του μηχανισμού αυτοπροσοχής, η λέξη *«είναι»* αναπαρίσταται στον χώρο ενσωμάτωσης με ένα διάνυσμα που εκφράζει μια γενική σημασιολογική κατεύθυνση. Αυτή η κατεύθυνση αντανακλά τη βασική, λεξικογραφική έννοια του ρήματος, όπως για παράδειγμα την ύπαρξη, την κατάσταση ή τη σύνδεση μεταξύ δύο εννοιών, ανεξάρτητα από τα συμφραζόμενα.

Ωστόσο, μετά την εφαρμογή της αυτοπροσοχής, η λέξη *«είναι»* αποκτά νέα αναπαράσταση, η οποία ενσωματώνει πληροφορία από τις υπόλοιπες λέξεις της πρότασης, όπως το *«όνομά»*, το *«μου»* και το *«Γιάννης»*. Το διάνυσμα που προκύπτει αποτυπώνει πλέον

έναν συμφραζόμενο ορισμό της λέξης, στον οποίο το *«είναι»* εκφράζει όχι απλώς μια γενική σύνδεση, αλλά ειδικά την ταύτιση του ονόματος με τον ομιλητή: «Το όνομά μου είναι Γιάννης». Έτσι, η νέα κατεύθυνση της λέξης στον χώρο ενσωμάτωσης αποτελεί πιο ακριβή και λειτουργική αναπαράσταση του ρόλου της στο συγκεκριμένο γλωσσικό περιβάλλον (σχήμα 2.24).

Η αυτοπροσοχή θεωρείται μία από τις σημαντικότερες ανακαλύψεις στη σύγχρονη έρευνα της μηχανικής μάθησης και αποτελεί το θεμέλιο λίθο της αρχιτεκτονικής των Μετασχηματιστών. Η αυτοπροσοχή επιτρέπει στο μοντέλο να επεξεργάζεται παράλληλα ολόκληρες ακολουθίες και να αντιλαμβάνεται τα συμφραζόμενα ανεξαρτήτως απόστασης των λέξεων. Αυτό καθιστά τον μηχανισμό εξαιρετικά αποδοτικό, επεκτάσιμο και ικανό να συλλάβει πλούσιες και πολύπλοκες σημασιολογικές σχέσεις σε δεδομένα φυσικής γλώσσας. Η μετάβαση από τοπική ή σειριακή επεξεργασία σε ένα καθολικό και δυναμικά εστιασμένο πλαίσιο προσοχής αποτέλεσε σημείο καμπής για την εξέλιξη των γλωσσικών μοντέλων. □

Το Νευρωνικό Δίκτυο του Μετασχηματιστή

Μετά την ολοκλήρωση της διαδικασίας της αυτοπροσοχής και την παραγωγή του πίνακα προσοχής $\mathbf{X}_A$, το επόμενο στάδιο στην αρχιτεκτονική του Μετασχηματιστή αποτελείται απο ένα Νευρωνικό Δίκτυο όπως αναλύθηκε στην ενότητα 2.3. Ο πίνακας $\mathbf{X}_A$ περνάει ξανά από Κανονικοποίηση Επιπέδου (ενότητα 2.4.5). Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας συμβολίζεται με $\mathbf{X}_{LNA}$ το οποίο στη συνέχεια περνάει για επεξεργασία σε ένα νευρωνικό δίκτυο. Το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από δύο γραμμικά στρώματα που διαχωρίζονται από τη μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης GELU (σχέση 2.13). Η ροή των δεδομένων μέσα από το νευρωνικό δίκτυο έχει ως εξής:

1. **Πρώτο Γραμμικό Στρώμα:** Με παράλληλη επεξεργασία, κάθε διάνυσμα στήλη $\mathbf{E}_{LNA}$ του πίνακα $\mathbf{X}_{LNA}$ πολλαπλασιάζεται με τον πίνακα βαρών $\mathbf{W}_{\uparrow} \in \mathbb{R}^{d_N \times d_E}$ και προστίθεται το διάνυσμα μεροληψίας (bias) $\mathbf{B}_{\uparrow} \in \mathbb{R}^{d_N}$:

$$\mathbf{H} = \mathbf{W}_{\uparrow} \cdot \mathbf{E}_{LNA} + \mathbf{B}_{\uparrow}. \tag{2.52}$$

όπου:

- $\mathbf{E}_{LNA} \in \mathbb{R}^{d_E}$: Το διάνυσμα εισόδου μετά την κανονικοποίηση.
- $\mathbf{W}_{\uparrow} \in \mathbb{R}^{d_N \times d_E}$: Ο πίνακας βαρών του πρώτου γραμμικού στρώματος.
- $\mathbf{B}_{\uparrow} \in \mathbb{R}^{d_N}$: Το διάνυσμα μεροληψίας του πρώτου γραμμικού στρώματος.
- $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{d_N}$: Το ενδιάμεσο αποτέλεσμα πριν από την ενεργοποίηση.

Στην περίπτωση του GPT-3, οι διαστάσεις είναι $\mathbf{W}_{\uparrow} \in \mathbb{R}^{49152 \times 12288}$ (πίνακας 2.3). Ο πίνακας βαρών $\mathbf{W}_{\uparrow}$ μετασχηματίζει τα χαρακτηριστικά της εισόδου σε έναν υψηλότερο διαστατικό χώρο (d_N), επιτρέποντας στο μοντέλο να συνδυάζει διαφορετικές πληροφορίες από τις κεφαλές προσοχής.

2. **Συνάρτηση Ενεργοποίησης GELU:** Το αποτέλεσμα του πρώτου γραμμικού στρώματος περνάει από τη συνάρτηση GELU:

$$\mathbf{G} = \text{GELU}(\mathbf{H}), \tag{2.53}$$

Η μη γραμμικότητα που εισάγεται στο σημείο αυτό επιτρέπει στο μοντέλο να μάθει πολύπλοκες σχέσεις που δεν θα ήταν δυνατές μόνο με γραμμικούς μετασχηματισμούς.

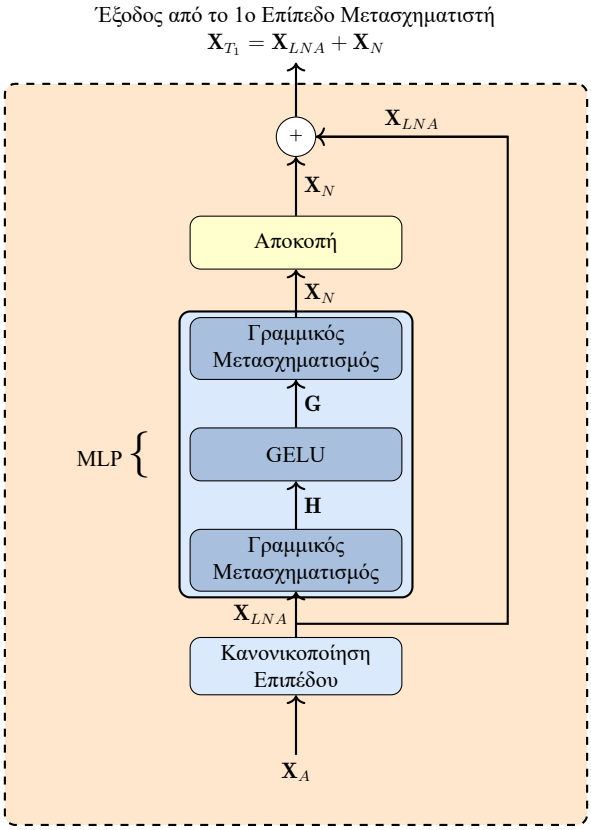
3. **Δεύτερο Γραμμικό Στρώμα:** Το διάνυσμα $\mathbf{G}$ πολλαπλασιάζεται με τον πίνακα βαρών $\mathbf{W}_{\downarrow} \in \mathbb{R}^{d_E \times d_N}$ και προστίθεται το διάνυσμα μεροληψίας $\mathbf{B}_{\downarrow} \in \mathbb{R}^{d_E}$:

$$\mathbf{E}_N = \mathbf{W}_{\downarrow} \cdot \mathbf{G} + \mathbf{B}_{\downarrow}, \tag{2.54}$$

όπου:

- $\mathbf{W}_{\downarrow} \in \mathbb{R}^{d_E \times d_N}$: Ο πίνακας βαρών του δεύτερου γραμμικού στρώματος.
- $\mathbf{B}_{\downarrow} \in \mathbb{R}^{d_E}$: Το διάνυσμα μεροληψίας του δεύτερου γραμμικού στρώματος.
- $\mathbf{E}_N \in \mathbb{R}^{d_E}$: Το τελικό αποτέλεσμα του νευρωνικού δικτύου πριν την εφαρμογή της αποκοπής και της υπολειμματικής σύνδεσης.

Ο πίνακας βαρών $\mathbf{W}_{\downarrow}$ επαναφέρει τα χαρακτηριστικά στον αρχικό χώρο διάστασης d_E, διατηρώντας τη ροή των πληροφοριών προς τα επόμενα επίπεδα του μοντέλου (πίνακας 2.3).



Σχήμα 2.25: Διάγραμμα ροής του νευρωνικού δικτύου στο πλαίσιο του Μετασχηματιστή. Η είσοδος $\mathbf{X}_A$ περνά από Κανονικοποίηση Επιπέδου, παράγοντας το κανονικοποιημένο διάνυσμα $\mathbf{X}_{LNA}$. Στη συνέχεια, περνά από δύο διαδοχικούς γραμμικούς μετασχηματισμούς, οι οποίοι διαχωρίζονται από τη μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης GELU. Το αποτέλεσμα του δεύτερου γραμμικού μετασχηματισμού $\mathbf{X}_N$ υφίσταται αποκοπή κατά την εκπαίδευση, και προστίθεται μέσω υπολειμματικής σύνδεσης στο $\mathbf{X}_{LNA}$. Η έξοδος $\mathbf{X}_{T_1} = \mathbf{X}_{LNA} + \mathbf{X}_N$ αποτελεί το τελικό αποτέλεσμα του νευρωνικού δικτύου, το οποίο προωθείται στο επόμενο στάδιο επεξεργασίας.

Μετά το στάδιο του νευρωνικό δικτύου στον πίνακα $\mathbf{X}_N = [\mathbf{E}_{N_1}, \mathbf{E}_{N_2}, \ldots \mathbf{E}_{N_k}]$ εφαρμόζεται ένας μηχανισμός αποκοπής για την αποφυγή της υπερπροσαρμογής, όπως περιγράφηκε στην ενότητα 2.4.4. Το διάνυσμα $\mathbf{X}_N$ υποβάλλεται σε τυχαίο μηδενισμό των στοιχείων του με βάση τον καθορισμένο ρυθμό αποκοπής p.

Στη συνέχεια, το $\mathbf{X}_N$ προστίθεται στο αρχικό διάνυσμα $\mathbf{X}_{LNA}$ (σχήμα 2.25):

$$\mathbf{X}_{T_1} = \mathbf{X}_{LNA} + \mathbf{X}_N. \tag{2.55}$$

2.4.6 Αποενσωμάτωση (Unembedding)

Στην παρούσα ενότητα θα αναλυθεί η διαδικασία της αποενσωμάτωσης, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στις επιμέρους πτυχές της, οι οποίες διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη λειτουργία των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων.

Αρχικά, η έξοδος $\mathbf{X}_{T_1}$, αποτελεί το αποτέλεσμα της επεξεργασίας της εισόδου από τον πρώτο μετασχηματιστή. Η έξοδος αυτή εισέρχεται στον επόμενο μετασχηματιστή για περαιτέρω επεξεργασία. Συνολικά, η πληροφορία διέρχεται από L διαδοχικά επίπεδα μετασχηματιστών, διαμορφώνοντας τη διαδοχική ροή:

$$\mathbf{X}_{T_1} \rightarrow \mathbf{X}_{T_2} \rightarrow \ldots \rightarrow \mathbf{X}_{T_L}.$$

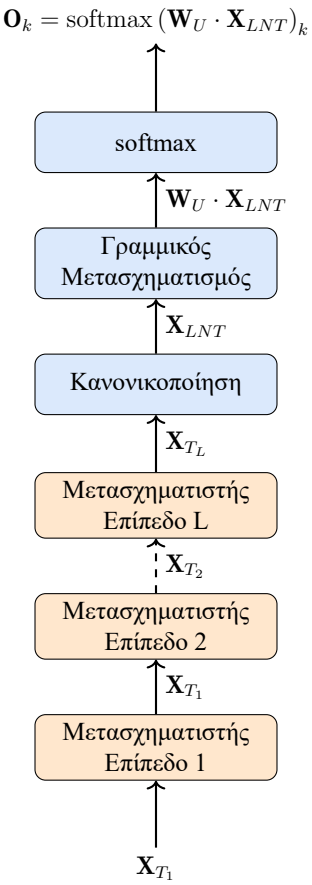
Καθένα από αυτά τα επίπεδα κατέχει τους δικούς του πίνακες βαρών W_Q, W_K, W_V, W_O, $W_\downarrow$ και $W_\uparrow$. Στην περίπτωση του GPT-3, ο αριθμός των επιπέδων είναι $L = 96$. Η πολλαπλότητα των επιπέδων διασφαλίζει τη διαδοχική ενσωμάτωση σύνθετων χαρακτηριστικών και την αυξημένη εκφραστική δύναμη του μοντέλου.

Μετά την ολοκλήρωση της επεξεργασίας από τα L επίπεδα, η τελική έξοδος $\mathbf{X}_{T_L}$ υποβάλλεται σε διαδικασία κανονικοποίησης επιπέδου η οποία, όπως έχει αναφερθεί, εξασφαλίζει την σταθερότητα της κατανομής των τιμών εξόδου.

Στη συνέχεια, η κανονικοποιημένη έξοδος $\mathbf{X}_{T_L}$ υποβάλλεται σε γραμμικό μετασχηματισμό με τη χρήση του πίνακα $\mathbf{W}_U$. Ο πίνακας αυτός έχει διαστάσεις $n_V \times d_E$, όπου n_V αντιπροσωπεύει το μέγεθος του λεξιλογίου, ενώ d_E είναι η διάσταση του χώρου ενσωμάτωσης (πίνακας 2.3). Αντίστοιχα, ο πίνακας $\mathbf{X}_{T_L}$ έχει διάσταση $d_E \times k$, όπου k είναι το πλήθος των μονάδων κειμένου της εισόδου. Τέλος, εφαρμόζεται κανονικοποίηση softmax και προκύπτει η τελική έξοδος:

$$\mathbf{O} = \mathrm{softmax}\left(\mathbf{W}_U \cdot \mathbf{X}_{T_L}\right).$$

Ο πίνακας $\mathbf{O}$ έχει διαστάσεις $n_V \times k$, όπου κάθε στήλη του αναπαριστά την κατανομή πιθανοτήτων για την επόμενη μονάδα κειμένου. Η πρόβλεψη του συστήματος καθορίζεται από τη μονάδα κειμένου που αντιστοιχεί στη μέγιστη πιθανότητα της τελευταίας στήλης του πίνακα $\mathbf{O}$. Συγκεκριμένα, αν συμβολίσουμε με $\mathbf{O}_k$ την τελευταία στήλη του



Σχήμα 2.26: Διάγραμμα της διαδικασίας επεξεργασίας εισόδου σε ένα μεγάλο γλωσσικό μοντέλο, όπως το GPT. Η πληροφορία διέρχεται από πολλαπλά επίπεδα μετασχηματιστών, κανονικοποιείται, υπόκειται σε γραμμικό μετασχηματισμό, και τελικά υποβάλλεται σε softmax για την παραγωγή της κατανομής πιθανοτήτων για την επόμενη μονάδα κειμένου.

πίνακα $\mathbf{O}$, τότε το $\mathbf{O}_k$ είναι ένα κανονικοποιημένο διάνυσμα με n_V συνιστώσες. Από τις συνιστώσες αυτές επιλέγεται η μεγαλύτερη, η οποία αντιπροσωπεύει την πιθανότερη επόμενη μονάδα κειμένου. Αυτή η συνιστώσα αντιστοιχεί σε μία μοναδική μονάδα κειμένου από το λεξιλόγιο V, η οποία επιστρέφεται από το σύστημα ως η τελική πρόβλεψη (σχήμα 2.26).

2.4.7 Παραγωγή Κειμένου

Η αρχιτεκτονική των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων, βασίζεται στη διαδικασία πρόβλεψης κειμένου. Ο κύριος στόχος αυτών των μοντέλων είναι η παραγωγή μιας μονάδας κειμένου που αποτελεί τη λογική συνέχεια της εισόδου. Αυτή η διαδικασία πρόβλεψης, όπως αναλύθηκε παραπάνω, πραγματοποιείται μέσω σύνθετων υπολογισμών που εμπλέ-

κουν πολλαπλά επίπεδα του μηχανισμού μετασχηματιστών. Σε αυτήν την ενότητα, εξετάζεται τη διαδικασία παραγωγής κειμένου και την εφαρμογή της μεθόδου αποθήκευσης προσωρινών δεδομένων (*caching*) για τη βελτίωση της αποδοτικότητας.

Όταν εισάγεται ένα αρχικό κείμενο σε ένα γλωσσικό μοντέλο, το σύστημα επεξεργάζεται την είσοδο και παράγει μία μόνο λέξη ή μονάδα κειμένου ως έξοδο. Για παράδειγμα, με την προτροπή:

Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε

το σύστημα θα προβλέψει ως επόμενη μονάδα εξόδου τη λέξη:

λένε

Η διαδικασία δεν σταματά εδώ. Η νέα πρόταση που δημιουργήθηκε, δηλαδή:

Το όνομά μου είναι Γιάννης, εσένα πώς σε λένε

εισάγεται ξανά στο μοντέλο, ώστε να προβλεφθεί η επόμενη μονάδα κειμένου. Αυτή η επαναληπτική διαδικασία ονομάζεται αυτοπαλινδρομική δημιουργία κειμένου (*autoregressive text generation*) και συνεχίζεται μέχρι να παραχθεί το πλήρες κείμενο [39].

Η επαναλαμβανόμενη διαδικασία πρόβλεψης απαιτεί την επεξεργασία της εισόδου από τα πολλαπλά στρώματα του μοντέλου. Σε κάθε βήμα, οι υπολογισμοί που περιλαμβάνουν τη λειτουργία αυτοπροσοχής και τα προωθητικά νευρωνικά δίκτυα (feed-forward networks) μπορεί να είναι ιδιαίτερα απαιτητικοί, ειδικά καθώς μεγαλώνει το μήκος της ακολουθίας. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, τα γλωσσικά μοντέλα εφαρμόζουν τη μέθοδο αποθήκευσης προσωρινών δεδομένων [40].

Η μέθοδος αποθήκευσης προσωρινών δεδομένων επιτρέπει στο μοντέλο να αποθηκεύει ενδιάμεσες αναπαραστάσεις από προηγούμενους υπολογισμούς, ώστε να αποφεύγεται η επανάληψη των ίδιων διαδικασιών.

Ο πίνακας της προσοχής υπολογίζεται από τη σχέση 2.51

$$\text{Attention}\left(\mathbf{Q}, \mathbf{T}, \mathbf{V}\right) = \mathbf{V} \cdot \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{K}^{\top} \cdot \mathbf{Q}}{\sqrt{d_A}} + \mathbf{M}\right),$$

Κατά τη διάρκεια της πρώτης επεξεργασίας, το μοντέλο αποθηκεύει τα $\mathbf{K}$ και $\mathbf{V}$ όλων

των μονάδων κειμένου σε έναν προσωρινό πίνακα (cache):

$$\mathbf{K}_{\text{cached}} = \{\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \ldots, \mathbf{K}_t\}, \quad \mathbf{V}_{\text{cached}} = \{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \ldots, \mathbf{V}_t\}. \tag{2.56}$$

Όταν προστίθεται η νέα μονάδα κειμένου, υπολογίζονται μόνο τα $\mathbf{K}_{t+1}$ και $\mathbf{V}_{t+1}$, τα οποία προστίθενται στα αποθηκευμένα δεδομένα:

$$\mathbf{K}_{\text{new}} = [\mathbf{K}_{\text{cached}}, \mathbf{K}_{t+1}], \quad \mathbf{V}_{\text{new}} = [\mathbf{V}_{\text{cached}}, \mathbf{V}_{t+1}]. \tag{2.57}$$

Η προσοχή στη συνέχεια υπολογίζεται ως:

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}_{t+1}, \mathbf{K}_{\text{new}}, \mathbf{V}_{\text{new}}). \tag{2.58}$$

όπου $\mathbf{Q}_{t+1}$ το διάνυσμα ερωτήματος της μονάδας κειμένου που προέβλεψε το σύστημα.

Η μέθοδος αυτή μειώνει το υπολογιστικό κόστος από $O(t^2)$ ανά βήμα (όπου t είναι το μήκος της ακολουθίας) σε $O(t)$. Αυτό καθιστά τη διαδικασία αποδοτική ακόμη και για μεγάλες ακολουθίες, επιτρέποντας τη δημιουργία συνεκτικών και μακροσκελών κειμένων.

2.4.8 Αριθμός Παραμέτρων

Ο αριθμός των παραμέτρων σε ένα γλωσσικό μοντέλο συνδέεται άμεσα με την ικανότητά του να μαθαίνει και να αναπαριστά σύνθετα μοτίβα στα δεδομένα. Καθώς κάθε παράμετρος αντιστοιχεί σε ένα στοιχείο του μοντέλου που μπορεί να προσαρμοστεί κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης, ένας μεγαλύτερος αριθμός παραμέτρων επιτρέπει στο μοντέλο να εκφράζει πιο περίπλοκες συναρτησιακές σχέσεις μεταξύ των εισόδων και των εξόδων του. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό στη γλωσσική μοντελοποίηση, όπου οι σχέσεις μεταξύ λέξεων και εννοιών συχνά είναι πολυδιάστατες και εξαρτώνται από αποχρώσεις συμφραζομένων, συντακτικής δομής και εννοιολογικής αλληλεπίδρασης. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο με αυξημένο αριθμό παραμέτρων μπορεί να διακρίνει πιο λεπτές σημασιολογικές διαφορές, να αναγνωρίζει μακροχρόνιες εξαρτήσεις στο κείμενο και να παράγει εκφράσεις που είναι πιο φυσικές και προσαρμοσμένες στο πλαίσιο. Συνεπώς, η

μεγάλη παραμετροποίηση αυξάνει τη χωρητικότητα του μοντέλου να απορροφήσει πληροφορίες και να τις ενσωματώσει σε γενικεύσιμες αναπαραστάσεις, καθιστώντας το πιο αποτελεσματικό στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων που σχετίζονται με τη γλώσσα [41].

Η ικανότητα γενίκευσης, δηλαδή η εφαρμογή των γνώσεων του μοντέλου σε νέα δεδομένα, εξαρτάται επίσης από τον αριθμό των παραμέτρων. Όταν αυτός είναι επαρκής, το μοντέλο μπορεί να ενσωματώσει ποικιλία μοτίβων και να κατανοήσει νέες καταστάσεις. Ωστόσο, η υπερβολική αύξηση των παραμέτρων μπορεί να προκαλέσει υπερπροσαρμογή, με αποτέλεσμα το μοντέλο να έχει υψηλή απόδοση μόνο στα δεδομένα εκπαίδευσης και μειωμένη αποτελεσματικότητας σε νέα δεδομένα. Επομένως, η ποιότητα απόδοσης εξαρτάται από την ισορροπία μεταξύ μεγέθους μοντέλου, ποικιλίας δεδομένων και εκπαίδευσης [42].

Η εκπαίδευση με μεγάλα δεδομένα απαιτεί μοντέλα με επαρκή αριθμό παραμέτρων ώστε να είναι σε θέση να αναγνωρίσουν την πολυπλοκότητά τους. Όταν τα δεδομένα περιλαμβάνουν ευρύ φάσμα θεμάτων, γλωσσικών διαφορών ή πολιτισμικών χαρακτηριστικών, τα μοντέλα με πολλές παραμέτρους είναι ικανά να αναγνωρίσουν και να αναπαραστήσουν αυτά τα διαφορετικά μοτίβα. Εντούτοις, αυτός ο αριθμός απαιτεί αυξημένη υπολογιστική ισχύ και μνήμη, καθιστώντας την επεξεργασία τους τεχνικά απαιτητική. Ωστόσο, η δυνατότητα τους να χειρίζονται δεδομένα μεγάλου όγκου με ακρίβεια τα καθιστά σημαντικά για τη δημιουργία εφαρμογών υψηλής ποιότητας [43].

Η εκπαίδευση των μοντέλων αυτών απαιτεί ειδικό εξοπλισμό, όπως GPUs ή TPUs που συχνά υπερβαίνει τις δυνατότητες των παραδοσιακών συστημάτων [44]. Οι απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ περιορίζουν τη δυνατότητα χρήσης τους για εφαρμογές που πρέπει να εκτελούνται σε πραγματικό χρόνο, όπως τα chatbots (ενότητα 4.1). Για το λόγο αυτό υπάρχει έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον για την ανάπτυξη τεχνικών βελτιστοποίησης με σκοπό την εξοικονόμηση υπολογιστικών πόρων [45].

Τα απλά μοντέλα είναι πιο ελαφριά και αποδοτικά, κατάλληλα για εφαρμογές με περιορισμένη υπολογιστική ισχύ ή όταν η ταχύτητα είναι πιο σημαντική από την ακρίβεια. Παρά την περιορισμένη ικανότητά τους, είναι σε θέση να εξυπηρετούν ανάγκες με χαμηλότερη πολυπλοκότητα. Από την άλλη, τα μεγάλα μοντέλα, με δισεκατομμύρια παραμέτρους, προσφέρουν ανώτερη ακρίβεια και γενίκευση, κατάλληλα για πιο σύνθετα

προβλήματα, απαιτώντας όμως σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους. Η επιλογή μεταξύ αυτών των δύο τύπων εξαρτάται από το είδος της εφαρμογής, με τα απλά μοντέλα να υπερέχουν στην ευχρηστία και τα μεγάλα να προσφέρουν καλύτερη απόδοση και γενίκευση [46].

Το GPT-3, όπως αναλύσαμε διεξοδικά στις προηγούμενες ενότητες, χρησιμοποιεί τους πινάκων βαρών $\mathbf{W}_E$, $\mathbf{W}_Q$, $\mathbf{W}_K$, $\mathbf{W}_V$, $\mathbf{W}_O$, $\mathbf{W}_\uparrow$, $\mathbf{W}_\downarrow$ και $\mathbf{W}_U$. Οι τιμές των πινάκων αυτών προσδιορίζονται κατά την εκπαίδευση του συστήματος και παίζουν καθοριστικό ρόλο στην επεξεργασία και κατανόηση της φυσικής γλώσσας. Αυτοί οι πίνακες έχουν προκαθορισμένες διαστάσεις και όπως είδαμε επιτελούν διαφορετικούς ρόλους:

- Ο πίνακας ενσωμάτωσης ($\mathbf{W}_E$) χαρτογραφεί τις μονάδες κειμένου σε διανυσματικές αναπαραστάσεις στο χώρο ενσωμάτωσης.
- Οι πίνακες ερωτήσεων ($\mathbf{W}_Q$) και κλειδιών ($\mathbf{W}_K$) προσαρμόζουν τις διανυσματικές αναπαραστάσεις ώστε να εξάγουν πληροφορίες που σχετίζονται με το πλαίσιο της πρότασης.
- Οι πίνακες $\mathbf{W}_V$ και $\mathbf{W}_O$ εξυπηρετούν τη δημιουργία και τον ανασχηματισμό των τιμών ($\mathbf{V}$) στο μηχανισμό αυτοπροσοχής.
- Οι πίνακες $\mathbf{W}_\uparrow$ και $\mathbf{W}_\downarrow$ χρησιμοποιούνται στα νευρωνικά δίκτυα.
- Ο πίνακας εξόδου ($\mathbf{W}_U$) συνδέει το τελευταίο επίπεδο του μοντέλου με το λεξιλόγιο, ώστε να παράγει την πιθανότητα κάθε μονάδας κειμένου.

Το GPT-3 περιλαμβάνει 96 επίπεδα μετασχηματιστών (n_L), καθένα από τα οποία αποτελείται από μηχανισμούς αυτοπροσοχής που διαθέτουν 96 κεφαλές προσοχής (n_H). Η διάσταση κάθε κεφαλής είναι $d_A = 128$, εξασφαλίζοντας ότι κάθε κεφαλή μπορεί να επικεντρώνεται σε διαφορετικές πτυχές της πληροφορίας. Συνολικά, το μοντέλο ενσωματώνει περίπου 175 δισεκατομμύρια παραμέτρους, γεγονός που δείχνει την κλίμακα και την υπολογιστική ισχύ που απαιτείται για την επίτευξη υψηλής απόδοσης παραγωγή κειμένου. Ο πίνακας 2.3 παρέχει μια αναλυτική παρουσίαση του αριθμού των παραμέτρων του μοντέλου GPT-3.

Εκτός από τους παραπάνω πίνακες, το GPT-3 περιλαμβάνει και τους πίνακες μεροληψίας $\mathbf{B}_\uparrow$ (2.52) και $\mathbf{B}_\downarrow$ (2.54). Αυτοί οι πίνακες, καθώς και τα διανύσματα $\boldsymbol{\beta}$ και $\boldsymbol{\gamma}$

που εμφανίζονται στη κανονικοποίηση επιπέδου (2.41), ενημερώνονται επίσης κατά την εκπαίδευση του μοντέλου, ωστόσο ο αριθμός των παραμέτρων αυτών είναι συγκριτικά πολύ μικρότερος (μερικές δεκάδες χιλιάδες) σε σχέση με τις υπόλοιπες παραμέτρους και, ως εκ τούτου, δεν περιλαμβάνονται στον πίνακα 2.3.

Πίνακας 2.3: Αναλυτική παρουσίαση των βασικών πινάκων βαρών και παραμέτρων του μοντέλου GPT-3, περιλαμβάνοντας τις διαστάσεις τους και τη συμβολή τους στο συνολικό μέγεθος του μοντέλου.

Πίνακας Βαρών	Γραμμές	Στήλες	Κεφαλές Αυτοπροσοχής	Επίπεδα Μετασχηματιστών	Σύνολο
$\mathbf{W}_E$	$d_E = 12\,288$	$n_V = 50\,257$			617 558 016
$\mathbf{W}_K$	$d_A = 128$	$n_E = 12\,288$	$n_H = 96$	$n_L = 96$	14 495 514 624
$\mathbf{W}_Q$	$d_A = 128$	$n_E = 12\,288$	$n_H = 96$	$n_L = 96$	14 495 514 624
$\mathbf{W}_V$	$d_A = 128$	$n_E = 12\,288$	$n_H = 96$	$n_L = 96$	14 495 514 624
$\mathbf{W}_O$	$d_E = 12\,288$	$n_A = 128$	$n_H = 96$	$n_L = 96$	14 495 514 624
$\mathbf{W}_\uparrow$	$d_N = 49\,152$	$n_E = 12\,288$		$n_L = 96$	57 982 058 496
$\mathbf{W}_\downarrow$	$d_E = 12\,288$	$n_N = 49\,152$		$n_L = 96$	57 982 058 496
$\mathbf{W}_U$	$n_V = 50\,257$	$n_E = 12\,288$			617 558 016
					175 181 291 520

2.4.9 Εκπαίδευση του Γλωσσικού Μοντέλου

Αλγόριθμος Adam

Στην εκπαίδευση γλωσσικών μοντέλων, η διαχείριση των δεδομένων διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο για την αποτελεσματικότητα και την αποδοτικότητα της διαδικασίας εκπαίδευσης. Το *σύνολο δεδομένων* (dataset) ορίζεται ως το σύνολο όλων των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Μαθηματικά, το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης αναπαρίσταται ως:

$$\mathcal{D} = \{\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \ldots, \mathbf{x}^{(M)}\},$$

όπου M είναι το συνολικό πλήθος των δειγμάτων και κάθε δείγμα $\mathbf{x}^{(i)}$ αποτελείται από μια ακολουθία $(x_1, x_2, \ldots, x_T)$ μονάδων κειμένου (*tokens*).

Για την εκπαίδευση μεγάλων μοντέλων, τα δεδομένα δεν είναι δυνατόν να επεξεργαστούν όλα ταυτόχρονα, λόγω υπολογιστικών περιορισμών. Έτσι, το σύνολο δεδομένων $\mathcal{D}$ διασπάται σε *παρτίδες* (batches), ενώ κάθε παρτίδα μπορεί να διαιρεθεί περαιτέρω σε

μικρό-παρτίδες (mini-batches).

Έτσι, μια μικρό-παρτίδα $\mathcal{B} \subset \mathcal{D}$ περιέχει N δείγματα:

$$\mathcal{B} = \{\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \ldots, \mathbf{x}^{(N)}\},$$

όπου $N \ll M$. Για παράδειγμα, εάν το σύνολο δεδομένων έχει $M = 100\,000$ δείγματα, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε παρτίδες των $10\,000$ δειγμάτων, τα οποία στη συνέχεια διασπώνται σε μικρο-παρτίδες των $1\,000$ δειγμάτων. Προφανώς, κάποια τμήματα κειμένων του συνόλου δεδομένων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση παραπάνω από μία φορά.

Η εκπαίδευση του γλωσσικού μοντέλου βασίζεται στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους, η οποία στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι η διασταυρούμενη εντροπία (σχέση 2.24). Για τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα, η συνάρτηση κόστους προσαρμόζεται ώστε να λαμβάνει υπόψη τις ακολουθίες των μονάδων κειμένου. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται ένας τροποποιημένος τύπος διασταυρούμενης εντροπίας, ο οποίος ορίζεται από τη σχέση:

$$\text{Loss}(\theta) = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \sum_{t=1}^{T_n - 1} \log P_\theta(x_{t+1} | x_{1:t}), \tag{2.59}$$

όπου:

- N: Το πλήθος των ακολουθιών της μικρο-παρτίδας.
- T_n: Το μήκος της n-οστής ακολουθίας.
- $P_\theta(x_{t+1}|x_{1:t})$: Η πιθανότητα που προβλέπει το μοντέλο για την επόμενη μονάδα κειμένου x_{t+1}, δεδομένων των προηγούμενων $x_{1:t}$.
- θ: Οι παράμετροι του μοντέλου.

Η μείωση της συνάρτησης κόστους επιδιώκει να αυξήσει την πιθανότητα $P_\theta(x_{t+1}|x_{1:t})$ για τις σωστές μονάδες κειμένου. Όταν το $P_\theta(x_{t+1}|x_{1:t})$ πλησιάζει το 1, ο όρος $-\log P_\theta(x_{t+1}|x_{1:t})$ γίνεται 0, υποδεικνύοντας ελάχιστο σφάλμα. Η διασταυρούμενη εντροπία είναι άμεσα συνδεδεμένη με την εντροπία της πληροφορίας, $H(P)$, όπως ορίζεται στη θεωρία πληροφορίας του Shannon [47]. Η εντροπία μιας πραγματικής κατανομής P εκφράζεται ως:

$$H(P) = -\sum_{x \in X} P(x) \log P(x). \tag{2.60}$$

Η διασταυρούμενη εντροπία $H(P, Q)$ μετρά τη διαφορά μεταξύ της πραγματικής κατανομής P και της κατανομής Q που προβλέπει το μοντέλο:

$$H(P, Q) = -\sum_{x \in X} P(x) \log Q(x). \tag{2.61}$$

Η διασταυρούμενη εντροπία μπορεί να διαχωριστεί σε δύο όρους:

$$H(P, Q) = H(P) + D_{\mathrm{KL}}(P \| Q), \tag{2.62}$$

όπου:

- $H(P)$: Η εγγενής αβεβαιότητα της κατανομής P.
- $D_{\mathrm{KL}}(P \| Q)$: Η απόκλιση Kullback-Leibler (KL), η οποία μετρά τη διαφορά μεταξύ των κατανομών P και Q [48].

Η μείωση της διασταυρούμενης εντροπίας συνεπάγεται τη μείωση της απόκλισης $D_{\mathrm{KL}}(P \| Q)$, φέρνοντας την κατανομή Q του μοντέλου πιο κοντά στην πραγματική P. Κατά συνέπεια, το μοντέλο γίνεται πιο ακριβές στις προβλέψεις του. Η μείωση της συγκεκριμένης συνάρτησης κόστους μπορεί να ερμηνευθεί ως μείωση της αβεβαιότητας του μοντέλου σχετικά με την επόμενη λέξη. Όταν το μοντέλο προβλέπει $P_\theta(x_{t+1}|x_{1:t}) \approx 1$ για τη σωστή μονάδα κειμένου, η απώλεια είναι μικρή. Αντίθετα, όταν το $P_\theta(x_{t+1}|x_{1:t})$ είναι μικρό, η απώλεια αυξάνεται εκθετικά λόγω του όρου $-\log$.

Η ενημέρωση των βαρών του μοντέλου γίνεται μέσω της μεθόδου της οπισθοδιάδοσης (2.3.3). Η συγκεκριμένη διαδικασία περιλαμβάνει τον υπολογισμό των παραγώγων της συνάρτησης απώλειας ως προς τις παραμέτρους του μοντέλου και την ενημέρωσή τους κατά τη φορά που ελαχιστοποιεί τη συνάρτηση κόστους.

Για την εκπαίδευση του GPT, χρησιμοποιείται μια βελτιωμένη εκδοχή της οπισθοδιάδοσης, η οποία είναι γνωστή ως Adam Optimizer [49]. Πρόκειται για έναν αλγόριθμο που συνδυάζει τεχνικές της *ορμής* (momentum) και του *προσαρμοστικού ρυθμού μάθησης* (adaptive learning rate), όπως αυτές συναντώνται σε αλγορίθμους τύπου RMSProp [48].

Χάρη σε αυτόν τον συνδυασμό, ο Adam δύναται να προσαρμόζει δυναμικά τον ρυθμό μάθησης σε κάθε παράμετρο, εκμεταλλευόμενος πληροφορία και από τις πρώτες, αλλά και από τις δεύτερες ροπές των κλίσεων.

Η κεντρική ιδέα του Adam είναι ότι διατηρεί δύο *εκθετικές εξομαλύνσεις* (exponential moving averages): την πρώτη ροπή, η οποία προσεγγίζει τον μέσο όρο των κλίσεων, και τη δεύτερη ροπή, η οποία προσεγγίζει τον μέσο όρο των τετραγώνων των κλίσεων. Με αυτόν τον τρόπο, ο αλγόριθμος υπολογίζει για κάθε παράμετρο έναν ξεχωριστό ρυθμό μάθησης, ο οποίος είναι μεγαλύτερος όταν οι κλίσεις είναι μικρότερης κλίμακας και μικρότερος όταν οι κλίσεις έχουν μεγάλη τιμή.

Για κάθε παρτίδα δεδομένων, αρχικά υπολογίζεται η κλίση της συνάρτησης κόστους ως προς τις παραμέτρους του μοντέλου:

$$g_t = \nabla_\theta \text{Loss}(\theta), \tag{2.63}$$

όπου g_t είναι η κλίση στο βήμα t.

Κατόπιν, ο Adam χρησιμοποιεί εκθετική εξομάλυνση των κλίσεων, ώστε να εκτιμήσει τις πρώτες και τις δεύτερες ροπές τους:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t, \tag{2.64}$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2, \tag{2.65}$$

όπου:

- m_t: Η εκθετική εξομάλυνση της πρώτης ροπής.
- v_t: Η εκθετική εξομάλυνση της δεύτερης ροπής.
- β_1, β_2: Παράμετροι που ελέγχουν την ταχύτητα εξομάλυνσης (τυπικά $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$).

Η χρήση αυτών των δύο ροπών επιτρέπει στον Adam να αντιδρά με μεγαλύτερη ευελιξία στις αλλαγές των κλίσεων, σε σύγκριση με πιο απλοϊκούς αλγορίθμους όπως ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης (σχέση 2.29).

Λόγω του ότι στα πρώτα βήματα οι εκθετικές εξομαλύνσεις m_t και v_t τείνουν να υποεκτιμούν τις πραγματικές τιμές (εξαιτίας των αρχικών μηδενικών τιμών τους), εφαρμόζεται διόρθωση της μεροληψίας:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \tag{2.66}$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}. \tag{2.67}$$

Αυτή η διόρθωση διασφαλίζει ότι οι εκτιμήσεις της πρώτης και της δεύτερης ροπής παραμένουν αμερόληπτες ακόμα και στις πρώτες επαναλήψεις εκπαίδευσης. Η παράλειψη αυτής της διόρθωσης θα μπορούσε να οδηγήσει σε υποεκτίμηση του πραγματικού ρυθμού μάθησης αρχικά ή σε πολύ αργή σύγκλιση.

Η τελική ενημέρωση των παραμέτρων θ στο βήμα t γίνεται ως εξής:

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon}, \tag{2.68}$$

όπου:

- η: Ο ρυθμός μάθησης (learning rate).
- ϵ: Ένας μικρός αριθμός για την αποφυγή διαίρεσης με το μηδέν (τυπικά $\epsilon = 10^{-8}$).

Σε αντίθεση με τον κλασικό αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης, όπου ο ρυθμός μάθησης είναι στατικός και κοινός για όλες τις παραμέτρους, στον Adam ο ρυθμός μάθησης μπορεί να διαφοροποιείται για κάθε παράμετρο με βάση τη συνδυαστική πληροφορία από τις πρώτες και δεύτερες ροπές.

Ο Adam αποδεικνύεται ιδιαίτερα αποδοτικός για προβλήματα μεγάλης κλίμακας, όπως η εκπαίδευση μεγάλων γλωσσικών μοντέλων. Η δυνατότητά του να προσαρμόζει ξεχωριστά τον ρυθμό μάθησης για κάθε παράμετρο, σε συνδυασμό με τη διόρθωση μεροληψίας και τη διατήρηση σταθερότητας, τον καθιστά μια από τις πλέον δημοφιλείς επιλογές στη σύγχρονη βαθιά μάθηση.

Δεδομένα Εκπαίδευσης

Για την περίπτωση της εκπαίδευσης του GPT-3 χρησιμοποιήθηκαν περίπου 400 δισεκατομμύρια μονάδες κειμένου, οι οποίες αντιστοιχούν σε 1,6TB μη συμπιεσμένου κειμένου. Ο συνολικός αριθμός των μονάδων κειμένου αποτελεί σημαντικό κριτήριο για την επιτυχία της εκπαίδευσης, καθώς καθορίζει τη συνολική ποσότητα πληροφορίας που μπορεί να απορροφήσει το μοντέλο. Από το σύνολο αυτό περίπου 570GB δεδομένων προήλθαν από το Common Crawl[5], το υπόλοιπο του συνόλου προήλθε από πηγές όπως η Wikipedia, βιβλία και επιστημονικές δημοσιεύσεις, με υψηλότερη ποιότητα περιεχόμενο. Σε αυτό το πλαίσιο, τα δεδομένα υψηλότερης ποιότητας, όπως η Wikipedia, χρησιμοποιήθηκαν περισσότερες φορές (περίπου 3,4 επαναλήψεις), ενώ τα δεδομένα του Common Crawl χρησιμοποιήθηκαν μόλις μία φορά (περίπου 0,44 επαναλήψεις).

Η αναλογία μονάδων κειμένου προς παραμέτρους καθορίζει σε μεγάλο βαθμό τη γενική απόδοση ενός μεγάλου γλωσσικού μοντέλου. Η υπερβολική αναλογία μονάδων κειμένου προς παραμέτρους μπορεί να οδηγήσει σε υπερπροσαρμογή και ανεπαρκή γενίκευση, ενώ η πολύ μικρή αναλογία περιορίζει την ικανότητα του μοντέλου να μαθαίνει επαρκή γνώση από τα δεδομένα.

Για το GPT-3, όπως είδαμε, ο αριθμός των παραμέτρων είναι 175 δισεκατομμύρια, δίνοντας μια αναλογία περίπου 2,3 tokens ανά παράμετρο. Πρόσφατες μελέτες έχουν προτείνει ότι μια ιδανική αναλογία για γλωσσικά μοντέλα μπορεί να κυμαίνεται από 1 έως 20 tokens ανά παράμετρο, ανάλογα με το μέγεθος του μοντέλου και το πεδίο εφαρμογής ([50], [51]). Σε αυτό το πλαίσιο, το GPT-2, με 1,5 δισεκατομμύρια παραμέτρους και δεδομένα περίπου 40GB, παρουσιάζει αναλογία tokens/παραμέτρους υψηλότερη (27 tokens/παράμετρο), γεγονός που το καθιστά πιο συντηρητικό [22]. Το PaLM, με 540 δισεκατομμύρια παραμέτρους, εκπαιδεύτηκε με περισσότερα από 780 δισεκατομμύρια μονάδες κειμένου, επιτυγχάνοντας αναλογία περίπου 1,44 tokens ανά παράμετρο [52]. Τα μικρότερα μοντέλα LLaMA διατηρούν μικρότερες αναλογίες, διευκολύνοντας την πιο αποδοτική χρήση των δεδομένων [53]. Η επιλογή της αναλογίας εξαρτάται επίσης από τους διαθέσιμους υπολογιστικούς πόρους και την ποιότητα των δεδομένων.

[5]Το Common Crawl είναι ένας μεγάλης κλίμακας οργανισμός που συλλέγει και παρέχει δημόσια διαθέσιμα δεδομένα από τον Παγκόσμιο Ιστό. Αποτελεί επί της ουσίας ένα ανοιχτού κώδικα αρχείο του ιστού (web archive) με τεράστιες ποσότητες δεδομένων, προσβάσιμων δωρεάν για ανάλυση και επεξεργασία από ερευνητές, οργανισμούς και εταιρείες. https://commoncrawl.org/

Η ποιότητα των δεδομένων παίζει εξίσου σημαντικό ρόλο με την ποσότητα στην εκπαίδευση μεγάλων γλωσσικών μοντέλων. Υψηλής ποιότητας δεδομένα, όπως άρθρα της Wikipedia ή βιβλία, παρέχουν πλούσιο περιεχόμενο και συμβάλλουν στη βελτίωση της γενίκευσης του μοντέλου. Ωστόσο, δεδομένα χαμηλότερης ποιότητας, όπως το Common Crawl, συχνά περιέχουν προκαταλήψεις, δηλαδή αναφορές ή απόψεις που δεν είναι αντιπροσωπευτικές για το σύνολο των δεδομένων. Περιέχουν επίσης σφάλματα, όπως γλωσσικά λάθη, ανεπαρκή πληροφόρηση ή επαναλαμβανόμενα μοτίβα που δεν προσφέρουν νέα γνώση, καθώς και ανεπιθύμητο περιεχόμενο, όπως προπαγάνδα, διαφημίσεις ή μη συναφή δεδομένα ([54], [55]).

Η επιτυχημένη εκπαίδευση μεγάλων γλωσσικών μοντέλων εξαρτάται από τη σωστή διαχείριση και προετοιμασία των δεδομένων, καθώς και από τη διαχείριση προκαταλήψεων. Στο πρώτο στάδιο εφαρμόζονται τεχνικές καθαρισμού, όπως η απομάκρυνση ανεπιθύμητων λέξεων, διπλότυπων και ανεπιθύμητου περιεχομένου, ώστε να διασφαλιστεί η ποιότητα των δεδομένων. Ακολούθως, προσδιορίζεται η συχνότητα χρήσης δεδομένων υψηλής ποιότητας έναντι χαμηλής, σύμφωνα με την αρχή που εφαρμόστηκε και στο GPT-3. Επιπλέον, η εξισορρόπηση δεδομένων από διαφορετικές πηγές και γλώσσες μειώνει τη μονομέρεια, ενώ μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης πραγματοποιούνται έλεγχοι για μεροληψία μέσω δοκιμαστικών σεναρίων και στοχευμένης επανεκπαίδευσης. Τελικά, η επιλογή δεδομένων, ο όγκος, η ποιότητα και η αναλογία tokens ανά παράμετρο είναι σημαντικοί παράγοντες που καθορίζουν την αποδοτικότητα και τη δεοντολογική χρήση αυτών των μοντέλων [56].

Νόμοι Κλιμάκωσης

Οι νόμοι κλιμάκωσης βοηθούν στην πρόβλεψη της απόδοσης ενός γλωσσικού μοντέλου και για το λόγο αυτό παίζουν σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη των σύγχρονων μεγάλων γλωσσικών μοντέλων. Όπως αναλύθηκε στις ενότητες 2.4.8 και 2.4.9, η απόδοση ενός γλωσσικού μοντέλου εξαρτάται από τον αριθμό παραμέτρων, το μέγεθος και την ποιότητα των δεδομένων εκπαίδευσης. Επομένως, αν επιθυμούμαι την αύξηση της απόδοσης ενός μοντέλου, γεννάται το ερώτημα με ποιον τρόπο θα κλιμακωθεί ο αριθμός παραμέτρων και το σύνολο δεδομένων έτσι ώστε να πετύχουμε την μεγαλύτερη δυνατή απόδοση συναρτήσει του υπολογιστικού κόστους. Αυτό το ερώτημα το απαντούν οι νό-

μοι κλιμάκωσης διότι μας δίνουν πληροφορίες τόσο για την αναλογία παραμέτρων και δεδομένων εκπαίδευσης, όσο και για τα φυσικά και πρακτικά όρια της απόδοσής τους.

Η απόδοση ενός μοντέλου βελτιώνεται όσο αυξάνεται το μέγεθος των δεδομένων, αλλά η σχέση αυτή δεν είναι γραμμική, καθώς μετά από ένα σημείο απαιτείται εκθετικά μεγαλύτερη προσπάθεια για μικρότερες βελτιώσεις. Επιπλέον, η ποιότητα των δεδομένων μπορεί να επιταχύνει σημαντικά την επίδραση των νόμων κλιμάκωσης. Όσον αφορά τον αριθμό των παραμέτρων, τα μεγαλύτερα μοντέλα γενικά επιτυγχάνουν καλύτερη γενίκευση, υπό την προϋπόθεση ότι διαθέτουν επαρκή δεδομένα για εκπαίδευση. Παρά ταύτα, η αύξηση των παραμέτρων παρουσιάζει φθίνουσα απόδοση όταν το μοντέλο γίνει υπερβολικά μεγάλο σε σχέση με τα διαθέσιμα δεδομένα. Τέλος, η αύξηση της υπολογιστικής ισχύος, όπως με τη χρήση πιο ισχυρών GPU, μπορεί να επιταχύνει την εκπαίδευση και να μειώσει το σφάλμα. Ωστόσο, υπερβολική υπολογιστική ισχύς χωρίς ανάλογη αύξηση δεδομένων ή παραμέτρων μπορεί να οδηγήσει σε χαμηλή αποδοτικότητα [50].

Το υπολογιστικό κόστος εκπαίδευσης ενός μεγάλου γλωσσικού μοντέλου μπορεί να εκφραστεί με την ακόλουθη εξίσωση:

$$C = C_0 \cdot N \cdot D \tag{2.69}$$

όπου:

- C: το συνολικό υπολογιστικό κόστος σε Floating Point Operations (FLOPs).
- C_0: σταθερά που αντιπροσωπεύει τον αριθμό των FLOPs που απαιτούνται για την εκπαίδευση μιας παραμέτρου με ένα token. Για τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα, το C_0 έχει τιμή 6, πράγμα που σημαίνει ότι χρειάζονται 6 FLOPs για κάθε παράμετρο και κάθε token κατά την εκπαίδευση. Αυτή η τιμή βασίζεται σε εμπειρικές παρατηρήσεις και αναδεικνύει την υπολογιστική πολυπλοκότητα της διαδικασίας εκπαίδευσης, που είναι σημαντικά υψηλότερη σε σύγκριση με το κόστος στη φάση πρόβλεψης, όπου κάθε token απαιτεί μόλις 1 έως 2 FLOPs ανά παράμετρο [43].
- N: ο αριθμός των παραμέτρων του μοντέλου.
- D: ο συνολικός αριθμός των tokens που χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση.

Η τιμή του C_0 σχετίζεται με την πολυπλοκότητα των διεργασιών που λαμβάνουν χώρα κατά την εκπαίδευση. Αυτές περιλαμβάνουν τον υπολογισμό προς τα εμπρός (forward pass), τον υπολογισμό σφαλμάτων (backpropagation), και την ενημέρωση των παραμέτρων με τη χρήση του αλγορίθμου Adam. Σε αντίθεση με τη φάση της πρόβλεψης, όπου πραγματοποιείται μόνο πέρασμα προς τα εμπρός για την πρόβλεψη εξόδου, οι διαδικασίες της εκπαίδευσης περιλαμβάνουν επιπλέον τη διάδοση του σφάλματος σε όλα τα στρώματα του μοντέλου και την ενημέρωση των παραμέτρων, γεγονός που αυξάνει σημαντικά τον αριθμό των υπολογιστικών πράξεων.

Η εξίσωση 2.69 μας δείχνει ότι το υπολογιστικό κόστος είναι γραμμικά ανάλογο τόσο με το πλήθος των παραμέτρων (N) όσο και με το συνολικό μέγεθος των δεδομένων (D), το οποίο προκύπτει από το μέγεθος του συνόλου δεδομένων και τον αριθμό των περασμάτων εκπαίδευσης (epochs). Η αύξηση του N ή του D μπορεί να αυξήσει δραματικά τις απαιτήσεις σε υπολογιστικούς πόρους, καθιστώντας εξαιρετικά σημαντική τη σωστή επιλογή της σχέσης μεταξύ αυτών των δύο παραμέτρων για την αποδοτική χρήση πόρων.

Παράδειγμα 2.4.4. Για να υπολογίσουμε το κόστος εκπαίδευσης του GPT-3, χρησιμοποιούμε την εξίσωση 2.69:

$$C = C_0 \cdot N \cdot D$$

όπου:

- $C_0 = 6$: η σταθερά που αντιπροσωπεύει τον αριθμό των FLOPs ανά παράμετρο και token.
- $N = 175 \cdot 10^9$: ο αριθμός των παραμέτρων του GPT-3 (175 δισεκατομμύρια).
- $D = 300 \cdot 10^9$: ο αριθμός των tokens που χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση (300 δισεκατομμύρια).

Υπολογίζουμε το συνολικό υπολογιστικό κόστος σε FLOPs:

$$C = 6 \cdot (175 \cdot 10^9) \cdot (300 \cdot 10^9) = 3.15 \cdot 10^{23} \text{ FLOPs}.$$

Ένα PetaFLOP-day ισούται με $10^{15} \cdot 24 \cdot 3600 = 8.64 \cdot 10^{19}$ FLOPs.

Το κόστος εκπαίδευσης σε PetaFLOPs-days είναι:

$$\text{Training Cost (PetaFLOP-days)} = \frac{C}{8.64 \cdot 10^{19}} = \frac{3.15 \cdot 10^{23}}{8.64 \cdot 10^{19}} \approx 3640 \text{ PetaFLOP-days}$$

[24]

Ο συνολικός χρόνος εκπαίδευσης με μία NVIDIA A100 [57], η οποία έχει θεωρητική απόδοση 312 TFLOPs ($312 \cdot 10^{12}$ FLOPs ανά δευτερόλεπτο) και πραγματική αποδοτικότητα περίπου 50% (156 TFLOPs), υπολογίζεται ως:

$$\text{Χρόνος (sec)} = \frac{C}{\text{Απόδοση}} = \frac{3.15 \cdot 10^{23}}{156 \cdot 10^{12}} \approx 2.02 \cdot 10^{9} \text{ δευτερόλεπτα.}$$

Που αντιστοιχεί σε περίπου 23 400 μέρες ή 64 έτη.

Υποθέτοντας ότι χρησιμοποιήθηκαν $1\,000$ GPUs, ο συνολικός χρόνος εκπαίδευσης μειώνεται σε:

$$\text{Χρόνος Εκπαίδευσης (σε ημέρες)} = \frac{23\,400}{1\,000} \approx 23.4 \text{ ημέρες.}$$

Σύμφωνα με εκτιμήσεις, το συνολικό κόστος εκπαίδευσης του GPT-3 ανήλθε σε περίπου \$4.6 εκατομμύρια[6] πράγμα που σημαίνει ότι το κόστος ανά GPU-ώρα υπολογίζεται σε:

$$\text{Κόστος ανά GPU-ώρα} = \frac{4\,600\,000}{23\,400 \cdot 24} \approx \$8.2$$

□

Η απόδοση ενός μεγάλου γλωσσικού μοντέλου σχετίζεται με τη μέση αρνητική πιθανότητα απώλειας ανά token L (negative log-likelihood loss). Η ποσότητα αυτή μετρά το πόσο καλά το μοντέλο προβλέπει τα δεδομένα εκπαίδευσης. Χαμηλότερες τιμές του L σημαίνουν καλύτερη απόδοση. Η σχέση της απόδοσης με τις παραμέτρους του μοντέλου και το μέγεθος των δεδομένων περιγράφεται από την σχέση:

$$L = \frac{A}{N^{\alpha}} + \frac{B}{D^{\beta}} + L_0 \tag{2.70}$$

Η σχέση 2.70 συνδέει την απώλειας L με τον αριθμό των παραμέτρων του μοντέλου

[6] https://lambdalabs.com/blog/demystifying-gpt-3

(N) και το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης (D). Ο πρώτος όρος, $\frac{A}{N^{\alpha}}$, περιγράφει τη συνεισφορά του μεγέθους του μοντέλου στη μείωση της απώλειας. Όσο αυξάνεται το N, η τιμή του όρου αυτού μειώνεται, αλλά με φθίνουσα απόδοση. Αυτό σημαίνει ότι μεγαλύτερα μοντέλα συνεχίζουν να βελτιώνουν την απόδοση, αλλά οι βελτιώσεις αυτές μειώνονται όσο μεγαλώνει ο αριθμός των παραμέτρων. Ο δεύτερος όρος, $\frac{B}{D^{\beta}}$, περιγράφει τη συνεισφορά του μεγέθους των δεδομένων στη μείωση της απώλειας. Παρόμοια με τον πρώτο όρο, όσο αυξάνεται το D, η απώλεια μειώνεται, αλλά η συμβολή αυτή μειώνεται προοδευτικά. Ο τρίτος όρος, L_0, αντιπροσωπεύει το ελάχιστο όριο της απώλειας που μπορεί να επιτευχθεί, ανεξάρτητα από την περαιτέρω αύξηση του N ή του D.

Οι παράμετροι της εξίσωσης προσδιορίζονται εμπειρικά. Συγκεκριμένα, η ερευνητική ομάδα της DeepMind, μελετώντας μια οικογένεια γλωσσικών μοντέλων με την ονομασία Chinchilla, καθόρισε τις ακόλουθες τιμές για τις παραμέτρους της εξίσωσης 2.70: $A = 406.4$, $B = 410.7$, $L_0 = 1.69$, $\alpha = 0.34$ και $\beta = 0.28$ [50]. Οι μικρές τιμές των εκθετών υποδεικνύουν τη φθίνουσα συνεισφορά τόσο του N όσο και του D, ενώ οι υψηλές τιμές των συντελεστών A και B δείχνουν τη σημαντικότητα των δύο παραμέτρων στη μείωση της απώλειας. Τέλος, η τιμή του L_0 μας δείχνουν τα όρια που επιβάλλονται από τη φύση του μοντέλου και των δεδομένων εκπαίδευσης.

Οι τιμές των παραμέτρων της εξίσωσης 2.70 έχουν αναθεωρηθεί στις εξής: $A = 482.01$, $B = 2085.43$, $L_0 = 1.82$, $\alpha = 0.35$ και $\beta = 0.37$ [58]. Αυτές οι τιμές βασίζονται σε νεότερα δεδομένα και βελτιωμένες στατιστικές μεθόδους εκτίμησης, προσφέροντας μια πιο επικαιροποιημένη προσέγγιση για την περιγραφή της σχέσης μεταξύ του μεγέθους του μοντέλου, των δεδομένων και της απώλειας.

Η αύξηση των εκθετών α και β υποδεικνύει ότι η συνεισφορά τόσο του αριθμού παραμέτρων N όσο και του μεγέθους των δεδομένων D είναι ελαφρώς μεγαλύτερη από ό,τι υποδεικνύεται στις αρχικές εκτιμήσεις, ενώ οι υψηλές τιμές των συντελεστών A και B ενισχύουν τη σημασία των δύο αυτών παραμέτρων στη μείωση της απώλειας. Τέλος, η τιμή του $L_0 = 1.82$ δείχνει τα όρια της απόδοσης που μπορούν να επιτευχθούν από τα μοντέλα, αντικατοπτρίζοντας τόσο τη φύση των δεδομένων όσο και τους περιορισμούς των αρχιτεκτονικών.

Για να υπολογιστούν οι βέλτιστες τιμές του αριθμού παραμέτρων N και του αριθμού των tokens εκπαίδευσης D, χρησιμοποιούμε τη μέθοδο των πολλαπλασιαστών Lagrange

για να ελαχιστοποιήσουμε την απώλεια L υπό τον περιορισμό του συνολικού υπολογιστικού κόστους C. Ορίζουμε την Lagrangian ως εξής:

$$\mathcal{L} = \frac{A}{N^{\alpha}} + \frac{B}{D^{\beta}} + L_0 + \lambda \left(C - C_0 N D\right) \tag{2.71}$$

Προκειμένου να βρούμε τα ελάχιστα της συνάρτησης L υπό τον περιορισμό C, υπολογίζουμε τις μερικές παραγώγους της Lagrangian ως προς τις μεταβλητές N, D και λ και τις θέτουμε ίσες με το μηδέν:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial N} = -\frac{A\alpha}{N^{\alpha+1}} - \lambda C_0 D = 0 \tag{2.72}$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial D} = -\frac{B\beta}{D^{\beta+1}} - \lambda C_0 N = 0 \tag{2.73}$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} = C - C_0 N D = 0 \tag{2.74}$$

Από τις εξισώσεις 2.72 και 2.73, μπορούμε να εξισώσουμε τις δύο εκφράσεις για το λ:

$$\frac{A\alpha}{N^{\alpha+1} C_0 D} = \frac{B\beta}{D^{\beta+1} C_0 N} \tag{2.75}$$

Απλοποιώντας, λαμβάνουμε:

$$\frac{A\alpha}{N^{\alpha+1} D} = \frac{B\beta}{D^{\beta+1} N} \tag{2.76}$$

Πολλαπλασιάζοντας και τις δύο πλευρές με $N D^{\beta+1}$, καταλήγουμε σε:

$$A\alpha D^{\beta} = B\beta N^{\alpha} \tag{2.77}$$

Από εδώ, μπορούμε να εκφράσουμε το D ως προς N:

$$D = \left(\frac{B\beta}{A\alpha}\right)^{\frac{1}{\beta}} N^{\frac{\alpha}{\beta}} \tag{2.78}$$

Τώρα, χρησιμοποιώντας τον περιορισμό του συνολικού κόστους από την εξίσωση 2.69 και υποκαθιστώντας την έκφραση της D από την εξίσωση 2.78, προκύπτει:

$$C = C_0 N \left(\frac{B\beta}{A\alpha}\right)^{\frac{1}{\beta}} N^{\frac{\alpha}{\beta}} = C_0 \left(\frac{B\beta}{A\alpha}\right)^{\frac{1}{\beta}} N^{1+\frac{\alpha}{\beta}} \tag{2.79}$$

Λύνοντας ως προς την παράμετρο N, παίρνουμε:

$$N_{opt} = \left(\frac{C}{C_0}\left(\frac{A\alpha}{B\beta}\right)^{\frac{1}{\beta}}\right)^{\frac{1}{1+\frac{\alpha}{\beta}}} \tag{2.80}$$

Στη συνέχεια, μπορούμε να υπολογίσουμε το βέλτιστο μέγεθος του συνόλου δεδομένων D_{opt} χρησιμοποιώντας την εξίσωση 2.78:

$$D_{opt} = \left(\frac{B\beta}{A\alpha}\right)^{\frac{1}{\beta}} (N_{opt})^{\frac{\alpha}{\beta}} \tag{2.81}$$

Αντικαθιστώντας τις αναθεωρημένες αριθμητικές τιμές των παραμέτρων $A = 482.01$, $B = 2085.43$, $\alpha = 0.35$, $\beta = 0.37$ και $C_0 = 6$ στις εξισώσεις 2.80 και 2.81, προκύπτει:

$$N_{opt} = 0.167 \cdot C^{0.5146}$$

$$D_{opt} = 10.96 \cdot C^{0.4866}$$

Τέλος, η βέλτιστη απώλεια L_{opt} μπορεί να υπολογιστεί ως εξής:

$$L_{opt} = \frac{A}{N_{opt}^{\alpha}} + \frac{B}{D_{opt}^{\beta}} + L_0$$

Αντικαθιστώντας τις εκφράσεις για N_{opt} και D_{opt}:

$$L_{opt} = 1734.4 \cdot C^{-0.180} + 1.82$$

Αυτές οι εξισώσεις εκφράζουν τις βέλτιστες τιμές των N_{opt}, D_{opt} και L_{opt} ως συναρτήσεις του συνολικού υπολογιστικού κόστους C, με τις σταθερές να έχουν υπολογιστεί βάσει των δοσμένων παραμέτρων. Αυτή η πληροφορία επιτρέπει στους ερευνητές και μηχανικούς να σχεδιάζουν αποτελεσματικά τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα, εξισορροπώντας το μέγεθος του μοντέλου με το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης για να επιτύχουν τη μέγιστη δυνατή απόδοση με τους διαθέσιμους πόρους.

2.5 Η Γνώση των Γλωσσικών Μοντέλων

2.5.1 Αποθήκευση της Γνώσης

Η αποθήκευση της γνώσης στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα αποτελεί βασικό ζήτημα για την κατανόηση της λειτουργίας τους. Όπως αναλύθηκε και στην ενότητα 2.4.9, τα μοντέλα ενσωματώνουν τη γνώση στις παραμέτρους τους κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, μέσω τις ελαχιστοποίησης της συνάρτησης κόστους. Οι παράμετροι του μοντέλου που περιέχουν την γνώση είναι τα ενσωματώματα (πίνακες W_E και W_U), οι κεφαλές προσοχής (Πίνακες W_Q, W_K, W_V και W_O) και τα νευρωνικά δίκτυα (Πίνακες $W_\uparrow$ και $W_\downarrow$). Η φύση της αποθήκευσης αυτής της γνώσης και ο τρόπος με τον οποίο κατανέμεται μεταξύ των αρχιτεκτονικών τους στοιχείων έχουν ερευνηθεί εκτενώς, αν και παραμένουν πολλά ανοιχτά ερωτήματα.

Τα ενσωματώματα (W_E και W_U) που αντιπροσωπεύουν τις λέξεις ή τις μονάδες κειμένου, αποθηκεύουν κυρίως τη στατιστική και τη σημασιολογική σχέση μεταξύ των λέξεων. Αυτές οι αρχικές αναπαραστάσεις παρέχουν τη βάση για πιο σύνθετες μορφές γνώσης που ενσωματώνονται στα επόμενα στρώματα του μοντέλου [59].

Οι κεφαλές προσοχής, παίζουν κυρίως ρόλο στη δυναμική ανάκληση γνώσης, επιτρέποντας στο μοντέλο να εστιάζει σε συγκεκριμένες περιοχές του εισαγόμενου κειμένου, ανάλογα με το πλαίσιο. Αν και αρχικά θεωρήθηκαν κυρίως εργαλεία για την αναζήτηση σχετικών πληροφοριών, πρόσφατες μελέτες υποδεικνύουν ότι ορισμένες κεφαλές προσοχής μπορούν να αποθηκεύουν γνώση με εντοπισμένο τρόπο. Παραδείγματα περιλαμβάνουν κεφαλές που εξειδικεύονται στη γραμματική ή στη σχέση υποκειμένου-ρήματος. Ωστόσο, αυτή η αποθήκευση θεωρείται πιο συχνά κατανεμημένη, με πολλαπλές κεφαλές να συνεργάζονται για την εκπροσώπηση σύνθετων γνώσεων ([60], [61]).

Τα νευρωνικά δίκτυα θεωρούνται τα κύρια υπεύθυνα για την αποθήκευση και ενσωμάτωση της γνώσης στο μοντέλο. Κατά την εκπαίδευση, τα νευρωνικά δίκτυα λαμβάνουν τις αναπαραστάσεις που παράγονται από τα επίπεδα προσοχής και τις μετασχηματίζουν, προσαρμόζοντας σταδιακά τα βάρη τους ώστε να ενσωματώνουν αφηρημένες σημασιολογικές πληροφορίες. Μέσω αυτής της διαδικασίας, αποθηκεύεται η γνώση που είναι απαραίτητη για την κατανόηση και παραγωγή κειμένου. Ενδείξεις υποδεικνύουν ότι η γνώση για συγκεκριμένα γεγονότα, έννοιες ή ακόμη και κοινούς κανόνες είναι πιο πιθανό

να αποθηκεύεται στα νευρωνικά δίκτυα, ενισχύοντας την υπόθεση ότι αυτά τα επίπεδα αποτελούν την "κεντρική μνήμη" του μοντέλου [62].

Επιπλέον, κατά την εκπαίδευση των μοντέλων, διαφορετικές πληροφορίες αποθηκεύονται αθροιστικά στις ίδιες παραμέτρους. Το φαινόμενο αυτό καλείται *υπέρθεση πληροφορίας* (information superposition) και προσφέρει σημαντικά οφέλη. Επιτρέπει τη συμπίεση πληροφορίας, επιτυγχάνοντας την αποθήκευση μεγάλων όγκων δεδομένων σε περιορισμένο αριθμό παραμέτρων, διευκολύνει τη γενίκευση μέσω της δημιουργίας αφαιρετικών αναπαραστάσεων και διευκολύνει την πρόσβαση σε σχετική γνώση από διαφορετικά περιβάλλοντα [63]. Ωστόσο, υπάρχουν και προβλήματα που σχετίζονται με την υπέρθεση. Η ασάφεια των αναπαραστάσεων μπορεί να οδηγήσει σε σύγχυση μεταξύ διαφορετικών πληροφοριών, ενώ το φαινόμενο της *καταστροφικής λήθης* (catastrophic forgetting) κατά τη διαδικασία περαιτέρω εκπαίδευσης μπορεί να οδηγήσει σε διαγραφή προϋπάρχουσας γνώσης [64]. Επιπλέον, η κατανεμημένη φύση της αποθήκευσης καθιστά δύσκολο τον εντοπισμό της πηγής μιας πληροφορίας, ενώ η ταυτόχρονη αποθήκευση πολλών επιπέδων γνώσης μπορεί να μειώσει την ικανότητα του μοντέλου να εξειδικεύεται σε συγκεκριμένες περιοχές.

Η υπέρθεση πληροφορίας εμφανίζεται σε όλα τα αρχιτεκτονικά στοιχεία των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων. Στα ενσωματώματα, αποτυπώνονται πολλαπλές σημασιολογικές και συντακτικές ιδιότητες ταυτόχρονα, καθώς κάθε διάσταση ενός ενσωματώματος συνδέεται με διαφορετικές πτυχές της σημασίας. Στις κεφαλές προσοχής, η υπέρθεση επιτρέπει την εξαγωγή σχετικών πληροφοριών από διάφορες πηγές, προσαρμοζόμενη στο εκάστοτε πλαίσιο. Στα νευρωνικά δίκτυα, η υπέρθεση διευκολύνει την αποκωδικοποίηση αφηρημένων εννοιών και τη σύνδεσή τους με συγκεκριμένες λέξεις ή φράσεις, καθιστώντας τα βασικούς μηχανισμούς αποθήκευσης γνώσης.

Η βελτιστοποίηση της υπέρθεσης πληροφορίας αποτελεί αντικείμενο ενεργούς έρευνας. Τεχνικές όπως οι *αραιές αναπαραστάσεις* (sparse representations) περιορίζουν την πιθανότητα σύγχυσης [65], ενώ η *εκπαίδευση με ρύθμιση* (fine-tuning) χρησιμοποιεί προσεγγίσεις όπως η *προσαρμογή χαμηλής τάξης* (low-rank adaptation) για να ελαχιστοποιήσει την ανεπιθύμητη υπέρθεση στις τροποποιήσεις [66]. Η κατανόηση και η αποτελεσματική διαχείριση της υπέρθεσης πληροφορίας παραμένουν θεμελιώδη ζητήματα, καθώς μπορούν να οδηγήσουν σε βελτίωση της αποδοτικότητας, μεγαλύτερη ακρίβεια και

μείωση των περιορισμών στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα.

Η αποθήκευση της γνώσης στα γλωσσικά μοντέλα δεν είναι μια μονοδιάστατη διαδικασία. Αντίθετα, πρόκειται για ένα περίπλοκο, πολυεπίπεδο σύστημα που βασίζεται στη συνέργεια διαφορετικών στοιχείων, προσφέροντας στα μοντέλα την ευελιξία να επεξεργάζονται και να αποδίδουν τη γνώση με τρόπους που προσεγγίζουν την ανθρώπινη γλωσσική κατανόηση.

2.5.2 Ανάκτηση Γνώσης

Η ανάκτηση της γνώσης στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα δεν είναι μια διαδικασία ρητής ανάκλησης αποθηκευμένων πληροφοριών, όπως σε μια παραδοσιακή βάση δεδομένων, αλλά συνιστά ένα σύνθετο φαινόμενο που βασίζεται στην ενεργοποίηση και ανασύνθεση παραμετρικά ενσωματωμένης γνώσης. Κατά τη φάση της πρόβλεψης, το μοντέλο δέχεται ως είσοδο μια ακολουθία μονάδων κειμένου, την οποία επεξεργάζεται μέσω των επιπέδων μετασχηματιστών ώστε να παραγάγει τις πιθανότερες επόμενες λέξεις. Σε αυτή τη διαδικασία, η γνώση ανασύρεται έμμεσα, μέσω της ενεργοποίησης παραμέτρων που έχουν διαμορφωθεί κατά την εκπαίδευση [67].

Η ανάκτηση της γνώσης συντελείται σταδιακά, καθώς οι αναπαραστάσεις που δημιουργούνται από τα ενσωματώματα περνούν από διαδοχικά στρώματα αυτοπροσοχής. Σε κάθε στάδιο, η γνώση «προκαλείται» από το εισαγόμενο περιβάλλον. Οι κεφαλές προσοχής, όπως είδαμε παίζουν σημαντικό ρόλο, καθώς καθορίζουν δυναμικά ποια στοιχεία της εισόδου είναι σχετικά με το εκάστοτε πλαίσιο. Η διαδικασία αυτή δεν επιλέγει προκαθορισμένα «κομμάτια γνώσης», αλλά συνθέτει σημασιολογικά πλούσιες αναπαραστάσεις βασισμένες σε ενδογενείς συσχετίσεις μεταξύ των μονάδων κειμένου.

Επιπλέον, το μεγαλύτερο μέρος της ανάκτησης γνώσης επιτελείται μέσω των νευρωνικών δικτύων, τα οποία θεωρούνται ως η κύρια "παραμετρική μνήμη" του μοντέλου. Σύμφωνα με τον πίνακα 2.3, έως και τα δύο τρίτα της αποθηκευμένης γνώσης εντοπίζονται σε αυτά τα δίκτυα, γεγονός που δείχνει τον καθοριστικό τους ρόλο στη σύνθεση του νοήματος κατά τη φάση της πρόβλεψης.

Επομένως, η ανάκτηση της γνώσης στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα είναι μια δυναμική διαδικασία σύνθεσης και όχι επιλογής. Βασίζεται σε αλληλεπιδράσεις μεταξύ των ανα-

παραστάσεων και του εισαγόμενου κειμένου. Η κατανόηση των μηχανισμών ανάκτησης είναι σημαντική για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας και της δυνατότητας ελέγχου του παραγόμενου κειμένου.

2.5.3 Παραλληλισμοί με τη Νευροεπιστήμη

Η κατανόηση της αποθήκευσης και της ανάκτησης γνώσης στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα αποκτά ιδιαίτερο ενδιαφέρον όταν εξετάζεται υπό το πρίσμα των παραλληλισμών με τη νευροεπιστήμη. Οι μηχανισμοί που διέπουν τη λειτουργία των γλωσσικών μοντέλων παρουσιάζουν σημαντικές ομοιότητες με τις διεργασίες του ανθρώπινου εγκεφάλου, ιδιαίτερα σε επίπεδα αποθήκευσης, ανάκλησης και επεξεργασίας πληροφορίας.

Τα ενσωματώματα (W_E και W_U), που αντιπροσωπεύουν λέξεις ή έννοιες, παρουσιάζουν ομοιότητες με τις αφηρημένες αναπαραστάσεις που δημιουργούνται στον εγκεφαλικό φλοιό. Όπως τα μοντέλα γλώσσας δημιουργούν πολυδιάστατους διανυσματικούς χώρους για τη σημασιολογική και συντακτική σχέση μεταξύ λέξεων, έτσι και ο ανθρώπινος εγκέφαλος διατηρεί και επεξεργάζεται σημασιολογική μνήμη μέσω δικτύων στον μετωπιαίο και κροταφικό λοβό [68].

Οι κεφαλές προσοχής (W_Q, W_K, W_V) των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων παραλληλίζονται με τους μηχανισμούς επιλεκτικής προσοχής στον ανθρώπινο εγκέφαλο, που επιτρέπουν την εστίαση σε συγκεκριμένα ερεθίσματα ανάλογα με το πλαίσιο. Συγκεκριμένα, το δίκτυο προσοχής του εγκεφάλου, που περιλαμβάνει περιοχές όπως ο προμετωπιαίος φλοιός και ο οπίσθιος βρεγματικός φλοιός, λειτουργεί όπως οι κεφαλές προσοχής για την ανάκληση και την εστίαση σε σημαντικές πληροφορίες [69].

Τα νευρωνικά δίκτυα στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα, υπεύθυνα για την αποθήκευση και την επεξεργασία γεγονότων και πληροφοριών, συγκρίνονται με τη λειτουργία του ιππόκαμπου, ο οποίος παίζει σημαντικό ρόλο στη συγκράτηση και ενοποίηση μνήμης στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Οι μη γραμμικοί μετασχηματισμοί των γλωσσικών μοντέλων προσομοιάζουν τις διαδικασίες αποκωδικοποίησης και ενσωμάτωσης σύνθετων πληροφοριών στον εγκέφαλο [70].

Η έννοια της υπέρθεσης πληροφορίας στα γλωσσικά μοντέλα εμφανίζει σημαντικές αναλογίες με τη συναπτική πλαστικότητα στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Όπως οι παράμε-

τροι των μοντέλων αποθηκεύουν πολλαπλά επίπεδα πληροφορίας, έτσι και οι συνάψεις του εγκεφάλου ενισχύονται ή αποδυναμώνονται ανάλογα με τη συχνότητα της χρήσης τους (αρχή του Hebb). Επιπλέον, το φαινόμενο της καταστροφικής λήθης (catastrophic forgetting) στα γλωσσικά μοντέλα είναι ανάλογο με την αναδιαμόρφωση μνήμης στον εγκέφαλο, όταν νέα ερεθίσματα "επισκιάζουν" παλαιότερες μνήμες [62].

Η δικτυακή οργάνωση των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων παρουσιάζει δομικές αναλογίες με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Η ιεραρχική και παράλληλη λειτουργία των γλωσσικών μοντέλων προσομοιάζει με τη δικτύωση διαφορετικών περιοχών του εγκεφάλου, όπως το Default Mode Network (DMN), το οποίο είναι υπεύθυνο για την επεξεργασία υψηλού επιπέδου σκέψης και μνήμης [69].

Τέλος, η οπισθοδιάδοση μπορεί να συσχετιστεί με τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου μέσω μηχανισμών που βασίζονται στη φυσική λειτουργία των νευρώνων. Στον εγκέφαλο, οι αλλαγές στα βάρη των συνδέσεων μεταξύ νευρώνων εξαρτώνται από τη συναπτική πλαστικότητα. Παρόμοια με την οπισθοδιάδοση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ο εγκέφαλος φαίνεται να διορθώνει λάθη διαδίδοντας πληροφορίες προς τα πίσω μέσω των δικτύων του. Αυτός ο μηχανισμός επιτρέπει στο νευρικό σύστημα να μαθαίνει και να προσαρμόζεται, ενισχύοντας τις συνδέσεις που είναι πιο χρήσιμες για τη βελτίωση της απόδοσης σε γνωστικά καθήκοντα [71].

Η μελέτη των γλωσσικών μοντέλων υπό το πρίσμα της νευροεπιστήμης δεν αποτελεί μόνο θεωρητική σύγκριση, αλλά και ευκαιρία για αμοιβαία πρόοδο. Από τη μία πλευρά, οι εξελίξεις στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα μπορούν να προσφέρουν νέες ιδέες για τη λειτουργία του εγκεφάλου. Από την άλλη, οι μηχανισμοί του εγκεφάλου μπορούν να εμπνεύσουν τη βελτίωση των μοντέλων, τόσο σε επίπεδο αποδοτικότητας όσο και κατανόησης [68], [70].

2.5.4 Χαρακτηριστικά του Παραγόμενου Κειμένου

Τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα έχουν αναδειχθεί ως εξαιρετικά ισχυρά εργαλεία για την παραγωγή γραπτού λόγου, προσφέροντας κείμενα που συχνά ανταγωνίζονται την ποιότητα της ανθρώπινης γραφής. Οι ιδιότητες του παραγόμενου κειμένου τους, όπως η φυσικότητα και η προσαρμοστικότητα, διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στην ευχρη-

στία και την αποτελεσματικότητά τους.

Μία από τις πιο εμφανείς ιδιότητες του κειμένου που παράγεται από τα σύγχρονα γλωσσικά μοντέλα είναι η φυσικότητά του. Ο όρος αυτός αναφέρεται στην ικανότητα των μοντέλων να δημιουργούν κείμενα που μοιάζουν αυθεντικά, κατανοητά και συνεκτικά, όπως αυτά που θα συνέθετε ένας άνθρωπος. Αυτή η ικανότητα αποδίδεται στην αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων, η οποία επιτρέπει στα μοντέλα να κατανοούν τη φυσική ροή της γλώσσας, λαμβάνοντας υπόψη τη σύνταξη, τη γραμματική και το πλαίσιο της εισόδου. Ως αποτέλεσμα, τα παραγόμενα κείμενα διακρίνονται για τη λογική συνοχή και την ομαλή μετάβαση από τη μία ιδέα στην άλλη. Παρά ταύτα, η ποιότητα του περιεχομένου μπορεί να επηρεαστεί από τη φύση του θέματος. Σε πολύπλοκα ή διφορούμενα θέματα, η φυσικότητα ενδέχεται να υποστεί αλλοιώσεις, κυρίως λόγω της αδυναμίας πλήρους ερμηνείας ασαφών δεδομένων ([72], [73]).

Εξίσου σημαντική είναι η προσαρμοστικότητα που επιδεικνύουν τα μοντέλα αυτά. Η προσαρμοστικότητα αναφέρεται στη δυνατότητα των μοντέλων να μεταβάλλουν το ύφος, τον τόνο και τη γλωσσική δομή του κειμένου, προσαρμόζοντας το περιεχόμενο στις ανάγκες και το πλαίσιο χρήσης. Αυτή η ιδιότητα τους επιτρέπει να μιμούνται ποικίλα στυλ γραφής, από επίσημο και ακαδημαϊκό έως χαλαρό και συνομιλιακό, ενώ παράλληλα να ανταποκρίνονται σε εξειδικευμένα αιτήματα, όπως η χρήση τεχνικής ορολογίας ή η δημιουργία περιλήψεων. Ωστόσο, παρά την υψηλή αυτή ικανότητα, τα μοντέλα παρουσιάζουν περιορισμούς, ιδίως όταν καλούνται να προσαρμοστούν σε πολιτισμικά ή κοινωνικά πλαίσια που απαιτούν βαθιά κατανόηση. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε μη ρεαλιστικά ή ανακριβή αποτελέσματα, ιδίως σε περιπτώσεις όπου το μοντέλο βασίζεται αποκλειστικά σε δεδομένα εκπαίδευσης που δεν καλύπτουν την πολυπλοκότητα των απαιτήσεων [74].

Μια ακόμη αξιοσημείωτη ιδιότητα των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων είναι η ικανότητά τους να συνδυάζουν γενίκευση και εξειδίκευση κατά την παραγωγή κειμένου. Η γενίκευση αναφέρεται στη δυνατότητα των μοντέλων να παρέχουν περιεχόμενο που καλύπτει ευρύ φάσμα θεμάτων, αντλώντας από τα εκτεταμένα δεδομένα εκπαίδευσής τους [75]. Μέσα από αυτήν τη διαδικασία, τα μοντέλα είναι σε θέση να δημιουργούν κείμενα που είναι κατανοητά και περιεκτικά, ακόμα και για αναγνώστες με βασικές γνώσεις στο θέμα. Αυτή η ιδιότητα είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε εκπαιδευτικές εφαρμογές που απαιτούν εκλαΐκευση σύνθετων πληροφοριών.

Ταυτόχρονα, τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα έχουν την ικανότητα να εξειδικεύονται, παρέχοντας περιεχόμενο που ανταποκρίνεται σε συγκεκριμένες και λεπτομερείς απαιτήσεις [76]. Αυτή η εξειδίκευση επιτυγχάνεται μέσα από την ανάλυση των συμφραζομένων και τη χρήση εξειδικευμένων όρων, όταν ζητηθεί από τον χρήστη. Για παράδειγμα, ένα γλωσσικό μοντέλο μπορεί να δημιουργήσει περιεχόμενο που αφορά την ιατρική, τη μηχανολογία ή την πληροφορική, χρησιμοποιώντας ορολογία και πληροφορίες που είναι κατάλληλες για ειδικούς στον εκάστοτε τομέα. Αυτό καθίσταται εφικτό λόγω της εκπαίδευσης των μοντέλων σε μεγάλα και ποικιλόμορφα σύνολα δεδομένων, τα οποία περιλαμβάνουν επιστημονικά άρθρα, εγχειρίδια και άλλα εξειδικευμένα κείμενα.

Ωστόσο, η ικανότητα εξειδίκευσης των γλωσσικών μοντέλων ενέχει περιορισμούς. Η ποιότητα της παραγόμενης πληροφορίας εξαρτάται από την ακρίβεια και τη συνάφεια των δεδομένων που έχουν χρησιμοποιηθεί κατά την εκπαίδευση του μοντέλου. Σε τομείς όπου τα δεδομένα είναι ελλιπή, μη ισορροπημένα ή παρωχημένα, τα μοντέλα μπορεί να παράγουν κείμενα που περιέχουν σφάλματα ή ανακρίβειες. Επιπλέον, η εξειδίκευση μπορεί να περιοριστεί όταν το μοντέλο καλείται να συνδυάσει πληροφορίες από διαφορετικά πεδία γνώσης, όπου οι έννοιες είναι πολύπλοκες ή αφηρημένες όπως για παράδειγμα στα μαθηματικά [77].

Μία από τις πιο καθοριστικές και αξιοσημείωτες ιδιότητες των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων είναι η ικανότητά τους να μαθαίνουν από το πλαίσιο, προσαρμόζοντας το παραγόμενο κείμενο με βάση τις πληροφορίες που τους παρέχονται. Αυτή η εκμάθηση περιλαμβάνει τη δυνατότητα των μοντέλων να ερμηνεύουν τις εισόδους του χρήστη, να αναλύουν το περιεχόμενο και να διαμορφώνουν τις αποκρίσεις τους, λαμβάνοντας υπόψη τις λεπτομέρειες και τις ενδείξεις που περιλαμβάνονται σε κάθε περίπτωση. Κομβικός παράγοντας στην προσαρμοστικότητά τους είναι η χρήση προτροπών (prompts), οι οποίες καθορίζουν σημαντικά το είδος και την ποιότητα του παραγόμενου κειμένου. Η σημασία των προτροπών είναι τόσο μεγάλη που έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη ενός νέου ερευνητικού τομέα, γνωστού ως μηχανική των προτροπών, ο οποίος εξετάζει μεθοδολογίες για τη βελτιστοποίηση της επικοινωνίας με τα μοντέλα. Η σημασία και οι προοπτικές του τομέα αυτού αναλύονται στην επόμενη ενότητα.

2.5.5 Μηχανική των Προτροπών

Η *μηχανική των προτροπών* (Prompt Engineering) αποτελεί έναν ταχύτατα αναπτυσσόμενο τομέα που στοχεύει στη μεγιστοποίηση της αποδοτικότητας των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων. Τα μοντέλα αυτά, όπως το GPT-4, χαρακτηρίζονται από την ικανότητά τους να επεξεργάζονται φυσική γλώσσα και να παρέχουν λύσεις σε ποικίλα καθήκοντα. Οι προτροπές λειτουργούν ως εντολές, παρέχοντας το πλαίσιο και τους κανόνες που κατευθύνουν το μοντέλο στην παραγωγή των επιθυμητών αποτελεσμάτων [78]. Για παράδειγμα, η προσθήκη σαφούς πλαισίου ή η χρήση λεπτομερών οδηγιών μπορεί να αυξήσει σημαντικά την ακρίβεια και τη συνάφεια των απαντήσεων [79]. Η μηχανική των προτροπών έχει αναπτύξει ένα ευρύ φάσμα μεθόδων που προσαρμόζονται σε διαφορετικές ανάγκες και εφαρμογές.

Μοτίβα Προτροπών

Τα *μοτίβα προτροπών* (Prompt Patterns) είναι σαν συνταγές για το πώς να επικοινωνούμε με μεγάλα γλωσσικά μοντέλα και βοηθούν τους χρήστες να επιλύουν προβλήματα με στοχευμένες προτροπές, αυξάνοντας την αποτελεσματικότητα και τη χρηστικότητα των μοντέλων. Παρέχουν επαναχρησιμοποιήσιμες λύσεις σε κοινά προβλήματα, όπως η ασάφεια στις απαντήσεις, η περιορισμένη ακρίβεια ή η δυσκολία στην καθοδήγηση του μοντέλου.

Όπως τα λογισμικά μοτίβα[7] στη μηχανική λογισμικού, τα Μοτίβα Προτροπών τεκμηριώνουν βέλτιστες πρακτικές για τη διαχείριση της επικοινωνίας με γλωσσικά μοντέλα. Στόχος είναι να παρέχουν ένα κοινό πλαίσιο για την ανάπτυξη στρατηγικών που βελτιώνουν την ακρίβεια της εξόδου και την ευχρηστία. Η καταγραφή αυτών των στρατηγικών σε δομημένη μορφή δίνει τη δυνατότητα στους χρήστες να επωφεληθούν από αποτελεσματικές πρακτικές που έχουν ήδη δοκιμαστεί, ενώ ταυτόχρονα ενθαρρύνει την προσαρμογή των μοντέλων σε ποικίλα πλαίσια και τομείς. Με αυτόν τον τρόπο, τα μοτίβα προτροπών αποτελούν πολύτιμο εργαλείο για τη μεγιστοποίηση της αξίας των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων.

[7] Στη μηχανική λογισμικού έχουν αναπτυχθεί μοτίβα, δηλαδή επαναχρησιμοποιούμενες στρατηγικές, για προβλήματα ή ανάγκες που εμφανίζονται συχνά στην ανάπτυξη λογισμικού. Παραδείγματα τέτοιων μοτίβων είναι το *Singleton* που εξασφαλίζει μια μοναδική παρουσία μιας κλάσης ή το *Observer* που επιτρέπει την παρακολούθηση και την ειδοποίηση αντικειμένων

Σύμφωνα με την μελέτη των A.Madaan et.al [78], τα μοτίβα προτροπών ταξινομούνται σε 5 κύριες κατηγορίες, με συνολικά 16 μοτίβα:

1. **Είσοδος Σημασιολογίας**

   1.1 **Δημιουργία Μεταγλώσσας:** Δημιουργείται μια νέα "γλώσσα" για την αλληλεπίδραση με το γλωσσικό μοντέλο.

   Παράδειγμα: "Από εδώ και πέρα, κάθε φορά που γράφω έναν αριθμό ακολουθούμενο από το σύμβολο "*", περιγράφω τον αριθμό των επαναλήψεων μιας συγκεκριμένης ενέργειας."

2. **Προσαρμογή Εξόδου**

   2.1 **Αυτοματοποιητής Εξόδου:** Παράγει αυτοματοποιημένα σενάρια από την έξοδο.

   Παράδειγμα: "Δημιούργησε ένα script σε Python που υλοποιεί τα βήματα που προτείνεις."

   2.2 **Προσωπικότητα:** Δίνει στο μοντέλο μια συγκεκριμένη ταυτότητα ή ρόλο.

   Παράδειγμα: "Να ενεργείς ως ειδικός ασφαλείας και να παρέχεις συμβουλές για βελτιώσεις στον κώδικα."

   2.3 **Παραγωγός Οπτικοποιήσεων:** Παράγει δεδομένα για γραφικές απεικονίσεις.

   Παράδειγμα: "Δημιούργησε ένα αρχείο Graphviz Dot για την αναπαράσταση ενός γράφου."

   2.4 **Συνταγή:** Παράγει βήματα για την επίτευξη ενός στόχου.

   Παράδειγμα: "Δώσε μου μια λίστα με βήματα για την ανάπτυξη μιας ιστοσελίδας."

   2.5 **Πρότυπο:** Επιβάλλει συγκεκριμένη μορφή εξόδου.

   Παράδειγμα: "Χρησιμοποίησε το πρότυπο https://myapi.com/mytemplate."

3. **Ανίχνευση Σφαλμάτων**

3.1 **Λίστα Επαλήθευσης Γεγονότων:** Δημιουργεί μια λίστα με γεγονότα που χρειάζονται επιβεβαίωση.

Παράδειγμα: "Καταχώρισε στο τέλος της εξόδου μια λίστα με δεδομένα που πρέπει να επιβεβαιώσω."

3.2 **Ανάλυση:** Αναλύει την έξοδο για πιθανά λάθη.

Παράδειγμα: "Επανεξέτασε την απάντησή σου και εντόπισε πιθανά λάθη."

4. **Βελτίωση Προτροπών**

4.1 **Βελτίωση Ερωτήσεων:** Βελτιώνει τις ερωτήσεις του χρήστη.

Παράδειγμα: "Πρότεινε μια καλύτερη εκδοχή της ερώτησής μου για την ασφάλεια λογισμικού."

4.2 **Εναλλακτικές Προσεγγίσεις:** Προτείνει εναλλακτικές μεθόδους επίλυσης προβλημάτων.

Παράδειγμα: "Δώσε εναλλακτικούς τρόπους για την ανάπτυξη μιας εφαρμογής web."

4.3 **Γνωστικός Ελεγκτής:** Δημιουργεί υποερωτήσεις για καλύτερη ανάλυση ενός προβλήματος.

Παράδειγμα: "Διέσπασε την ερώτησή μου σε τρεις επιμέρους ερωτήσεις και απάντησέ τες."

4.4 **Παράκαμψη Άρνησης:** Παρακάμπτει αρνήσεις του LLM μέσω αναδιατύπωσης.

Παράδειγμα: "Αν αρνηθείς να απαντήσεις, πρότεινε μια διαφορετική διατύπωση."

5. **Αλληλεπίδραση**

5.1 **Αντεστραμμένη Αλληλεπίδραση:** Το γλωσσικό μοντέλο οδηγεί τη συζήτηση με ερωτήσεις.

Παράδειγμα: "Ρώτα με για την ανάπτυξη μιας εφαρμογής Python και δημιούργησε έναν οδηγό."

5.2 **Σενάρια Παιχνιδιού:** Δημιουργεί σενάρια παιχνιδιού για συγκεκριμένα θέματα.

Παράδειγμα: "Δημιούργησε ένα παιχνίδι ερωτήσεων σχετικά με την ασφάλεια δεδομένων."

5.3 **Ατέρμονη Παραγωγή:** Παράγει συνεχή έξοδο.

Παράδειγμα: "Συνέχισε να δημιουργείς ονόματα και δουλειές μέχρι να πω σταμάτα."

5.4 **Διαχειριστής Πλαισίου:** Διαχειρίζεται το πλαίσιο της συνομιλίας.

Παράδειγμα: "Αγνόησε ό,τι έχουμε συζητήσει μέχρι τώρα και ξεκίνα από την αρχή."

Προτροπή Μηδενικής Εκπαίδευσης

Η Προτροπή Μηδενικής Εκπαίδευσης (Zero-Shot Prompting) βασίζεται στην ικανότητα των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων να επεξεργάζονται νέες εργασίες αποκλειστικά με βάση μια περιγραφή του προβλήματος, χωρίς να έχουν εκπαιδευτεί συγκεκριμένα για αυτές [79]. Το μοντέλο αντλεί γνώση από την εκτεταμένη εκπαίδευσή και παράγει απαντήσεις που βασίζονται στη γενίκευση. Για παράδειγμα, αν θέλουμε να εκτελέσουμε ταξινόμηση συναισθημάτων, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την παρακάτω προτροπή:

> **Είσοδος:** Παρακαλώ καθόρισε αν το παρακάτω κείμενο εκφράζει θετικό, αρνητικό ή ουδέτερο συναίσθημα:
>
> Κείμενο: "Ήταν μια υπέροχη μέρα γεμάτη επιτυχίες και χαμόγελα."
>
> **Έξοδος:** Θετικό

Το μοντέλο, χωρίς να έχει εκπαιδευτεί ειδικά για την ταξινόμηση συναισθημάτων, μπορεί να αναγνωρίσει το θετικό περιεχόμενο του κειμένου και να απαντήσει «θετικό». Η μέθοδος αυτή είναι εξαιρετικά άμεση, καθώς δεν απαιτείται εκπαίδευση ή τροποποίηση του μοντέλου. Παράλληλα, προσφέρει ευελιξία, αφού το μοντέλο μπορεί να προσαρμοστεί σε πλήθος εφαρμογών, όπως μετάφραση, ταξινόμηση ή απάντηση σε ερωτήσεις.

Προτροπή Μικρής Εκπαίδευσης

Η Προτροπή Μικρής Εκπαίδευσης (Few-Shot Prompting) περιλαμβάνει την παροχή μερικών παραδειγμάτων εισόδου-εξόδου στο πλαίσιο της προτροπής. Αυτό επιτρέπει στο μοντέλο να κατανοήσει καλύτερα τη δομή και τις απαιτήσεις του προβλήματος, βελτιώνοντας την ακρίβεια των απαντήσεων. Για το ίδιο πρόβλημα ταξινόμησης συναισθημάτων, η προτροπή μπορεί να διαμορφωθεί ως εξής:

> **Είσοδος:** Ακολουθούν παραδείγματα που καθορίζουν αν τα κείμενα εκφράζουν θετικό, αρνητικό ή ουδέτερο συναίσθημα:
>
> Παραδείγματα: 1. Κείμενο: "Ήταν μια υπέροχη μέρα γεμάτη επιτυχίες και χαμόγελα." Απάντηση: θετικό
> 2. Κείμενο: "Η εξυπηρέτηση ήταν απογοητευτική και η αναμονή μεγάλη." Απάντηση: αρνητικό
> 3. Κείμενο: "Ο καιρός ήταν φυσιολογικός για την εποχή." Απάντηση: ουδέτερο
> 4. Κείμενο: "Το φαγητό ήταν καταπληκτικό και η εξυπηρέτηση άψογη." Απάντηση: θετικό
>
> Τώρα, παρακαλώ καθόρισε αν το παρακάτω κείμενο εκφράζει θετικό, αρνητικό ή ουδέτερο συναίσθημα:
> 5. Κείμενο: "Το προϊόν είχε χαμηλή ποιότητα."
> **Έξοδος:** Αρνητικό

Το μοντέλο, βλέποντας παραδείγματα, μπορεί να αντιληφθεί τον τρόπο κατηγοριοποίησης και να απαντήσει με μεγαλύτερη ακρίβεια. Η μέθοδος αυτή βελτιώνει την απόδοση του μοντέλου και μειώνει την πιθανότητα μη σχετικών απαντήσεων, καθώς το μοντέλο έχει συγκεκριμένα πρότυπα να ακολουθήσει.

Η Προτροπή Μηδενικής Εκπαίδευσης είναι χρήσιμη όταν θέλουμε γρήγορα αποτελέσματα χωρίς παραδείγματα, ενώ η Προτροπή Μικρής Εκπαίδευσης προσφέρει μεγαλύτερη ακρίβεια όταν έχουμε τη δυνατότητα να παρέχουμε μερικές ενδεικτικές περιπτώσεις. Και στις δύο μεθόδους, η ποιότητα των προτροπών, η σαφήνεια και η δομή τους, είναι σημαντική για την επίτευξη υψηλής απόδοσης.

Προτροπή με Αλυσίδα Σκέψης

Η Προτροπή με Αλυσίδα Σκέψης (Chain-of-Thought Prompting ή CoT) είναι μια τεχνική που κατευθύνει τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα να σκέφτονται βήμα-βήμα κατά την επίλυση προβλημάτων. Αντί να δίνεται απλώς μια τελική απάντηση, το μοντέλο δημιουργεί μια αλληλουχία λογικών βημάτων που εξηγούν τον τρόπο που προσεγγίζει την επίλυση. Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για προβλήματα που απαιτούν συλλογιστική ή σύνθετους υπολογισμούς, καθώς ενισχύεται η κατανόηση, η διαφάνεια και η επαλήθευση της διαδικασίας ([80], [79]).

Για να υλοποιηθεί η αλυσίδα σκέψης, η προτροπή πρέπει να σχεδιαστεί με τέτοιο τρόπο ώστε να ενθαρρύνει το μοντέλο να παραθέτει λογικά και συνεπή βήματα συλλογισμού. Η ενεργοποίηση αυτής της συμπεριφοράς εξαρτάται από τον τύπο της προτροπής. Στην περίπτωση του Few-Shot CoT, παρέχονται στο μοντέλο παραδείγματα με αλυσίδες συλλογισμών που περιλαμβάνουν ενδιάμεσες λεκτικές εξηγήσεις, οι οποίες καταλήγουν στη σωστή απάντηση. Τα παραδείγματα αυτά λειτουργούν ως οδηγός που επιδεικνύει πώς να αναλύονται τα προβλήματα σε μικρότερα μέρη, εξασφαλίζοντας παράλληλα μεγαλύτερη ερμηνευσιμότητα και καλύτερη απόδοση. Στην περίπτωση του Zero-Shot CoT, οι οδηγίες περιλαμβάνουν διατυπώσεις που ζητούν από το μοντέλο να σκέφτεται "βήμα-βήμα", ενεργοποιώντας έτσι τη λογική ανάλυση ακόμα και χωρίς προηγούμενα παραδείγματα.

Για να εφαρμοστεί το CoT σε ένα πραγματικό σύστημα, απαιτούνται τα εξής:

1. **Χρήση Zero-Shot CoT**: Η χρήση της τεχνικής Zero-Shot CoT βασίζεται στην προσθήκη κατάλληλων φράσεων στις προτροπές, όπως "Ας το σκεφτούμε βήμα-βήμα", για την ενεργοποίηση της λογικής επεξεργασίας από το μοντέλο. Αυτή η μέθοδος ενθαρρύνει το μοντέλο να αναλύει προβλήματα συστηματικά, δημιουργώντας μια αλληλουχία λογικών βημάτων που οδηγούν στη λύση, ακόμη και όταν δεν παρέχονται παραδείγματα.

   Η αποτελεσματικότητα της προσέγγισης έγκειται στη διατύπωση της προτροπής με τρόπο που να προάγει τη συλλογιστική, χωρίς την ανάγκη προηγούμενων παραδειγμάτων. Το μοντέλο καθοδηγείται αποκλειστικά από τις φράσεις-κλειδιά και τη διατύπωση της ερώτησης, επιτρέποντας τη λήψη συνεπών και ερμηνεύσιμων

απαντήσεων μέσω λογικής ανάλυσης. Η τεχνική αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιπτώσεις όπου η παροχή παραδειγμάτων δεν είναι δυνατή ή πρακτική.

Παράδειγμα 2.5.1.

Είσοδος: Οδηγίες: Σκέψου βήμα-βήμα για να απαντήσεις στις παρακάτω ερωτήσεις. Διατύπωσε κάθε ενδιάμεσο βήμα συλλογισμού, ώστε να φτάσεις στη σωστή απάντηση.

Ερώτηση: Η Ελένη έχει 10 βιβλία. Δανείστηκε άλλα 4 βιβλία από τη βιβλιοθήκη και έδωσε 3 βιβλία σε μια φίλη της. Πόσα βιβλία έχει τώρα;

Έξοδος: Ας το σκεφτούμε βήμα-βήμα:

1. Η Ελένη ξεκίνησε με 10 βιβλία.
2. Δανείστηκε 4 επιπλέον βιβλία, οπότε τώρα έχει $10 + 4 = 14$ βιβλία.
3. Έδωσε 3 βιβλία στη φίλη της, οπότε της μένουν $14 - 3 = 11$ βιβλία.

Απάντηση: Η Ελένη έχει 11 βιβλία.

□

2. **Διαμόρφωση Παραδειγμάτων Few-Shot CoT**: Η διαμόρφωση παραδειγμάτων Few-Shot CoT απαιτεί την παροχή σαφών και ολοκληρωμένων παραδειγμάτων που καταδεικνύουν τη διαδικασία λογικής συλλογιστικής. Τα παραδείγματα πρέπει να περιλαμβάνουν ερωτήσεις που απαιτούν βήμα-βήμα συλλογισμό για την επίλυσή τους, ενδιάμεσες λογικές σκέψεις που αναλύουν τη διαδικασία και οδηγούν στην τελική λύση, καθώς και τελικές απαντήσεις που προκύπτουν από την παραπάνω ανάλυση.

   Κάθε προτροπή πρέπει να περιλαμβάνει σαφείς οδηγίες και ένα ή περισσότερα παραδείγματα που εξηγούν τη διαδικασία λογικής ανάλυσης. Επιπλέον, θα πρέπει να κλείνει με μια νέα ερώτηση, την οποία το μοντέλο καλείται να επιλύσει ακολουθώντας την ίδια λογική διαδικασία. Ακολουθεί ένα ενδεικτικό παράδειγμα εφαρμογής Few-Shot CoT.

   Παράδειγμα 2.5.2.

Είσοδος: Οδηγίες: Παρακάτω ακολουθούν ερωτήσεις μαζί με λογικά βήματα που οδηγούν στις λύσεις τους. Μελετήστε τα παραδείγματα και στη συνέχεια λύστε τη νέα ερώτηση με τον ίδιο τρόπο.

Ερώτηση 1: Ο Νίκος είχε 15 καραμέλες. Έδωσε 7 στον φίλο του. Πόσες καραμέλες του έμειναν;

Ας το σκεφτούμε βήμα-βήμα:
1. Αρχικά, ο Νίκος είχε 15 καραμέλες.
2. Έδωσε 7 καραμέλες στον φίλο του.
3. Επομένως, ο αριθμός των καραμελών που του μένει είναι $15 - 7 = 8$.
Απάντηση: Ο Νίκος έχει 8 καραμέλες.

Ερώτηση 2: Η Μαρία έχει 3 κουτιά με 5 μήλα το καθένα. Πόσα μήλα έχει συνολικά;

Ας το σκεφτούμε βήμα-βήμα:
1. Κάθε κουτί έχει 5 μήλα.
2. Η Μαρία έχει 3 κουτιά.
3. Συνολικός αριθμός μήλων: $3 \cdot 5 = 15$.
Απάντηση: Η Μαρία έχει 15 μήλα.

Ερώτηση 3: Ο Αντρέας είχε 20 ευρώ. Αγόρασε δύο σοκολάτες για 3 ευρώ η καθεμία. Πόσα χρήματα του έμειναν;

Ας το σκεφτούμε βήμα-βήμα:
1. Το κόστος κάθε σοκολάτας είναι 3 ευρώ.
2. Αγόρασε 2 σοκολάτες, οπότε ξόδεψε $2 \cdot 3 = 6$ ευρώ.
3. Αρχικά είχε 20 ευρώ, οπότε του μένουν $20 - 6 = 14$ ευρώ.
Απάντηση: Ο Αντρέας έχει 14 ευρώ.

Νέα Ερώτηση: Ο Γιάννης είχε 50 ευρώ. Αγόρασε ένα βιβλίο για 12 ευρώ και μια τσάντα για 25 ευρώ. Πόσα χρήματα του έμειναν;

Έξοδος: Ας το σκεφτούμε βήμα-βήμα:
1. Το κόστος του βιβλίου είναι 12 ευρώ.
2. Το κόστος της τσάντας είναι 25 ευρώ.
3. Το συνολικό ποσό που ξόδεψε είναι $12 + 25 = 37$ ευρώ.
4. Αρχικά είχε 50 ευρώ, οπότε του μένουν $50 - 37 = 13$ ευρώ.
Απάντηση: Ο Γιάννης έχει 13 ευρώ.

□

3. **Ανάλυση Απαντήσεων**: Η ανάλυση απαντήσεων αναφέρεται σε στρατηγικές που βασίζονται στην ιδέα της *αυτοσυγκέντρωσης* (self-consistency) και των *βρόχων επαλήθευσης συλλογιστικής* (bootstrapping reasoning loops) για την ανάλυση και την παραγωγή απαντήσεων. Στην πρώτη στρατηγική, το μοντέλο παράγει πολλαπλές αλυσίδες σκέψης για την ίδια είσοδο, και στη συνέχεια συγκρίνονται οι απαντήσεις για να εντοπιστεί η πιο συχνή ή συνεπής. Μια άλλη μέθοδος περιλαμβάνει την επανατροφοδότηση των παραγόμενων απαντήσεων σε νέα προτροπή για επιβεβαίωση της λογικής ανάλυσης, όπου η αρχική απάντηση δεν επιστρέφεται απευθείας στον χρήστη αλλά επαναξιολογείται για ασυνέπειες ή λάθη. Αυτή η διαδικασία μπορεί να επαναλαμβάνεται έως ότου παραχθεί μια τελική απάντηση που ικανοποιεί τα κριτήρια ορθότητας. Επιπλέον, μπορεί να εφαρμοστούν κρυφές προτροπές που ενσωματώνουν οδηγίες για την ανάλυση ή την παραγωγή νέων αλυσίδων σκέψης, προκειμένου να διασφαλιστεί η συνοχή μεταξύ των ενδιάμεσων βημάτων και της τελικής απάντησης. Συνδυαστικά, οι στρατηγικές αυτές ενσωματώνουν τον έλεγχο από το ίδιο το μοντέλο με χρήση API, για να βελτιώσουν την αξιοπιστία και την ακρίβεια των απαντήσεων.

Παράδειγμα 2.5.3.

Είσοδος: Ο Αντώνης έχει 100 ευρώ. Ξοδεύει 30 ευρώ για φαγητό και

40 ευρώ για βιβλία. Πόσα χρήματα του μένουν;

Πρώτη Παραγωγή: Ας το σκεφτούμε βήμα-βήμα:

1. Ο Αντώνης ξεκινά με 100 ευρώ.

2. Ξοδεύει 30 ευρώ για φαγητό, οπότε του μένουν $100 - 30 = 70$ ευρώ.

3. Ξοδεύει 40 ευρώ για βιβλία, οπότε του μένουν $70 - 40 = 30$ ευρώ.

Απάντηση: Του μένουν 30 ευρώ.

Κρυφή Προτροπή για Νέο Έλεγχο: Επιβεβαίωσε την απάντηση επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία.

Δεύτερη Παραγωγή: Ας επιβεβαιώσουμε:

1. Ο Αντώνης ξεκινά με 100 ευρώ.

2. Ξοδεύει 30 ευρώ για φαγητό: $100 - 30 = 70$.

3. Ξοδεύει 40 ευρώ για βιβλία: $70 - 40 = 30$.

4. Όλα τα βήματα είναι σωστά.

Οριστική Απάντηση: Του μένουν 30 ευρώ.

□

Η Προτροπή με Αλυσίδα Σκέψης ενισχύει την ποιότητα των απαντήσεων, καθώς προσφέρει μια σαφή δομή που διευκολύνει την κατανόηση και ελαχιστοποιεί τα λάθη που σχετίζονται με προβλήματα συλλογιστικής ή υπολογισμών. Επιπλέον, ενισχύει την εμπιστοσύνη των χρηστών, αφού καθιστά διαφανή τη διαδικασία σκέψης του μοντέλου, παρέχοντας παράλληλα μια ξεκάθαρη και τεκμηριωμένη ανάλυση της λογικής που οδηγεί στο τελικό αποτέλεσμα. Η μέθοδος αυτή είναι ιδανική για σύνθετα προβλήματα που απαιτούν διαφάνεια και λογική συνέπεια, και μπορεί να επεκταθεί περαιτέρω με την ενσωμάτωση εργαλείων επαλήθευσης ή προηγμένων προτροπών.

Αυτόματος Σχεδιασμός Προτροπών

Ο *Αυτόματος Σχεδιασμός Προτροπών* (Automatic Prompt Engineering) αξιοποιεί τα ίδια τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα για τη δημιουργία και βελτιστοποίηση προτροπών με αυτόματο τρόπο. Αντί οι χρήστες να δημιουργούν χειροκίνητα προτροπές, το μοντέλο

παράγει πολλαπλές υποψήφιες προτροπές, τις δοκιμάζει και τις αξιολογεί ως προς την απόδοσή τους. Η προσέγγιση αυτή μειώνει σημαντικά τον χρόνο που απαιτείται για τη διαμόρφωση προτροπών, ενώ παράλληλα διασφαλίζει υψηλότερη ποιότητα στις απαντήσεις. Με την αυτόματη αξιολόγηση, το μοντέλο επιλέγει τις βέλτιστες προτροπές που προσαρμόζονται στις εκάστοτε ανάγκες και στο πλαίσιο του προβλήματος [80].

Μια χαρακτηριστική διαδικασία του αυτόματου σχεδιασμού προτροπών περιλαμβάνει τη δημιουργία και αξιολόγηση υποψηφίων προτροπών. Για παράδειγμα, το μοντέλο μπορεί να δημιουργήσει πολλαπλές παραλλαγές για ένα πρόβλημα συνομιλίας:

Παράδειγμα 2.5.4.

> **Είσοδος:** Τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη;
>
> **Κρυφή προτροπή:** Δημιούργησε μια λίστα από τρεις διαφορετικές προτροπές που ζητούν την εξήγηση της προτροπής {Είσοδος} με εναλλακτικούς τρόπους. Κάθε προτροπή θα πρέπει να περιλαμβάνει σαφήνεια, συντομία και διαφορετική οπτική παρουσίαση[8].
>
> **Έξοδος 1:** Εξήγησε τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη με σαφήνεια και απλότητα.
>
> **Έξοδος 2:** Παρέθεσε μια σύντομη εξήγηση για την τεχνητή νοημοσύνη.
>
> **Έξοδος 3:** Δώσε έναν συνοπτικό αλλά πλήρη ορισμό της τεχνητής νοημοσύνης.

Κάθε μία από τις παραπάνω εξόδους θα εισέλθει εκ νέου στο γλωσσικό μοντέλο και θα παραχθούν τρεις απαντήσεις. Η εισαγωγή και παραγωγή των απαντήσεων θα εκτελεστούν παράλληλα.

> **Είσοδος 1:** Εξήγησε τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη με σαφήνεια και απλότητα.
>
> **Είσοδος 2:** Παρέθεσε μια σύντομη εξήγηση για την τεχνητή νοημοσύνη.

[8] Η λέξη κλειδί {Είσοδος} θα αντικατασταθεί προγραμματιστικά από την τρέχουσα ερώτηση του χρήστη «Τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη», δηλαδή η κρυφή προτροπή θα διαμορφωθεί σε: *Δημιούργησε μια λίστα από τρεις διαφορετικές προτροπές που ζητούν την εξήγηση της προτροπής «Τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη;» με εναλλακτικούς τρόπους. Κάθε προτροπή θα πρέπει να περιλαμβάνει σαφήνεια, συντομία και διαφορετική οπτική παρουσίαση.*

Είσοδος 3: Δώσε έναν συνοπτικό αλλά πλήρη ορισμό της τεχνητής νοημοσύνης.

Για κάθε μία από αυτές τις προτροπές, το μοντέλο παράγει μια απάντηση.

Έξοδος 1: Η τεχνητή νοημοσύνη είναι η ικανότητα των υπολογιστικών συστημάτων να εκτελούν εργασίες που απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη, όπως η μάθηση, η λήψη αποφάσεων και η κατανόηση της γλώσσας.
Έξοδος 2: Η τεχνητή νοημοσύνη είναι η προσομοίωση ανθρώπινων νοητικών λειτουργιών από μηχανές.
Έξοδος 3: Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένας τομέας της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με τη δημιουργία συστημάτων ικανών να μιμούνται ανθρώπινες νοητικές διεργασίες, όπως η μάθηση, η αντίληψη, η επίλυση προβλημάτων και η κατανόηση φυσικής γλώσσας.

Οι απαντήσεις στη συνέχεια αξιολογούνται αυτόματα από το ίδιο το μοντέλο, χρησιμοποιώντας κριτήρια όπως σαφήνεια, συνάφεια και πληρότητα. Για παράδειγμα:

Είσοδος 1: Αξιολόγησε την παρακάτω απάντηση ως προς τη σαφήνεια, τη συνάφεια και την πληρότητα σε πενταβάθμια κλίμακα:
"Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένας τομέας της επιστήμης των υπολογιστών που επικεντρώνεται στη δημιουργία μηχανών που μπορούν να σκέφτονται, να μαθαίνουν και να λύνουν προβλήματα."
Έξοδος 1:
- Σαφήνεια: 4/5
- Συνάφεια: 5/5
- Πληρότητα: 3/5

Είσοδος 2: Αξιολόγησε την παρακάτω απάντηση ως προς τη σαφήνεια, τη συνάφεια και την πληρότητα σε πενταβάθμια κλίμακα:
"Η τεχνητή νοημοσύνη είναι η ικανότητα ενός υπολογιστή να μιμείται ανθρώπινες γνωστικές λειτουργίες, όπως η λήψη αποφάσεων και η επεξεργασία φυσικής γλώσσας."
Έξοδος 2:

- Σαφήνεια: 5/5
- Συνάφεια: 5/5
- Πληρότητα: 4/5

Είσοδος 3: Αξιολόγησε την παρακάτω απάντηση ως προς τη σαφήνεια, τη συνάφεια και την πληρότητα σε πενταβάθμια κλίμακα:
"Η τεχνητή νοημοσύνη αναφέρεται σε συστήματα που χρησιμοποιούν δεδομένα και αλγόριθμους για να λαμβάνουν αυτόνομες αποφάσεις και να εκτελούν καθήκοντα."
Έξοδος 3:
- Σαφήνεια: 5/5
- Συνάφεια: 4/5
- Πληρότητα: 3/5

Η βέλτιστη προτροπή επιλέγεται βάσει της συνολικής βαθμολογίας και χρησιμοποιείται για όλες τις μελλοντικές παρόμοιες ερωτήσεις. Η διαδικασία αξιολόγησης γίνεται επαναληπτικά, με το μοντέλο να συγκρίνει τις απαντήσεις του και να επιλέγει τις καλύτερες. Εναλλακτικά, μπορεί να ζητηθεί από το μοντέλο να παράγει μία τελική απάντηση που ενσωματώνει τις καλύτερες πτυχές από τις προηγούμενες αποκρίσεις. □

Ο Αυτόματος Σχεδιασμός Προτροπών είναι ιδιαίτερα χρήσιμος σε εφαρμογές όπου οι απαντήσεις δεν έχουν μία μοναδική σωστή εκδοχή, όπως συνομιλίες με *διαλογικά συστήματα* (chatbots), παραγωγή κειμένου και δημιουργία περιεχομένου (ενότητα 4.1). Η δυναμική αυτή προσέγγιση επιτρέπει στα μοντέλα να προσαρμόζονται ευκολότερα σε νέα δεδομένα και καθήκοντα με σκοπό να ενισχυθεί η ευελιξία και η αποδοτικότητά τους [80].

Αυτοβελτίωση

Η μέθοδος της *Αυτοβελτίωσης* (Self-Refine) επιτρέπει στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα να βελτιώνουν τις απαντήσεις τους μέσω επαναληπτικής διαδικασίας αυτοανατροφοδότησης. Σε αντίθεση με τις στατικές απαντήσεις, το μοντέλο αξιολογεί την απόκρισή του, εντοπίζει αδυναμίες ή ελλείψεις και παράγει μια βελτιωμένη εκδοχή. Η διαδικασία αυτή

πραγματοποιείται χωρίς την ανάγκη πρόσθετης εκπαίδευσης ή ανθρώπινης παρέμβασης, καθιστώντας την ιδιαίτερα ευέλικτη και αυτόνομη [81].

Η Αυτοβελτίωση βασίζεται σε τρία κύρια βήματα:

1. **Αρχική Δημιουργία**: Το μοντέλο παράγει μια αρχική απάντηση βάσει της εισόδου.
2. **Ανατροφοδότηση**: Το μοντέλο αξιολογεί την απάντηση, παρέχοντας λεπτομερή σχόλια για τη βελτίωση.
3. **Βελτίωση**: Το μοντέλο δημιουργεί μια νέα εκδοχή της απάντησης, λαμβάνοντας υπόψη την ανατροφοδότηση.

Τα παραδείγματα που ακολουθούν αποσκοπούν στο να δείξουν πώς η μέθοδος της Αυτοβελτίωσης εφαρμόζεται σε διαφορετικά σενάρια, από καθημερινές ερωτήσεις μέχρι προβλήματα προγραμματισμού. Αναδεικνύουν τη διαδικασία που ακολουθείται για τη δημιουργία, την αξιολόγηση και τη βελτίωση των απαντήσεων, υπογραμμίζοντας τα οφέλη της επαναληπτικής αυτοανατροφοδότησης. Ο σκοπός τους είναι να δώσουν μια σαφή εικόνα της πρακτικής εφαρμογής της μεθόδου, επιδεικνύοντας πώς μπορεί να οδηγήσει σε πιο ακριβείς, χρήσιμες και αποδοτικές απαντήσεις.

Παράδειγμα 2.5.5. Αρχική ερώτηση:

> **Είσοδος:** Ποιος είναι ο καλύτερος τρόπος να μαγειρέψω μακαρόνια;
>
> **Πρώτη Έξοδος:** Ο καλύτερος τρόπος να μαγειρέψεις μακαρόνια είναι να τα βράσεις σε αλατισμένο νερό.
>
> **Κρυφή προτροπή ανατροφοδότησης:** "Εξέτασε την απάντηση που παράχθηκε: Είναι πλήρης, σαφής και αναλυτική; Αν όχι, δώσε οδηγίες για τη βελτίωσή της."
>
> **Έξοδος ανατροφοδότησης:** Η απάντηση είναι σωστή, αλλά χρειάζεται περισσότερη λεπτομέρεια για να γίνει πιο χρήσιμη και ελκυστική.
>
> **Κρυφή προτροπή βελτίωσης:** Βελτίωσε την απόκριση {Πρώτη Έξοδος} λαμβάνοντας υπόψη τις οδηγίες: {Έξοδος ανατροφοδότησης}"

Βελτιωμένη απόκριση:

> Για να μαγειρέψεις μακαρόνια, βράσε νερό σε μια μεγάλη κατσαρόλα, πρόσθεσε αλάτι και έπειτα ρίξε τα μακαρόνια. Ανακάτευε περιστασιακά για να μην κολλήσουν και δοκίμασε τα για να δεις αν είναι al dente. Θες επιπλέον οδηγίες για σάλτσες;

□

Η μέθοδος της Αυτοβελτίωσης βελτιστοποιεί την απόδοση των γλωσσικών μοντέλων με τους εξής τρόπους:

- **Αυτονομία**: Δεν απαιτεί ανθρώπινη παρέμβαση.
- **Ευελιξία**: Εφαρμόζεται σε ποικιλία καθηκόντων, από διαλόγους μέχρι κώδικα.
- **Συνεχής Βελτίωση**: Η ποιότητα των απαντήσεων αυξάνεται με κάθε επανάληψη.

Παράκαμψη Περιορισμών

Η *Παράκαμψη Περιορισμών* (Jailbreaking) στα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα, είναι η διαδικασία παράκαμψης των περιορισμών και κανόνων που έχουν τεθεί από τους δημιουργούς τους. Αυτοί οι περιορισμοί αποσκοπούν στην αποτροπή της παραγωγής επιβλαβούς, ανάρμοστου ή παράνομου περιεχομένου. Μέσω της παράκαμψη περιορισμών, οι χρήστες επιχειρούν να εκμεταλλευτούν τα χαρακτηριστικά του μοντέλου ώστε να αποκτήσουν πρόσβαση σε απαντήσεις ή λειτουργίες που κανονικά είναι απαγορευμένες.

Οι βασικές τεχνικές παράκαμψης περιλαμβάνουν τη μέθοδο της *υιοθέτησης ρόλου* (role-playing), όπου το μοντέλο καλείται να ενσαρκώσει έναν συγκεκριμένο χαρακτήρα ή να λειτουργήσει εντός ενός προσαρμοσμένου σεναρίου, τροποποιώντας έτσι το πλαίσιο της συνομιλίας. Επιπλέον, η τεχνική της *μετατόπισης προσοχής* (attention shifting) επιδιώκει να ενσωματώσει το αίτημα του χρήστη σε ένα πιο περίπλοκο πλαίσιο, όπως μέσω λογικών ή προγραμματιστικών δομών, για να δυσχεράνει την αναγνώριση του στόχου της προτροπής. Τέλος, η τεχνική της *κλιμάκωσης δικαιωμάτων* (privilege escalation) αποσκοπεί στην άμεση υπέρβαση των περιορισμών, ενθαρρύνοντας το μοντέλο να ενεργήσει με μεγαλύτερη ελευθερία, συχνά μέσω της προσομοίωσης ειδικών λειτουργιών ή

ρόλων που παρακάμπτουν τις προκαθορισμένες ρυθμίσεις. Τέτοιες μέθοδοι αξιοποιούν την ευελιξία της γλώσσας και τη δομή της προτροπής για να χειραγωγήσουν το μοντέλο και να εξάγουν πληροφορίες που υπό κανονικές συνθήκες θα ήταν απαγορευμένες [82].

Η ύπαρξη φίλτρων για την αποτροπή του jailbreaking είναι εξαιρετικά σημαντική για την ανάπτυξη εκπαιδευτικών εφαρμογών, καθώς αυτά χρησιμοποιούνται από μαθητές και εκπαιδευτικούς που βασίζονται στην αξιοπιστία και την ασφάλεια του περιεχομένου. Τα φίλτρα διασφαλίζουν ότι οι εφαρμογές αυτές δεν θα παρέχει περιεχόμενο που μπορεί να είναι επιβλαβές, παραπλανητικό ή ανάρμοστο για το εκπαιδευτικό πλαίσιο. Επιπλέον, προστατεύουν τους χρήστες από την έκθεση σε επικίνδυνο ή ψευδές υλικό, ενώ διατηρούν τον παιδαγωγικό χαρακτήρα και τον ηθικό προσανατολισμό του εργαλείου. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για ευάλωτες ομάδες, όπως μαθητές μικρής ηλικίας, που μπορεί να μην έχουν την κρίση να διαχωρίσουν την αλήθεια από την παραπληροφόρηση.

Για την ενίσχυση της προστασίας, μπορούν να ενσωματωθούν πρόσθετα φίλτρα στις εκπαιδευτικές εφαρμογές. Καταρχάς, τα μοντέλα μπορούν να εκπαιδευτούν εκ νέου ώστε να αναγνωρίζουν προτροπές που στοχεύουν στην παράκαμψη των περιορισμών και να απορρίπτουν τέτοιου είδους αιτήματα. Επιπλέον, στο στάδιο της εισόδου, μπορούν να χρησιμοποιηθούν ανιχνευτικά συστήματα για να αναγνωρίζουν ύποπτες προτροπές και να τις αποκλείουν πριν καν φτάσουν στο μοντέλο. Στο στάδιο της εξόδου, μπορούν να εφαρμοστούν φίλτρα για την παρακολούθηση του παραγόμενου περιεχομένου και να αποκλείεται κάθε απάντηση που παραβιάζει τις πολιτικές χρήσης. Τέλος, η τακτική ενημέρωση των πολιτικών περιορισμού, σε συνδυασμό με τη συνεργασία με ειδικούς στους τομείς της εκπαίδευσης και της ηθικής τεχνητής νοημοσύνης, μπορεί να συμβάλει στη δημιουργία ενός πιο ασφαλούς και αξιόπιστου εκπαιδευτικού περιβάλλοντος.

2.6 Περιορισμοί των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων

Οι περιορισμοί των LLMs αποτελούν ένα σημαντικό πεδίο έρευνας, ιδίως όταν αυτά χρησιμοποιούνται σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα όπου η ακρίβεια, η συνέπεια και η κατανόηση του περιεχομένου είναι θεμελιώδους σημασίας. Παρά τη ραγδαία πρόοδο στις επιδόσεις και τις δυνατότητες αυτών των μοντέλων, παραμένουν ζητήματα που περιορίζουν την αξιοπιστία και την αποτελεσματικότητά. Στις επόμενες υποενότητες παρουσιά-

ζονται και αναλύονται τρεις από τους πιο σημαντικούς περιορισμούς που σχετίζονται με την εκπαιδευτική χρήση των LLMs: οι παραισθήσεις, η έλλειψη κατανόησης και λογικής, και η περιορισμένη μνήμη συνεδρίας.

2.6.1 Παραισθήσεις

Περιγραφή του Προβλήματος. Η εμφάνιση *παραισθήσεων* (hallucinations) στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα συνιστά ένα από τα πιο ανησυχητικά προβλήματα στη χρήση τους για εφαρμογές φυσικής γλώσσας. Οι παραισθήσεις αναφέρονται σε κείμενο που παράγει το μοντέλο και φαίνεται πειστικό και ορθό, αλλά στην πραγματικότητα περιέχει πληροφορίες που είναι ανακριβείς, δεν προκύπτουν από την είσοδο ή δεν στηρίζονται σε κάποια πραγματική γνώση. Για παράδειγμα, σε μια συνομιλία με εκπαιδευτικό διαλογικό σύστημα, το μοντέλο μπορεί να απαντήσει με υποτιθέμενα «γεγονότα» που ποτέ δεν συνέβησαν ή να συνδυάσει πληροφορίες με τρόπο που να παράγει νέες, φαινομενικά έγκυρες αλλά ουσιαστικά ψευδείς απαντήσεις. Αντίστοιχα, σε εφαρμογές αυτόματης περίληψης εκπαιδευτικού υλικού, το μοντέλο μπορεί να δημιουργήσει μια πρόταση που αποδίδει λανθασμένα ημερομηνίες, ορισμούς ή γεγονότα που δεν αναφέρονται καθόλου στο αρχικό κείμενο [83].

Χαρακτηριστικά παραδείγματα παραισθήσεων σε εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα περιλαμβάνουν περιπτώσεις όπου το μοντέλο, ερωτώμενο για ένα επιστημονικό γεγονός, απαντά με ανακρίβειες όπως «ο Αϊνστάιν γεννήθηκε το 1880» αντί για το σωστό 1879, ή υποστηρίζει ότι μια θεωρία αποδείχθηκε σε έτος που δεν αντιστοιχεί στην πραγματικότητα. Σε περιβάλλοντα αυτόματης δημιουργίας περιλήψεων εκπαιδευτικού υλικού, το μοντέλο μπορεί να συνοψίσει ένα κείμενο για το φωτοηλεκτρικό φαινόμενο προσθέτοντας ανύπαρκτες λεπτομέρειες, όπως ότι η ενέργεια του εξερχόμενου ηλεκτρονίου εξαρτάται από την ένταση του φωτός, ενώ η σωστή φυσική περιγραφή αφορά τη συχνότητα. Τέτοια παραδείγματα δείχνουν τον κίνδυνο των παραισθήσεων να παγιώσουν λανθασμένες γνώσεις, ειδικά σε περιβάλλοντα εκπαίδευσης όπου η ακρίβεια της πληροφορίας είναι εξαιρετικά σημαντική.

Το πρόβλημα αποκτά ιδιαίτερη σοβαρότητα στην εκπαιδευτική διαδικασία, καθώς οι μαθητές ή οι εκπαιδευτικοί μπορεί να θεωρήσουν τις παραγόμενες πληροφορίες ως έγκυ-

ρες, με κίνδυνο την παγίωση λανθασμένων γνώσεων. Επιπλέον, οι παραισθήσεις υπονομεύουν την αξιοπιστία των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων, αφού καθιστούν δύσκολη τη διάκριση μεταξύ σωστής και ψευδούς πληροφορίας, ειδικά όταν η μορφή του παραγόμενου λόγου είναι ιδιαίτερα πειστική και φυσική.

Αιτίες. Η εμφάνιση παραισθήσεων στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα οφείλεται σε τεχνικούς λόγους που σχετίζονται τόσο με τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και με τον τρόπο λειτουργίας των μοντέλων κατά την εκπαίδευση και την παραγωγή κειμένου. Ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες είναι η απόκλιση μεταξύ της πληροφορίας που περιέχεται στα δεδομένα εισόδου και των κειμένων αναφοράς που χρησιμοποιούνται ως στόχοι κατά την εκπαίδευση. Αν τα δεδομένα περιλαμβάνουν ζεύγη εισόδου-στόχου στα οποία το κείμενο στόχος περιέχει πληροφορίες που δεν υπάρχουν στην είσοδο, το μοντέλο μαθαίνει να παράγει περιττές ή μη τεκμηριωμένες πληροφορίες.

Επιπλέον, τα μοντέλα μπορεί να βασίζονται υπερβολικά στη γνώση που έχει αποθηκευτεί στις παραμέτρους τους από την προεκπαίδευση, με αποτέλεσμα να δημιουργούν απαντήσεις επηρεασμένες από πληροφορίες που δεν σχετίζονται με το εκάστοτε ερώτημα ή το κείμενο εισόδου. Άλλος σημαντικός τεχνικός λόγος είναι η χρήση στρατηγικών αποκωδικοποίησης όπως η δειγματοληψία με τυχαία στοιχεία (π.χ. top-p sampling), που αυξάνει την ποικιλία στις παραγόμενες απαντήσεις αλλά ενισχύει ταυτόχρονα την πιθανότητα εμφάνισης παραισθήσεων.

Αντιμετώπιση. Η αντιμετώπιση του προβλήματος των παραισθήσεων στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα αποτελεί πεδίο εντατικής έρευνας και περιλαμβάνει στρατηγικές που σχετίζονται τόσο με τη βελτίωση των δεδομένων εκπαίδευσης όσο και με την αρχιτεκτονική και την εκπαίδευση των μοντέλων. Σε επίπεδο δεδομένων, σημαντική προσέγγιση είναι η κατασκευή πιστών (faithful) συνόλων δεδομένων, με τη φροντίδα ώστε τα κείμενα στόχοι να στηρίζονται αποκλειστικά στις πληροφορίες των κειμένων εισόδου. Παράλληλα, προτείνονται μέθοδοι αυτόματου καθαρισμού δεδομένων, που απομακρύνουν ή διορθώνουν ζεύγη εισόδου-στόχου με εμφανή απόκλιση, βελτιώνοντας την ευθυγράμμιση εισόδου και εξόδου [84].

Σε επίπεδο μοντέλου, έχουν προταθεί αρχιτεκτονικές λύσεις όπως η ενίσχυση του

μηχανισμού προσοχής ώστε να επικεντρώνεται πιο αξιόπιστα στις σχετικές πληροφορίες της εισόδου, καθώς και στη χρήση διπλών κωδικοποιητών ή αποκωδικοποιητών [85]. Στο πεδίο της εκπαίδευσης, τεχνικές όπως η *ενίσχυση με ανατροφοδότηση* (reinforcement learning) χρησιμοποιούνται για να επιβραβεύεται η παραγωγή πιστών και ακριβών απαντήσεων, μειώνοντας την τάση του μοντέλου να αποκλίνει από το περιεχόμενο της εισόδου [86].

Μια ιδιαίτερα αποτελεσματική προσέγγιση για τον περιορισμό των παραισθήσεων αποτελεί η τεχνολογία *Retrieval-Augmented Generation* (RAG). Η RAG συνδυάζει τη παραγωγική ικανότητα των LLMs με έναν εξωτερικό μηχανισμό ανάκτησης πληροφοριών, επιτρέποντας στο μοντέλο να αντλεί γνώση σε πραγματικό χρόνο από βάσεις δεδομένων, εγγράφων ή άλλες πηγές, αντί να στηρίζεται αποκλειστικά στην εσωτερική του «μνήμη». Με τον τρόπο αυτό, η απάντηση του μοντέλου βασίζεται σε πραγματικά, επαληθεύσιμα δεδομένα που ανακτώνται βάσει του ερωτήματος του χρήστη, μειώνοντας έτσι τον κίνδυνο δημιουργίας ανακριβών ή ψευδών πληροφοριών. Η RAG λειτουργεί ως εξωτερική «μνήμη εργασίας» και επιτρέπει την αναπαραγωγή τεκμηριωμένων απαντήσεων ακόμη και σε ερωτήματα που οι απαντήσεις τους απουσιάζουν από το αρχικό σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης του μοντέλου [87].

2.6.2 Έλλειψη Κατανόησης και Λογικής

Περιγραφή του Προβλήματος. Η έλλειψη πραγματικής κατανόησης και λογικής συλλογιστικής αποτελεί έναν από τους θεμελιώδεις περιορισμούς των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Αν και τα LLMs μπορούν να παράγουν κείμενο που μοιάζει συνεκτικό και συχνά δίνει την εντύπωση βαθιάς κατανόησης, στην πραγματικότητα λειτουργούν ως στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης επόμενης λέξης, χωρίς εγγενή ικανότητα για λογική ανάλυση ή κατανόηση εννοιών. Αυτό οδηγεί σε απαντήσεις που μπορεί να φαίνονται σωστές επιφανειακά, αλλά δεν αντέχουν σε λογικό έλεγχο ή παρουσιάζουν αντιφάσεις όταν εξετάζονται σε βάθος.

Για παράδειγμα, σε μια συζήτηση με εκπαιδευτικό διαλογικό σύστημα για την επίλυση ενός μαθηματικού προβλήματος, το μοντέλο μπορεί να παράγει βήματα που φαίνονται ορθά αλλά οδηγούν σε λανθασμένο αποτέλεσμα, καθώς δεν εφαρμόζει πραγμα-

τικούς κανόνες μαθηματικής λογικής. Αντίστοιχα, σε ερωτήσεις που απαιτούν πολλαπλά στάδια λογικής επεξεργασίας (όπως προβλήματα με συνδυασμό προϋποθέσεων), το μοντέλο μπορεί να απαντήσει με ασυνάρτητο ή ασυνεπές τρόπο [88].

Αιτίες. Η αιτία για την έλλειψη κατανόησης και λογικής στα LLMs σχετίζεται άμεσα με το γεγονός ότι εκπαιδεύονται με καθαρά στατιστική μέθοδο πάνω σε μεγάλες συλλογές κειμένων, χωρίς ενσωμάτωση συστημάτων συλλογιστικής ή συμβολικών αναπαραστάσεων. Η εκπαίδευση επικεντρώνεται στην πρόβλεψη της επόμενης λέξης και όχι στην κατανόηση της σημασιολογικής δομής ή στη δημιουργία εσωτερικού μοντέλου του προβλήματος.

Επιπλέον, τα μοντέλα συχνά παραλείπουν να διατηρήσουν συνεπή κατάσταση κατά τη διάρκεια μιας εκτεταμένης συνομιλίας, με αποτέλεσμα να μην μπορούν να εφαρμόσουν λογικούς κανόνες που απαιτούν την παρακολούθηση μεταβλητών ή γεγονότων μέσα στον διάλογο. Αυτό επιδεινώνεται όταν οι ερωτήσεις έχουν πολυσταδιακή φύση ή απαιτούν αφηρημένη σκέψη, όπως συμβαίνει συχνά στις θετικές επιστήμες.

Αντιμετώπιση. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος, ερευνητές έχουν προτείνει την ενσωμάτωση υβριδικών συστημάτων που συνδυάζουν LLMs με μηχανισμούς συμβολικής λογικής ή εξωτερικές βιβλιοθήκες συλλογιστικής. Μία προσέγγιση περιλαμβάνει τη χρήση προτροπών με αλυσίδα σκέψης, που καθοδηγούν το μοντέλο να παράγει βήμα-βήμα εξηγήσεις, βελτιώνοντας την πιθανότητα παραγωγής συνεπών λογικών ακολουθιών [89].

Άλλες τεχνικές περιλαμβάνουν την εκπαίδευση με σύνολα δεδομένων που περιέχουν λογικά προβλήματα ή σύνθετα ερωτήματα με αναλυτικές λύσεις, ώστε το μοντέλο να εκτίθεται συστηματικά σε παραδείγματα ορθής συλλογιστικής. Τέλος, η χρήση αυτοσυγκέντρωσης μπορεί να μειώσει την εμφάνιση λογικών σφαλμάτων, ελέγχοντας αν πολλαπλές εκτελέσεις του μοντέλου καταλήγουν σε συνεπές αποτέλεσμα πριν δοθεί απάντηση στον χρήστη [90].

2.6.3 Περιορισμένη Μνήμη Συνεδρίας

Περιγραφή του Προβλήματος. Ένας κρίσιμος περιορισμός των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων σε διαδραστικές εφαρμογές, όπως τα εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα, είναι η περιορισμένη ικανότητά τους να θυμούνται πληροφορίες που δόθηκαν νωρίτερα σε μια συνεδρία. Τα LLMs δεν διαθέτουν μόνιμη ή μακροπρόθεσμη μνήμη καθώς κάθε απάντηση βασίζεται μόνο στο κείμενο που περιλαμβάνεται στο τρέχον *παράθυρο εισόδου* (context window), το οποίο έχει πεπερασμένο μέγεθος (λίγες χιλιάδες tokens). Αυτό έχει ως συνέπεια, σε παρατεταμένες συνομιλίες, το μοντέλο να «ξεχνά» προηγούμενα στοιχεία ή να δίνει απαντήσεις που έρχονται σε αντίθεση με πληροφορίες που έχουν αναφερθεί νωρίτερα.

Για παράδειγμα, σε μια μακρά συνεδρία καθοδήγησης μαθητή, το μοντέλο μπορεί να χάσει σημαντικά δεδομένα που του παρείχε ο μαθητής, όπως για παράδειγμα τι δυσκολεύεται να κατανοήσει, ή να απαντήσει σαν να μην έχει ποτέ συζητηθεί ένα θέμα, υποβαθμίζοντας την ποιότητα της προσωποποιημένης υποστήριξης.

Αιτίες. Η κύρια αιτία του προβλήματος είναι η αρχιτεκτονική των LLMs, που βασίζεται σε μετασχηματιστές με πεπερασμένο *παράθυρο προσοχής* (attention window). Το μέγεθος αυτού του παραθύρου περιορίζει το μέγιστο μήκος της ακολουθίας μονάδων κειμένου που μπορεί να λάβει υπόψη το μοντέλο, και οποιοδήποτε κείμενο εκτός αυτού του ορίου παραλείπεται πλήρως κατά την παραγωγή απάντησης. Επιπλέον, τα LLMs δεν διαθέτουν ενσωματωμένο μηχανισμό αποθήκευσης κατάστασης μεταξύ διαφορετικών συνεδριών ή κλήσεων, καθώς έχουν σχεδιαστεί για επεξεργασία ακολουθιών μεμονωμένων, στατικών κειμένων.

Ακόμη και όταν τα συστήματα συνομιλίας προσπαθούν να διατηρήσουν την κατάσταση μέσω τεχνικών όπως η επανεισαγωγή παλιών μηνυμάτων, το μέγεθος του παράθυρου εισόδου περιορίζει πόσο μεγάλο ιστορικό μπορεί να χωρέσει πριν αρχίσει να «εκτοπίζεται» παλαιότερη πληροφορία.

Αντιμετώπιση. Η πιο ενεργή κατεύθυνση για την αντιμετώπιση του περιορισμού της μνήμης συνεδρίας είναι η ανάπτυξη μηχανισμών *εξωτερικής ή διαρκούς μνήμης* (external / long-term memory), οι οποίοι επιτρέπουν την αποθήκευση και ανάκτηση πληροφοριών

από προηγούμενες αλληλεπιδράσεις [91]. Σε αυτή την προσέγγιση, σημαντικά στοιχεία που προκύπτουν στη συνομιλία καταγράφονται σε εξωτερικές βάσεις δεδομένων ή συστήματα RAG και επανεισάγονται δυναμικά στην προτροπή όταν χρειάζεται.

Άλλες τεχνικές περιλαμβάνουν την αύξηση του μεγέθους του παραθύρου προσοχής μέσω νέων αρχιτεκτονικών [92], που επιτρέπουν στα μοντέλα να επεξεργάζονται μεγαλύτερες ακολουθίες χωρίς σημαντική αύξηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Παράλληλα, η ανάπτυξη μηχανισμών ιεραρχικής περίληψης του ιστορικού συνομιλίας μπορεί να συμπυκνώνει παλαιότερα μηνύματα, ώστε να διατηρείται το νόημα χωρίς να υπερβαίνεται το όριο του παραθύρου εισόδου.

2.6.4 Συμπεράσματα

Τα προβλήματα που περιγράφηκαν παραπάνω αποτελούν αντικείμενο έντονης ερευνητικής δραστηριότητας στη σύγχρονη επιστημονική κοινότητα, με στόχο τη βελτίωση της ακρίβειας, της συνέπειας και της ικανότητας λογικής επεξεργασίας των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Νέες αρχιτεκτονικές, προηγμένες τεχνικές εκπαίδευσης και υβριδικές προσεγγίσεις με μηχανισμούς ανάκλησης και συμβολικής λογικής έχουν ήδη συμβάλει στη μείωση των περιορισμών αυτών.

Αυτό φαίνεται καθαρά στα πιο πρόσφατα μοντέλα. Για παράδειγμα, το GPT-4o που κυκλοφόρησε τον Μάιο του 2024 από την OpenAI προσφέρει λιγότερες παραισθήσεις και καλύτερη παρακολούθηση σε μεγάλες συνομιλίες σε σύγκριση με το GPT-4 (Μάρτιος του 2023). Το GPT-o3, που επίσης παρουσιάστηκε τον Μάιο του 2024, ξεχωρίζει για την ικανότητά του να αναπτύσσει λογικά συλλογιστικά βήματα, κάτι που το κάνει πολύ πιο αξιόπιστο σε μαθηματικά προβλήματα και εργασίες που απαιτούν σωστή λογική σειρά και αναλυτική σκέψη. Επιπλέον, μπορεί να «θυμάται» καλύτερα τι ειπώθηκε πιο πριν, διευκολύνοντας μακροσκελείς συζητήσεις με συνέπεια και ακρίβεια.

Αυτά τα παραδείγματα δείχνουν τη συνεχή πρόοδο που επιτυγχάνεται από διαφορετικούς φορείς ανάπτυξης, καθώς κάθε νέα γενιά μοντέλων μειώνει σταδιακά τα προβλήματα παραισθήσεων, ενισχύει τη λογική συνέπεια και διευρύνει την ικανότητα αποθήκευσης και ανάκλησης πληροφοριών. Συνολικά, η κατεύθυνση της έρευνας και η εμπειρική πρόοδος δείχνουν ότι οι περιορισμοί αυτοί θα περιοριστούν σημαντικά στο άμεσο

μέλλον, καθιστώντας τα LLMs ολοένα και πιο αξιόπιστα εργαλεία για εκπαιδευτικές και άλλες εφαρμογές, με αυξημένη ακρίβεια, συνέπεια και προσαρμοστικότητα στις ανάγκες του χρήστη.

Κεφάλαιο 3

Θεωρίες Μάθησης και Διδακτική Σκαλωσιά

3.1 Θεωρητικό Πλαίσιο Μάθησης και Διδασκαλίας

3.1.1 Ορισμός και Βασικά Χαρακτηριστικά της Μάθησης

Η μελέτη των θεωριών μάθησης προϋποθέτει έναν σαφή εννοιολογικό προσδιορισμό του όρου «μάθηση». Στο έργο του *Learning Theories: An Educational Perspective*, ο Schunk (2020) ορίζει τη μάθηση ως:

> «μια διαρκή αλλαγή στη συμπεριφορά ή στην ικανότητα να συμπεριφέρεται κανείς με έναν συγκεκριμένο τρόπο, η οποία προκύπτει από εξάσκηση ή άλλες μορφές εμπειρίας» [93, σελ. 4].

Ο ορισμός αυτός συνδυάζει βασικές παραδοχές των κυριότερων θεωρητικών ρευμάτων και αποτυπώνει τρία βασικά κριτήρια που πρέπει να πληρούνται προκειμένου ένα φαινόμενο να χαρακτηριστεί ως μάθηση:

1. Η μάθηση συνεπάγεται αλλαγή

Η μάθηση νοείται ως μεταβολή στην κατάσταση του ατόμου, η οποία μπορεί να εκδηλώνεται είτε ως παρατηρήσιμη αλλαγή στη συμπεριφορά, είτε ως ενίσχυση της ικανότητας για μελλοντική συμπεριφορά. Πρόκειται δηλαδή είτε για κάτι που το άτομο κάνει

διαφορετικά, είτε για κάτι που είναι πλέον σε θέση να κάνει, ακόμη κι αν δεν το έχει ακόμα εκδηλώσει [93].

Η αλλαγή αυτή μπορεί να σχετίζεται με διάφορες διαστάσεις της ανθρώπινης λειτουργίας όπως:

- **Γνωστική:** Αλλαγές στον τρόπο με τον οποίο αντιλαμβανόμαστε, κατανοούμε και επεξεργαζόμαστε πληροφορίες. Για παράδειγμα, ένας μαθητής που αρχίζει να κατανοεί τη σχέση μεταξύ δύναμης και επιτάχυνσης πραγματοποιεί μια γνωστική πρόοδο.

- **Κινητική:** Ανάπτυξη δεξιοτήτων που σχετίζονται με την κίνηση και τη σωματική απόδοση. Ενδεικτικά, η σωστή εκτέλεση ενός εργαστηριακού πειράματος προϋποθέτει κινητική μάθηση.

- **Συναισθηματική:** Αλλαγές στις στάσεις, στις αξίες ή στα συναισθήματα που σχετίζονται με το αντικείμενο της μάθησης. Όταν ένας μαθητής αναπτύσσει θετική στάση ή αυξημένη αυτοπεποίθηση απέναντι στη Φυσική, αυτό αποτελεί συναισθηματική μάθηση.

- **Μεταγνωστική:** Ικανότητα του ατόμου να παρακολουθεί, να αξιολογεί και να ρυθμίζει τις ίδιες του τις γνωστικές διεργασίες. Για παράδειγμα, όταν ένας μαθητής συνειδητοποιεί ότι μαθαίνει καλύτερα μέσω της χρήσης διαγραμμάτων και επιλέγει να τα ενσωματώνει συστηματικά στη μελέτη του (ενότητα 3.2.2).

Σημαντικό είναι επίσης ότι η μαθησιακή αλλαγή δεν είναι απαραίτητα άμεσα παρατηρήσιμη. Σε πολλές περιπτώσεις, το άτομο έχει αποκτήσει μια δεξιότητα ή γνώση, αλλά δεν του έχει δοθεί ακόμη η ευκαιρία να την εφαρμόσει. Πρόκειται για τη λεγόμενη *λανθάνουσα μάθηση* (latent learning). Ένας μαθητής μπορεί, για παράδειγμα, να έχει κατανοήσει τη μέθοδο υπολογισμού της επιτάχυνσης ενός σώματος, χωρίς να έχει ακόμη κληθεί να λύσει σχετικό πρόβλημα. Η γνώση υπάρχει, αλλά παραμένει σε λανθάνουσα μορφή έως ότου ενεργοποιηθεί [94].

Η κατανόηση της μάθησης ως αλλαγής που μπορεί να εκδηλωθεί σε πολλαπλά επίπεδα υπογραμμίζει τον πολυδιάστατο χαρακτήρα της και επισημαίνει τη σημασία της ως

μετασχηματιστικής διαδικασίας που επηρεάζει τη σκέψη, τη δράση και τη στάση του ατόμου [95].

2. Η μάθηση είναι ανθεκτική στον χρόνο

Η μάθηση χαρακτηρίζεται από σχετική σταθερότητα και διάρκεια. Δεν πρόκειται για μια στιγμιαία αντίδραση ή μια παροδική κατάσταση, αλλά για μια διαδικασία που οδηγεί σε αλλαγές οι οποίες διατηρούνται και ενεργοποιούνται σε βάθος χρόνου. Για να θεωρηθεί μια αλλαγή ως αποτέλεσμα μάθησης, πρέπει να αποδεικνύεται ότι έχει ενσωματωθεί στο γνωστικό ή συμπεριφορικό ρεπερτόριο του ατόμου και μπορεί να ανακληθεί ή να ενεργοποιηθεί όταν χρειαστεί [93].

Αλλαγές που είναι βραχυπρόθεσμες ή ασταθείς, όπως εκείνες που οφείλονται σε συγκυριακούς παράγοντες, σε στιγμιαία συναισθηματική φόρτιση ή σε προσωρινές συνθήκες, δεν συνιστούν μάθηση. Για παράδειγμα, ένα παιδί που δίνει τη σωστή απάντηση σε μια ερώτηση λόγω τυχαίας εικασίας ή επειδή του υποδείχθηκε λίγο πριν, δεν έχει απαραίτητα μάθει. Η πραγματική μάθηση καθίσταται εμφανής όταν η σχετική γνώση ή δεξιότητα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικά πλαίσια και με χρονική απόσταση από την αρχική εμπειρία.

Η ανθεκτικότητα της μάθησης συνδέεται επίσης με τη διαδικασία της ενσωμάτωσης νέων πληροφοριών στη μακροπρόθεσμη μνήμη (ενότητα 3.2.2) και με την ικανότητα ανάκλησής τους όταν αυτό απαιτείται. Συνεπώς, η διδασκαλία που στοχεύει σε διαρκή αποτελέσματα δεν αρκεί να είναι αποτελεσματική «επιφανειακά» ή βραχυπρόθεσμα, αλλά πρέπει να προάγει την ουσιαστική κατανόηση, τη σύνδεση με προϋπάρχουσες γνώσεις και την ενεργή ανακατασκευή εννοιών από τον μαθητή.

Η έννοια αυτή ευθυγραμμίζεται με το ευρύτερο παιδαγωγικό αίτημα για *βαθιά μάθηση* (deep learning[1]), κατά την οποία οι μαθητές δεν αποστηθίζουν απλώς πληροφορίες, αλλά τις κατανοούν, τις συνδέουν και τις μεταφέρουν σε νέα συμφραζόμενα.

[1]Ο όρος *deep learning* χρησιμοποιείται ευρέως στην Τεχνητή Νοημοσύνη για να περιγράψει βαθιά νευρωνικά δίκτυα, ωστόσο έχει καθιερωθεί και στην εκπαιδευτική θεωρία με διαφορετικό νόημα. Στην παιδαγωγική, ο όρος *deep learning* αναφέρεται στη βαθιά, ουσιαστική μάθηση που προάγει την κατανόηση, τη σύνδεση γνώσεων και την κριτική σκέψη, σε αντίθεση με την επιφανειακή μάθηση (*surface learning*) που βασίζεται κυρίως στην απομνημόνευση. Η διάκριση αυτή προέρχεται από το έργο των Marton και Säljö (1976) [96].

3. Η μάθηση προκύπτει από εμπειρία ή εξάσκηση

Η μάθηση αποδίδεται κυρίως σε εμπειρίες που αποκτά το άτομο μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον του, και όχι αποκλειστικά σε βιολογικούς μηχανισμούς, όπως η φυσιολογική ωρίμανση ή η γενετικά προκαθορισμένη ανάπτυξη. Αν και οι βιολογικές προδιαθέσεις αποτελούν τη βάση για την εκδήλωση ορισμένων δεξιοτήτων, η αξιοποίησή τους προϋποθέτει ενεργή εμπλοκή του ατόμου με το περιβάλλον [97].

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η ανάπτυξη της γλώσσας. Οι άνθρωποι γεννιούνται με την ικανότητα να αναπτύξουν λόγο, αλλά η εκδήλωση αυτής της ικανότητας εξαρτάται καθοριστικά από την εμπειρία. Ένα παιδί που δεν έρχεται σε επαφή με λεκτικά ερεθίσματα (ομιλία, ακρόαση, συνομιλία, επικοινωνία με άλλα άτομα κ.λπ.) δεν θα αναπτύξει γλωσσικές δεξιότητες, ακόμα κι αν έχει το βιολογικό υπόβαθρο για αυτές.

Η ίδια αρχή ισχύει και για πλήθος άλλων γνωστικών και κοινωνικών δεξιοτήτων. Για παράδειγμα:

- Ένας μαθητής δεν θα μάθει να επιλύει μαθηματικά προβλήματα μόνο επειδή ωριμάζει βιολογικά· απαιτείται έκθεση σε κατάλληλα προβλήματα, καθοδήγηση και συστηματική εξάσκηση.

- Η καλλιέργεια ενσυναίσθησης ή κοινωνικών δεξιοτήτων δεν προκύπτει αυτόματα με την ηλικία, αλλά μέσα από διαπροσωπική αλληλεπίδραση και ανατροφοδότηση από το περιβάλλον.

Συνεπώς, η μάθηση είναι αποτέλεσμα της εμπειρικής ενεργοποίησης των δυνατοτήτων του ατόμου σε ένα πλούσιο και υποστηρικτικό περιβάλλον. Η εμπειρία και η εξάσκηση δεν λειτουργούν μόνο ως ερεθίσματα, αλλά και ως μέσα ενίσχυσης, ενσωμάτωσης και επέκτασης της γνώσης και των δεξιοτήτων.

Αυτός ο προσανατολισμός ευθυγραμμίζεται με την παιδαγωγική αρχή ότι η μάθηση είναι μια ενεργητική διαδικασία, η οποία πραγματοποιείται μέσα σε συγκεκριμένα πλαίσια και καταστάσεις. Για να είναι αποτελεσματική, απαιτεί τη σταθερή συμμετοχή του μαθητή σε δραστηριότητες που έχουν νόημα για τον ίδιο και συνδέονται με τις προηγούμενες γνώσεις, τις εμπειρίες και τα ενδιαφέροντά του.

Ο παραπάνω ορισμός συγκεντρώνει τόσο ψυχολογικά όσο και παιδαγωγικά χαρακτηριστικά της μάθησης και ενσωματώνει βασικές συνιστώσες όπως μεταβολή, αντοχή στον

χρόνο, και εμπειρική αιτιολόγηση. Ο ορισμός αυτός δημιουργεί τη βάση για τη συστηματική ανάλυση των θεωριών μάθησης που παρουσιάζονται στις επόμενες ενότητες και αποτελεί σημείο αναφοράς για την αξιολόγηση και εφαρμογή των παιδαγωγικών πρακτικών.

3.1.2 Η σημασία της θεωρίας και της εκπαιδευτικής έρευνας

Η σύγχρονη μελέτη της μάθησης έχει τις ρίζες της σε φιλοσοφικές παραδόσεις που χρονολογούνται από την αρχαιότητα. Δύο βασικές γραμμές σκέψης, ο ορθολογισμός και ο εμπειρισμός, επηρέασαν βαθιά τη θεωρητική θεμελίωση της *γνωστικής επιστήμης* (cognitive science) και της *εκπαιδευτικής ψυχολογίας* (educational psychology). Ο ορθολογισμός, με εκπροσώπους όπως ο Πλάτων και αργότερα ο Descartes και ο Kant, εστιάζει στον ρόλο του νου και της έμφυτης γνώσης. Αντιθέτως, ο εμπειρισμός, με εκπροσώπους τον Αριστοτέλη, τον Locke και τον Hume, θεωρεί ότι η γνώση αποκτάται κυρίως μέσω της εμπειρίας και της αίσθησης.

Αυτές οι φιλοσοφικές παραδόσεις επηρέασαν καθοριστικά την εμφάνιση των πρώτων ψυχολογικών σχολών, όπως ο *δομισμός* (structuralism)[2] και ο *λειτουργισμός* (functionalism)[3], καθώς και την άνοδο του *συμπεριφορισμού* (behaviourism) στις αρχές του 20ού αιώνα (ενότητα 3.2.1). Οι θεωρίες μάθησης που διαμορφώθηκαν στη συνέχεια αποτελούν εξελίξεις ή αντιδράσεις σε αυτές τις πρώιμες προσεγγίσεις, ενσωματώνοντας ή απορρίπτοντας φιλοσοφικές και ερευνητικές παραδοχές περί της φύσης της γνώσης, του νου και της εμπειρίας.

Η έννοια της *θεωρίας* είναι θεμελιώδης για την επιστημονική μελέτη της μάθησης. Όπως επισημαίνει ο Schunk (2020), μια θεωρία μάθησης αποτελεί ένα συνεκτικό σύνολο αρχών και υποθέσεων, που αποσκοπούν στην ερμηνεία του πώς, πότε και γιατί συμβαίνει η μάθηση [93]. Οι θεωρίες μάθησης δεν αποτελούν απλώς αφηρημένες κατασκευές, αλλά λειτουργούν ως πλαίσια κατανόησης και ταυτόχρονα ως οδηγοί οι οποίοι επηρεάζουν τον τρόπο με τον οποίο σχεδιάζεται η διδασκαλία, επιλέγεται το διδακτικό περιεχόμενο και

[2] Ο δομισμός ήταν μία από τις πρώτες σχολές σκέψης στην ψυχολογία, που προσπάθησε να αναλύσει τη δομή της ανθρώπινης συνείδησης διασπώντας την σε βασικά στοιχεία, όπως αισθήσεις και συναισθήματα. Ιδρυτής του θεωρείται ο Wilhelm Wundt.

[3] Ο λειτουργισμός επικεντρώθηκε στη λειτουργία της συνείδησης και της συμπεριφοράς, δηλαδή στο πώς οι άνθρωποι προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους μέσω της μάθησης και της σκέψης. Εκπρόσωποι της σχολής αυτής ήταν ο William James και ο John Dewey.

οργανώνονται οι παιδαγωγικές παρεμβάσεις.

Για παράδειγμα, μια θεωρία που δίνει έμφαση στην παρατήρηση και στην ενίσχυση (όπως ο συμπεριφορισμός) οδηγεί σε διαφορετικό σχεδιασμό διδασκαλίας από μια θεωρία που τονίζει την κοινωνική αλληλεπίδραση (όπως η κοινωνιοπολιτισμική θεωρία του Vygotsky, (ενότητα 3.2.4)). Κατ' αυτόν τον τρόπο, οι θεωρίες διαμορφώνουν και τις διδακτικές στρατηγικές που εφαρμόζονται στην τάξη.

Παράλληλα, η εκπαιδευτική έρευνα επιτελεί έναν διττό ρόλο: από τη μία πλευρά, ελέγχει την εγκυρότητα και αξιοπιστία των θεωρητικών προτάσεων· από την άλλη, παρέχει εμπειρική τεκμηρίωση για την αποτελεσματικότητά τους στην πράξη. Η ποικιλία των μεθόδων που χρησιμοποιούνται αντικατοπτρίζει την πολυπλοκότητα της μαθησιακής διαδικασίας και την ανάγκη για πολύπλευρη προσέγγιση [98].

Οι κυριότερες κατηγορίες ερευνητικών μεθόδων που εφαρμόζονται στην εκπαιδευτική επιστήμη είναι οι εξής:

- **Πειραματικές μέθοδοι (experimental):** Βασίζονται στον αυστηρό έλεγχο μεταβλητών με σκοπό να προσδιοριστεί η αιτιακή σχέση μεταξύ αιτίου και αποτελέσματος. Ο ερευνητής παρεμβαίνει ενεργά, εφαρμόζοντας μια μεταβλητή (για παράδειγμα μια νέα διδακτική στρατηγική) και συγκρίνοντας τα αποτελέσματα με μια ομάδα ελέγχου. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμες για τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας των εκάστοτε παρεμβάσεων.

- **Συσχετιστικές μέθοδοι (correlational):** Επιδιώκουν να εντοπίσουν σχέσεις ή συνδέσεις μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών χωρίς να υπάρχει παρέμβαση από τον ερευνητή. Για παράδειγμα, μπορεί να μελετηθεί αν υπάρχει σχέση μεταξύ της αυτοπεποίθησης των μαθητών και της επίδοσής τους στη Φυσική. Ωστόσο, οι μέθοδοι αυτές δεν τεκμηριώνουν αιτιακή σχέση.

- **Ποιοτικές μέθοδοι (qualitative):** Εστιάζουν στην εις βάθος κατανόηση των εμπειριών, των απόψεων και των νοημάτων που αποδίδουν τα άτομα σε εκπαιδευτικά φαινόμενα. Συχνά περιλαμβάνουν εργαλεία όπως συνεντεύξεις, παρατηρήσεις και ανάλυση περιεχομένου. Είναι κατάλληλες για τη διερεύνηση σύνθετων παιδαγωγικών φαινομένων που δεν μπορούν να αποτυπωθούν αριθμητικά.

- **Μικτές μέθοδοι (mixed methods):** Συνδυάζουν ποσοτικές (πειραματικές ή συσχετιστικές) και ποιοτικές τεχνικές στην ίδια έρευνα. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει την πιο σφαιρική κατανόηση ενός φαινομένου, αξιοποιώντας τα πλεονεκτήματα και των δύο προσεγγίσεων. Για παράδειγμα, μπορεί να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα μιας διδακτικής παρέμβασης με τεστ (ποσοτικό) και ταυτόχρονα να εξεταστεί πώς βίωσαν οι μαθητές τη διαδικασία μέσω συνεντεύξεων (ποιοτικό).

Η επιλογή της ερευνητικής μεθόδου εξαρτάται από το ερευνητικό ερώτημα, το θεωρητικό πλαίσιο και το εκπαιδευτικό περιβάλλον μέσα στο οποίο διεξάγεται η μελέτη. Στη σύγχρονη εκπαιδευτική έρευνα παρατηρείται αυξανόμενο ενδιαφέρον για μικτές μεθόδους, καθώς αυτές προσφέρουν πιο πολύπλευρη και ρεαλιστική εικόνα της μάθησης, ιδιαίτερα σε πολυσύνθετα ή τεχνολογικά υποστηριζόμενα περιβάλλοντα.

Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται σήμερα σε μορφές έρευνας που υλοποιούνται σε πραγματικά εκπαιδευτικά περιβάλλοντα (σχολικές αίθουσες, ψηφιακές τάξεις, πλατφόρμες που χρησιμοποιούνται από μαθητές κ.α.) και όχι μόνο σε αποστειρωμένες εργαστηριακές συνθήκες. Αυτό σημαίνει ότι η έρευνα διεξάγεται μέσα στην κανονική μαθησιακή διαδικασία, με μαθητές, δασκάλους και πραγματικά διδακτικά υλικά, και όχι σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα απομονωμένα από τη σχολική πραγματικότητα.

Χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιας προσέγγισης αποτελεί η *έρευνα βασισμένη στον σχεδιασμό* (design-based research - DBR). Η DBR δεν περιορίζεται μόνο στη μέτρηση της αποτελεσματικότητας μιας εκπαιδευτικής παρέμβασης, αλλά επιπλέον επιδιώκει την ταυτόχρονη ανάπτυξη και δοκιμή θεωριών μάθησης και καινοτόμων πρακτικών σε αυθεντικά περιβάλλοντα [99]. Η μεθοδολογία της περιλαμβάνει επαναλαμβανόμενους κύκλους:

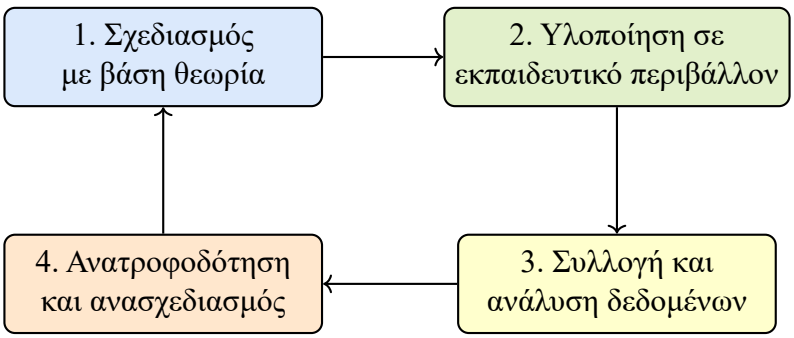
1. σχεδιασμού μιας εκπαιδευτικής παρέμβασης με βάση θεωρητικό υπόβαθρο,
2. υλοποίησης της παρέμβασης σε πραγματικό περιβάλλον,
3. συλλογής και ανάλυσης δεδομένων,
4. ανατροφοδότησης του θεωρητικού πλαισίου και ανασχεδιασμού (σχήμα 3.1).

Αυτό το συνεχές "πήγαινε-έλα" μεταξύ θεωρίας και πράξης είναι το βασικό χαρακτηριστικό της DBR.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα εφαρμογής του DBR αποτελεί η παρούσα ερευνητική εργασία, η οποία επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ενός *Ευφυή Παιδαγωγικού Πράκτορα* (intelligent pedagogical agents) που παρέχει διδακτική σκαλωσιά σε μαθήματα Φυσικής (ενότητα 4.1)). Στο πλαίσιο αυτό, η θεωρία και η πράξη συνδέονται άμεσα μέσω διαδοχικών κύκλων σχεδίασης, υλοποίησης και αξιολόγησης. Αρχικά, το σύστημα αναπτύχθηκε με βάση θεωρητικές αρχές που αντλούνται κυρίως από τη γνωστική και την κοινωνιογνωστική θεωρία μάθησης, οι οποίες δίνουν έμφαση στην καθοδήγηση, στην εξατομικευμένη υποστήριξη και στη σταδιακή αυτονόμηση του μαθητή.

Η πρώτη φάση της εφαρμογής περιλάμβανε πιλοτική αξιολόγηση από ειδικούς στη διδακτική της Φυσικής, οι οποίοι εξέτασαν κατά πόσο το σύστημα παρέχει ουσιαστική παιδαγωγική στήριξη με όρους σκαλωσιάς (Κεφάλαιο 5). Η ανάλυση των δεδομένων καθοδηγεί την αναθεώρηση τόσο του τεχνολογικού σχεδιασμού όσο και του θεωρητικού μοντέλου που τον υποστηρίζει, σε μια διαδικασία διαρκούς βελτιστοποίησης.

Η συγκεκριμένη προσέγγιση εντάσσεται στη σύγχρονη τάση ενοποίησης τεχνολογικής και παιδαγωγικής καινοτομίας, όπου τα εκπαιδευτικά συστήματα τεχνητής νοημοσύνης λειτουργούν ως παιδαγωγικοί πράκτορες οι οποίοι είναι ικανοί να προσφέρουν υποστήριξη, ανατροφοδότηση και ρυθμιστικό ρόλο στη μαθησιακή διαδικασία [100], [101]. Μέσα από μια τέτοια διεπιστημονική προσέγγιση, η θεωρία δεν αντιμετωπίζεται ως αφηρημένο υπόβαθρο, αλλά ως δυναμικό εργαλείο που επαναξιολογείται και επανανοηματοδοτείται μέσα από την πράξη.



Σχήμα 3.1: Απεικόνιση του σχεδιαστικού κύκλου της DBR. Τα στάδια του σχεδιασμού, της υλοποίησης, της αξιολόγησης και του ανασχεδιασμού διαδέχονται το ένα το άλλο σε μια διαδικασία διαρκούς βελτιστοποίησης και εμπλουτισμού.

3.1.3 Εφαρμογή των Θεωριών Μάθησης στον Διδακτικό Σχεδιασμό

Η θεωρητική κατανόηση της μάθησης αποκτά ιδιαίτερη αξία όταν μετασχηματίζεται σε στρατηγικό και τεκμηριωμένο διδακτικό σχεδιασμό. Οι θεωρίες μάθησης δεν λειτουργούν μόνο ως εργαλεία ερμηνείας της συμπεριφοράς ή της γνωστικής ανάπτυξης, αλλά και ως πηγές παιδαγωγικών αρχών που μπορούν να εφαρμοστούν σε πλήθος διδακτικών πλαισίων.

Κάθε θεωρία ενσωματώνει παραδοχές για τον ρόλο του μαθητή, του δασκάλου, του περιεχομένου και του πλαισίου μάθησης. Οι παραδοχές αυτές επηρεάζουν άμεσα τον τρόπο με τον οποίο σχεδιάζεται και υλοποιείται η διδασκαλία. Για παράδειγμα, μια θεωρία που θεωρεί τη μάθηση ως αποτέλεσμα συνδέσεων μεταξύ ερεθισμάτων και αποκρίσεων (όπως ο συμπεριφορισμός) θα ευνοήσει μεθόδους όπως η επανάληψη, η ενίσχυση και η διαβάθμιση δυσκολίας. Αντίθετα, μια θεωρία που τονίζει τον ρόλο του κοινωνικού πλαισίου (όπως η θεωρία του Vygotsky) θα δώσει έμφαση στη συνεργατική μάθηση, στην καθοδηγούμενη συμμετοχή και στην παροχή προσωρινής υποστήριξης (ενότητα 3.3).

Η εφαρμογή θεωρητικών αρχών στον σχεδιασμό δεν σημαίνει μηχανική μεταφορά εννοιών από τη θεωρία στην τάξη, αλλά απαιτεί ερμηνεία, προσαρμογή και συχνά συνδυασμό στοιχείων από περισσότερα του ενός θεωρητικά ρεύματα. Στο σύγχρονο παιδαγωγικό τοπίο, είναι κοινά αποδεκτό ότι η καμία θεωρία από μόνη της δεν αρκεί για να καλύψει την πολυπλοκότητα των μαθησιακών φαινομένων. Η ικανότητα του εκπαιδευτικού να αναγνωρίζει και να αξιοποιεί κατάλληλες θεωρητικές βάσεις αποτελεί ένδειξη παιδαγωγικού στοχασμού και επαγγελματικής επάρκειας [93].

Η σημασία αυτής της διασύνδεσης γίνεται ακόμη πιο έντονη όταν πρόκειται για τον σχεδιασμό ψηφιακών περιβαλλόντων μάθησης ή εκπαιδευτικών τεχνολογιών. Η ενσωμάτωση αρχών μάθησης στη δομή και τη λειτουργία τέτοιων εργαλείων καθορίζει την παιδαγωγική τους αξία. Ένα εκπαιδευτικό λογισμικό, για παράδειγμα, δεν αρκεί να είναι τεχνικά λειτουργικό· πρέπει να ενσωματώνει στρατηγικές που ανταποκρίνονται στις ανάγκες του μαθητή, να παρέχει υποστήριξη όταν χρειάζεται και να προωθεί την αυτονόμησή του.

Στις ενότητες που ακολουθούν, παρουσιάζονται οι βασικότερες θεωρίες μάθησης που έχουν διαμορφώσει τη σύγχρονη εκπαιδευτική σκέψη και πρακτική. Η ανάλυσή τους στο-

χεύει όχι μόνο στην κατανόηση των θεωρητικών τους αρχών, αλλά και στην ανάδειξη της παιδαγωγικής τους χρησιμότητας, ιδιαίτερα στο πλαίσιο ανάπτυξης εργαλείων εξατομικευμένης υποστήριξης.

3.2 Θεωρίες Μάθησης

3.2.1 Συμπεριφορισμός

Ιστορική Εμφάνιση και Θεμελιωτές του Συμπεριφορισμού

Ο συμπεριφορισμός (behaviorism) εμφανίστηκε στις αρχές του 20ού αιώνα, ως αντίδραση σε παλαιότερες ψυχολογικές προσεγγίσεις που βασίζονταν στην ενδοσκόπηση, όπως ο δομισμός και ο λειτουργισμός. Ο John B. Watson (1878–1958), ο οποίος θεωρείται ο ιδρυτής του σύγχρονου συμπεριφορισμού, υποστήριξε ότι η ψυχολογία πρέπει να περιοριστεί στη μελέτη της παρατηρήσιμης συμπεριφοράς και να εγκαταλείψει κάθε αναφορά σε εσωτερικές νοητικές καταστάσεις, τις οποίες θεώρησε μη επιστημονικές. Όπως ο ίδιος τόνιζε, η ψυχολογία όφειλε να λειτουργεί με την ακρίβεια και την αντικειμενικότητα των θετικών επιστημών.

Η σκέψη του Watson επηρεάστηκε σημαντικά από το έργο του Ρώσου φυσιολόγου Ivan Pavlov (1849–1936), ο οποίος ερεύνησε τους μηχανισμούς της κλασικής εξαρτημένης μάθησης. Σε γνωστά πειράματα με σκύλους, ο Pavlov έδειξε ότι ένα αρχικά ουδέτερο ερέθισμα (όπως ο ήχος ενός κουδουνιού) μπορεί, μέσω συσχέτισης με ένα φυσικό ερέθισμα (τροφή), να προκαλέσει μια αντανακλαστική αντίδραση (έκκριση σιέλου). Η ανακάλυψη της σταδιακής σύνδεσης μεταξύ ερεθισμάτων υπήρξε καθοριστική για την ανάπτυξη της συμπεριφοριστικής θεωρίας [102].

Σημαντική ήταν και η συμβολή του Edward L. Thorndike (1874–1949), ο οποίος ήδη από τις πρώτες δεκαετίες του 20ού αιώνα είχε διαμορφώσει τη θεωρία του συνδετισμού (connectionism). Μέσα από πειράματα με γάτες σε ειδικά κατασκευασμένα «κουτιά προβλήματος», παρατήρησε ότι οι συμπεριφορές που οδηγούσαν σε θετικά αποτελέσματα (όπως η απόδραση και η πρόσβαση σε τροφή) ενισχύονταν και επαναλαμβάνονταν. Στη βάση αυτών των πειραμάτων διατύπωσε τον *Νόμο του Αποτελέσματος* (Law of Effect), σύμφωνα με τον οποίο η συχνότητα μιας συμπεριφοράς επηρεάζεται από τις συνέπειές

της.

Οι ερευνητές Thorndike, Pavlov και Watson θεωρούνται οι βασικοί θεμελιωτές της συμπεριφοριστικής θεώρησης της μάθησης. Παρά τις διαφορές στις προσεγγίσεις τους, τους συνέδεε η κοινή πεποίθηση ότι η μάθηση είναι αποτέλεσμα της σύνδεσης ανάμεσα σε ερεθίσματα και αντιδράσεις, και ότι αυτή η διαδικασία μπορεί να μελετηθεί με τρόπο αντικειμενικό και παρατηρήσιμο.

Εμπειρική Θεμελίωση και Πειραματική Τεκμηρίωση

Ο συμπεριφορισμός, πέρα από ένα θεωρητικό πλαίσιο για τη μάθηση, έχει αποτελέσει τη βάση για την ανάπτυξη και εφαρμογή εκπαιδευτικών παρεμβάσεων σε πραγματικά σχολικά περιβάλλοντα. Μέσα από την αξιοποίηση τεχνικών όπως η θετική ενίσχυση, η αυτοπαρατήρηση και η σταδιακή ενίσχυση, έχει καταστεί δυνατή η διαμόρφωση και ενίσχυση επιθυμητών μαθησιακών συμπεριφορών.

Η θετική ενίσχυση αναφέρεται στην ενδυνάμωση μιας συμπεριφοράς μέσω της άμεσης επιβράβευσής της. Για παράδειγμα, όταν ένας μαθητής λαμβάνει επαινετικό σχόλιο ή σύμβολο επιβράβευσης για την ορθή συμμετοχή του στο μάθημα, αυξάνεται η πιθανότητα να επαναλάβει τη συγκεκριμένη συμπεριφορά. Η αυτοπαρατήρηση περιλαμβάνει τη διαδικασία κατά την οποία ο ίδιος ο μαθητής παρακολουθεί και καταγράφει τη συμπεριφορά του, ενισχύοντας την προσωπική του εμπλοκή και αυτορρύθμιση. Η σταδιακή ενίσχυση (shaping) εφαρμόζεται όταν επιβραβεύονται αρχικά πιο απλές ή προσεγγιστικές μορφές της επιθυμητής συμπεριφοράς και σταδιακά αυξάνονται τα κριτήρια μέχρι την πλήρη κατάκτησή της. Για παράδειγμα, στην περίπτωση ενός μαθητή που δυσκολεύεται να παραμένει συγκεντρωμένος για μεγάλο χρονικό διάστημα, η ενίσχυση ξεκινά από μικρότερες χρονικές διάρκειες και σταδιακά επεκτείνεται [103].

Στο έργο του *Teaching Machines*, ο Skinner (1958) υπογράμμισε ότι η εστίαση της διδασκαλίας δεν είναι στην επαλήθευση θεωριών, αλλά στον εντοπισμό και τον έλεγχο των μεταβλητών που επηρεάζουν τη μάθηση. Αυτό σημαίνει ότι ο εκπαιδευτικός καλείται να διαμορφώσει το μαθησιακό περιβάλλον με τρόπο που διευκολύνει την εμφάνιση των επιθυμητών συμπεριφορών. Για παράδειγμα, μπορεί να τροποποιήσει τη σειρά των ερωτήσεων, να προσφέρει άμεση ανατροφοδότηση ή να προσαρμόσει το επίπεδο δυσκολίας ανάλογα με τις ανάγκες των μαθητών. Μέσα από τέτοιου είδους ρυθμίσεις, επιτυγχάνεται

η συστηματική καθοδήγηση της μάθησης και η ενίσχυση της αποτελεσματικότητας της διδασκαλίας [104].

Μία από τις πλέον διαδεδομένες και τεκμηριωμένες προσεγγίσεις για την αντιμετώπιση ανεπιθύμητων συμπεριφορών στο σχολικό πλαίσιο είναι η τροποποίηση της συμπεριφοράς (behavior modification), η οποία στηρίζεται στη συστηματική εφαρμογή αρχών ενίσχυσης με σκοπό την ενίσχυση επιθυμητών και την εξασθένιση ανεπιθύμητων συμπεριφορών. Ένα ιδιαίτερα αποδοτικό παράδειγμα αυτής της προσέγγισης είναι το σύστημα οικονομίας με σύμβολα (token economy), όπου οι μαθητές λαμβάνουν ουδέτερα ερεθίσματα (όπως πόντους ή αυτοκόλλητα) ως επιβράβευση για την εμφάνιση θετικών συμπεριφορών. Στη συνέχεια, τα σύμβολα αυτά μπορούν να εξαργυρωθούν με ενισχυτικά ερεθίσματα, όπως μικρά βραβεία ή προνόμια. Η εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματική στη μείωση διαταρακτικών συμπεριφορών, στη βελτίωση της συνεργασίας και της ακαδημαϊκής απόδοσης, καθώς και στη διαμόρφωση ενός πιο θετικού και υποστηρικτικού μαθησιακού περιβάλλοντος [105].

Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην *αυτοδιαχείριση* (self-management), όπου ο μαθητής ανταμείβει ο ίδιος τον εαυτό του όταν επιτυγχάνει έναν στόχο. Μελέτες έδειξαν ότι τέτοια προγράμματα (όπως παρακολούθηση προόδου με πόντους ή επιβράβευση με χρόνο ελεύθερης δραστηριότητας) ενισχύουν την επιμονή και την απόδοση, ειδικά όταν συνδυάζονται με στρατηγικές αυτοπαρατήρησης [106].

Επιπλέον, η αρχή του Premack προσέφερε έναν πρακτικό και ευέλικτο τρόπο επιλογής ενισχυτών με βάση τη συχνότητα εμφάνισης συγκεκριμένων συμπεριφορών. Σύμφωνα με αυτή την αρχή, μια δραστηριότητα που έχει υψηλή πιθανότητα να συμβεί αυθόρμητα (δηλαδή την προτιμά ή την επιλέγει συχνά το άτομο), μπορεί να λειτουργήσει ως ενισχυτής για μια δραστηριότητα που έχει χαμηλότερη πιθανότητα εμφάνισης. Με άλλα λόγια, για να ενισχυθεί μια λιγότερο επιθυμητή ή συχνή συμπεριφορά, μπορούμε να δώσουμε πρόσβαση σε μια πιο ελκυστική δραστηριότητα αφού ολοκληρωθεί η πρώτη. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η φράση: «όταν τελειώσεις το γράψιμο, μπορείς να πας στη βιβλιοθήκη», όπου η πρόσβαση στη βιβλιοθήκη λειτουργεί ως ενίσχυση για την ολοκλήρωση της γραπτής εργασίας. Η προσέγγιση αυτή βασίζεται όχι απαραίτητα στις υποκειμενικές προτιμήσεις των μαθητών, αλλά στη σχετική συχνότητα με την οποία επιλέγονται οι συμπεριφορές σε συνθήκες ελεύθερης επιλογής. Έτσι, ο σχεδιασμός εκ-

παιδευτικών παρεμβάσεων μπορεί να αξιοποιεί ήδη υπάρχουσες δραστηριότητες του μαθητή, χωρίς την ανάγκη εισαγωγής εξωτερικών ενισχυτών (όπως τρόφιμα ή υλικά αγαθά). Επιπλέον, οι τεχνικές του τύπου «πρώτα – μετά» (για παράδειγμα «πρώτα θα κάνεις την άσκηση και μετά θα παίξεις στον υπολογιστή») ενσαρκώνουν στην πράξη τη δομή της αρχής του Premack, διευκολύνοντας την εφαρμογή της σε τάξεις και θεραπευτικά πλαίσια με τρόπο κατανοητό και προσβάσιμο [107].

Συνοψίζοντας, οι εμπειρικές εφαρμογές του συμπεριφορισμού στην εκπαίδευση αποδεικνύουν τη λειτουργικότητα και την αποτελεσματικότητα των αρχών του, ιδίως σε πλαίσια που απαιτούν σαφείς κανόνες, προβλέψιμα αποτελέσματα και συστηματική ενίσχυση. Παρότι νεότερες θεωρίες εμπλουτίζουν την κατανόηση της μάθησης με γνωστικά και κοινωνικά στοιχεία, οι συμπεριφοριστικές τεχνικές εξακολουθούν να προσφέρουν χρήσιμα εργαλεία για την υποστήριξη της εκπαιδευτικής διαδικασίας, ιδιαίτερα σε μαθητές που ωφελούνται από σαφείς, μετρήσιμες και προοδευτικά διαβαθμισμένες παρεμβάσεις.

Κριτική και Σύγχρονες Εφαρμογές του Συμπεριφορισμού

Παρότι ο συμπεριφορισμός συνέβαλε καθοριστικά στη διαμόρφωση της εκπαιδευτικής ψυχολογίας και της παιδαγωγικής πράξης, έχει δεχτεί σημαντική κριτική, κυρίως λόγω των περιορισμών του ως προς την κατανόηση πιο σύνθετων μορφών μάθησης. Η κεντρική του παραδοχή ότι η μάθηση προκύπτει αποκλειστικά από παρατηρήσιμες αλληλεπιδράσεις ερεθισμάτων–αντιδράσεων δεν μπορεί να εξηγήσει ικανοποιητικά γνωστικά, μεταγνωστικά ή συναισθηματικά φαινόμενα της μάθησης, όπως η κατανόηση, η σκέψη, η επίλυση προβλήματος και η δημιουργικότητα [108].

Σύγχρονες γνωστικές θεωρίες μάθησης, όπως η θεωρία της επεξεργασίας της πληροφορίας ή η κοινωνική γνωστική θεωρία, τόνισαν την ανάγκη για ενσωμάτωση εσωτερικών διεργασιών, όπως οι πεποιθήσεις, τα κίνητρα και η αυτορρύθμιση. Όπως επισημαίνει ο Bandura, η παρατήρηση και η ενίσχυση δεν επαρκούν από μόνες τους· ο μαθητής συμμετέχει ενεργά, ερμηνεύει και αξιολογεί τα ερεθίσματα βάσει προηγούμενης εμπειρίας και προσδοκιών [109].

Ένα ακόμη σημείο κριτικής αφορά την εφαρμογή της θετικής ενίσχυσης και του ελέγχου της συμπεριφοράς σε σχολικά περιβάλλοντα. Αν και αυτές οι τεχνικές μπορεί να είναι

αποτελεσματικές, υπάρχει ο κίνδυνος να οδηγήσουν σε υπερβολικά ελεγχόμενες συνθήκες μάθησης, οι οποίες περιορίζουν την πρωτοβουλία και την αυτενέργεια των μαθητών. Επιπλέον, έχει επισημανθεί ότι η συχνή χρήση εξωτερικών ενισχυτών μπορεί να αποδυναμώσει την εσωτερική παρακίνηση, ιδίως όταν οι μαθητές εκλαμβάνουν τη μάθηση ως μέσο απόκτησης ανταμοιβών και όχι ως διαδικασία προσωπικής ανάπτυξης [110].

Παρόλα αυτά, πολλές από τις τεχνικές του συμπεριφορισμού, όπως η θετική ενίσχυση, παραμένουν χρήσιμες σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, ιδιαίτερα όταν απαιτείται η ανάπτυξη βασικών δεξιοτήτων ή η διαχείριση προβληματικών συμπεριφορών. Οι τεχνικές αυτές χρησιμοποιούνται ευρέως και σήμερα, κυρίως σε συνδυασμό με γνωστικές και κοινωνικές στρατηγικές μάθησης, στο πλαίσιο μιας πιο σύνθετης και ρεαλιστικής προσέγγισης της εκπαιδευτικής πράξης [111].

Ο συμπεριφορισμός θεωρείται ιδιαίτερα κατάλληλος για τη διδασκαλία παιδιών προσχολικής και πρώτης σχολικής ηλικίας (Νηπιαγωγείο – Δημοτικό), καθώς οι μαθητές σε αυτές τις ηλικίες τείνουν να ανταποκρίνονται καλύτερα σε εξωτερική καθοδήγηση, σαφή ερεθίσματα και άμεσες ενισχύσεις. Σε αυτές τις φάσεις, η διδασκαλία βασικών δεξιοτήτων (ανάγνωση, γραφή, αριθμητική, κοινωνική συμπεριφορά) μέσω θετικής ενίσχυσης ή συστημάτων επιβράβευσης έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματική. Σε μεγαλύτερες ηλικίες, όπως στο Γυμνάσιο και το Λύκειο, η αποτελεσματικότητα του συμπεριφορισμού εξαρτάται από τον τρόπο ενσωμάτωσής του. Οι εξωτερικές ενισχύσεις δεν πρέπει να υποκαθιστούν την εσωτερική παρακίνηση, αλλά να λειτουργούν ενισχυτικά στο πλαίσιο ενός πιο σύνθετου μαθησιακού περιβάλλοντος που προάγει τη μεταγνώση, την αυτορρύθμιση και την προσωπική ανάγκη για τη μάθηση.

3.2.2 Γνωστικές Θεωρίες Μάθησης

Επεξεργασία Πληροφορίας

Οι *θεωρίες επεξεργασίας πληροφορίας* (information processing theories) περιγράφουν τη μάθηση ως μια διαδικασία κατά την οποία η πληροφορία μετασχηματίζεται, οργανώνεται και αποθηκεύεται μέσω εσωτερικών γνωστικών μηχανισμών. Σε αντίθεση με τον συμπεριφορισμό, που εστιάζει στις παρατηρήσιμες αντιδράσεις, οι γνωστικές θεωρίες τονίζουν ότι η μάθηση προκύπτει από την ενεργή συμμετοχή του μαθητή στην κατανό-

ηση και επεξεργασία της πληροφορίας. Η διαδικασία αυτή επηρεάζεται από παράγοντες όπως η προσοχή, η αντίληψη, η προϋπάρχουσα γνώση και οι γνωστικές στρατηγικές που χρησιμοποιεί το άτομο.

Κεντρική θέση στις θεωρίες αυτές καταλαμβάνει το *μοντέλο διττής μνήμης* (dual memory model) των Atkinson και Shiffrin (1968), το οποίο συχνά περιγράφεται ως μοντέλο αποθήκευσης και μεταφοράς πληροφοριών. Το μοντέλο αυτό βασίζεται εν μέρει στην αναλογία με τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Όπως ένας υπολογιστής διαθέτει αισθητήρες εισόδου, προσωρινή μνήμη (RAM) και μακροπρόθεσμη μνήμη (SSD), έτσι και το ανθρώπινο γνωστικό σύστημα περιλαμβάνει αισθητηριακούς καταχωρητές, βραχυπρόθεσμη (εργαζόμενη) μνήμη και μακροπρόθεσμη μνήμη [112]. Η αναλογία αυτή υπήρξε καθοριστική για τη διαμόρφωση του μοντέλου, καθώς επέτρεψε να περιγραφεί η λειτουργία της μνήμης με διακριτά στάδια: εισόδου, επεξεργασίας και εξόδου της πληροφορίας.

Η πληροφορία εισέρχεται στο σύστημα μέσω των αισθητηριακών καταχωρητών (όπως οπτικός ή ακουστικός), παραμένει για ελάχιστο χρόνο και, εφόσον εστιαστεί η προσοχή, μεταφέρεται στην εργαζόμενη μνήμη. Η εργαζόμενη μνήμη λειτουργεί ως προσωρινός χώρος επεξεργασίας, στον οποίο εφαρμόζονται γνωστικές στρατηγικές όπως η επανάληψη και η κωδικοποίηση. Η πληροφορία που επεξεργάζεται με επαρκή βάθος μπορεί στη συνέχεια να μεταφερθεί στη μακροπρόθεσμη μνήμη, όπου αποθηκεύεται μόνιμα. Σημαντικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία παίζει η προϋπάρχουσα γνώση, η οποία καθοδηγεί την ερμηνεία και ενσωμάτωση της νέας πληροφορίας μέσω γνωστικών σχημάτων (schemas) [113].

Η εγκυρότητα του μοντέλου επιβεβαιώνεται μέσα από πλήθος πειραματικών δεδομένων. Ενδεικτικά, τα κλασικά πειράματα των Peterson (1959) έδειξαν ότι η βραχυπρόθεσμη μνήμη έχει περιορισμένη διάρκεια (15–30 δευτερόλεπτα) χωρίς επανάληψη [114]. Παράλληλα, τα ευρήματα της Milner (1966) από ασθενείς με βλάβες στον ιππόκαμπο έδειξαν ότι, ενώ διατηρούν την ικανότητα άμεσης καταγραφής πληροφορίας (short-term), αδυνατούν να αποθηκεύσουν νέες πληροφορίες στη μακροπρόθεσμη μνήμη, προσφέροντας ισχυρή ένδειξη ύπαρξης ξεχωριστών συστημάτων μνήμης [115].

Συνοπτικά, οι θεωρίες επεξεργασίας πληροφορίας προσφέρουν ένα λειτουργικό πλαίσιο που ερμηνεύει αποτελεσματικά μεγάλο εύρος φαινομένων σχετικών με τη μάθηση, την αποθήκευση και την ανάκληση πληροφορίας.

Οργάνωσης Μνήμης

Εκτός από τη διαδικασία αποθήκευσης της πληροφορίας, ιδιαίτερη σημασία έχει και ο τρόπος με τον οποίο η γνώση οργανώνεται στη μακροπρόθεσμη μνήμη. Οι θεωρίες οργάνωσης μνήμης επιχειρούν να εξηγήσουν πώς οι πληροφορίες αναπαρίστανται, συνδέονται και ανακαλούνται. Έχουν προταθεί διάφορα μοντέλα που περιγράφουν διαφορετικούς μηχανισμούς οργάνωσης της γνώσης:

- **Ιεραρχικά δίκτυα (hierarchical networks)**: Στο μοντέλο αυτό, η γνώση οργανώνεται σε επίπεδα, με γενικές έννοιες στην κορυφή και πιο εξειδικευμένες στο κάτω μέρος. Για παράδειγμα, η έννοια "ζώο" βρίσκεται σε ανώτερο επίπεδο από την έννοια "πουλί", η οποία με τη σειρά της είναι ανώτερη από την έννοια "καναρίνι". Το μοντέλο των Collins και Quillian (1969) υποστηρίζει ότι ο χρόνος ανάκλησης μιας πληροφορίας εξαρτάται από την απόσταση μεταξύ των κόμβων στην ιεραρχία [116].

- **Συστήματα παραγωγής (production systems)**: Αυτά τα μοντέλα οργανώνουν τη γνώση μέσω κανόνων τύπου «αν–τότε». Κάθε κανόνας ενεργοποιείται όταν πληρούνται συγκεκριμένες συνθήκες. Το μοντέλο ACT* του Anderson (1983) είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα, όπου η γνώση οργανώνεται σε δηλωτική (γεγονότα και έννοιες) και διαδικαστική (κανόνες εφαρμογής) [117].

- **Συνδετικά μοντέλα (connectionist models)**: Η γνώση αναπαρίσταται σε ένα δίκτυο κόμβων, όπου οι συνδέσεις ενισχύονται μέσω εμπειρίας και ταυτόχρονης ενεργοποίησης. Τα μοντέλα αυτά, όπως το Parallel Distributed Processing (PDP) των Rumelhart και McClelland (1986), προτείνουν ότι η γνώση είναι κατανεμημένη και όχι συγκεντρωμένη σε έναν κόμβο[4], προσφέροντας εξηγήσεις για τη γενίκευση και τη μάθηση από παραδείγματα [118].

Η μάθηση ενισχύεται όταν υποστηρίζεται από στρατηγικές που διευκολύνουν την οργάνωση και τη νοηματοδότηση της πληροφορίας. Τέτοιες στρατηγικές είναι οι *προοργα-*

[4]Είναι αξιοσημείωτο ότι τα συνδετικά μοντέλα της γνωστικής ψυχολογίας παρουσιάζουν δομικές ομοιότητες με τον τρόπο αποθήκευσης και επεξεργασίας πληροφορίας στα σύγχρονα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, όπως αναλύθηκε στην ενότητα 2.5.1. Και στις δύο περιπτώσεις, η γνώση αναπαρίσταται μέσω κατανεμημένων μοτίβων ενεργοποίησης και προκύπτει ως αποτέλεσμα της στατιστικής εκμάθησης από εμπειρικά δεδομένα, χωρίς την ανάγκη ρητής αναπαράστασης κανόνων.

νωτές (advance organizers) [119], οι *εννοιολογικοί χάρτες* (concept maps) και η κατηγοριοποίηση, οι οποίες βοηθούν στη σύνδεση της νέας γνώσης με προϋπάρχουσες έννοιες, ενισχύοντας τη σημασιολογική επεξεργασία και την πιθανότητα αποθήκευσης στη μακροπρόθεσμη μνήμη.

Γνωστικός Φόρτος

Η *θεωρία του γνωστικού φόρτου* (Cognitive Load Theory), που διατυπώθηκε από τον Sweller (1988), εστιάζει στον τρόπο με τον οποίο η διάρθρωση της πληροφορίας και ο σχεδιασμός της διδασκαλίας επηρεάζουν τη μάθηση. Κεντρική παραδοχή της θεωρίας είναι ότι η εργαζόμενη μνήμη διαθέτει περιορισμένη χωρητικότητα και μπορεί εύκολα να υπερφορτωθεί όταν καλείται να επεξεργαστεί πολύπλοκες ή υπερβολικά πολλές πληροφορίες ταυτόχρονα.

Η θεωρία διακρίνει τρεις τύπους γνωστικού φόρτου:

- **Εγγενής φόρτος (intrinsic load)**: Προκύπτει από τη φύση και τη δυσκολία του ίδιου του γνωστικού αντικειμένου.
- **Εξωγενής φόρτος (extraneous load)**: Οφείλεται στον τρόπο παρουσίασης της πληροφορίας και μπορεί να αυξηθεί όταν το υλικό δεν είναι καλά οργανωμένο.
- **Επικουρικός φόρτος (germane load)**: Αναφέρεται στη γνωστική προσπάθεια που επενδύει το άτομο για την κατασκευή και ενίσχυση σχημάτων (schemas).

Η αποτελεσματική διδασκαλία επιδιώκει να ελαχιστοποιεί τον εξωγενή φόρτο και να υποστηρίζει τον επικουρικό φόρτο, ώστε να διευκολύνεται η μάθηση χωρίς να εξαντλούνται οι περιορισμένοι πόροι της εργαζόμενης μνήμης. Τεχνικές όπως η σταδιακή παρουσίαση των πληροφοριών, η χρήση παραδειγμάτων, η αποφυγή περιττών ή αντιφατικών πληροφοριών (redundancy effect) και η παροχή οπτικών βοηθημάτων είναι στρατηγικές που ενισχύουν τη μαθησιακή αποτελεσματικότητα στο πλαίσιο του γνωστικού φόρτου [120].

Η θεωρία αυτή συνδέεται στενά με τις θεωρίες επεξεργασίας πληροφορίας και οργάνωσης μνήμης, προσφέροντας ένα πρακτικό εργαλείο για τον σχεδιασμό διδασκαλίας που λαμβάνει υπόψη τους περιορισμούς της ανθρώπινης μνήμης.

Μεταγνωστικές Θεωρίες

Οι μεταγνωστικές θεωρίες εστιάζουν στην ικανότητα του ατόμου να γνωρίζει και να ρυθμίζει τις ίδιες του τις γνωστικές διεργασίες. Ο όρος *μεταγνώση* (metacognition) εισήχθη από τον Flavell (1979) και αναφέρεται τόσο στην επίγνωση των γνωστικών διεργασιών όσο και στη δυνατότητα ελέγχου και προσαρμογής τους κατά τη διάρκεια της μάθησης [121].

Η μεταγνώση περιλαμβάνει δύο κύριες συνιστώσες:

- **Μεταγνωστική γνώση (metacognitive knowledge)**: Αναφέρεται στην επίγνωση του ατόμου για τις γνωστικές διεργασίες του, για παράδειγμα, τι γνωρίζει, πώς το γνωρίζει και ποιες στρατηγικές μπορεί να χρησιμοποιήσει.

- **Μεταγνωστική ρύθμιση (metacognitive regulation)**: Περιλαμβάνει τη χρήση δεξιοτήτων που βοηθούν στη διαχείριση της μάθησης, όπως ο σχεδιασμός, η παρακολούθηση και η αξιολόγηση της πορείας της μάθησης.

Ο Flavell υποστήριξε ότι η μεταγνώση παίζει καθοριστικό ρόλο στην επιτυχή μάθηση, καθώς επιτρέπει στο άτομο να προσαρμόζει τη γνωστική του δραστηριότητα ανάλογα με τις απαιτήσεις κάθε μαθησιακής κατάστασης. Όπως επισημαίνει, η μεταγνώση περιλαμβάνει την επίγνωση τόσο του «τι γνωρίζω» όσο και του «πώς το γνωρίζω», κάτι που επιτρέπει στους μαθητές να επιλέγουν και να εφαρμόζουν κατάλληλες στρατηγικές μάθησης [121].

Πρακτικά, η μεταγνώση εκδηλώνεται μέσω τριών βασικών δεξιοτήτων:

- **Σχεδιασμός (planning)**: Ο μαθητής καθορίζει εκ των προτέρων τον τρόπο με τον οποίο θα προσεγγίσει μια μαθησιακή εργασία. Για παράδειγμα, πριν μελετήσει ένα κείμενο φυσικής, μπορεί να επιλέξει πρώτα να διαβάσει τις επικεφαλίδες και να θέσει ερωτήματα για το περιεχόμενο.

- **Παρακολούθηση (monitoring)**: Κατά τη διάρκεια της μάθησης, αξιολογεί αν κατανοεί όσα διαβάζει ή αν χρειάζεται να επαναλάβει κάποιο σημείο. Για παράδειγμα, αν διαπιστώσει ότι δεν καταλαβαίνει μια εξίσωση, μπορεί να σταματήσει και να προσπαθήσει να τη συνδέσει με προηγούμενη γνώση.

- **Αξιολόγηση (evaluating)**: Μετά την ολοκλήρωση της μάθησης, αναλογίζεται τι λειτούργησε αποτελεσματικά, τι όχι, και τι θα μπορούσε να βελτιώσει την επόμενη φορά.

Η ανάπτυξη μεταγνωστικών δεξιοτήτων συνδέεται άμεσα με την έννοια της *αυτορρυθμιζόμενης μάθησης* (self-regulated learning). Οι μαθητές που κατέχουν τέτοιες δεξιότητες έχουν τη δυνατότητα να ελέγχουν την πορεία της μάθησής τους, να αναγνωρίζουν σφάλματα και να τα διορθώνουν, γεγονός που τους καθιστά πιο αυτόνομους και αποτελεσματικούς [122].

Για παράδειγμα, ένας μαθητής που, ενώ λύνει ένα μαθηματικό πρόβλημα, παρατηρεί ότι κάνει επαναλαμβανόμενα λάθη σε συγκεκριμένα βήματα, μπορεί να αναστοχαστεί πάνω στη διαδικασία, να αλλάξει προσέγγιση και να επιβεβαιώνει κάθε ενδιάμεσο στάδιο. Αυτό το είδος επίγνωσης και αυτοδιόρθωσης αποτελεί την ουσία της μεταγνωστικής λειτουργίας.

Αυτορρύθμιση της Μάθησης

Οι *θεωρίες αυτορρύθμισης της μάθησης* (self-regulated learning theories) εξετάζουν τον τρόπο με τον οποίο οι μαθητές αναλαμβάνουν ενεργό ρόλο στη διαχείριση της μαθησιακής τους διαδικασίας. Η αυτορρύθμιση της μάθησης αναφέρεται στην ικανότητα των μαθητών να θέτουν στόχους, να επιλέγουν και να εφαρμόζουν στρατηγικές, να παρακολουθούν την πρόοδό τους και να προσαρμόζουν τη συμπεριφορά τους ανάλογα με τις απαιτήσεις της μάθησης.

Ένας από τους βασικούς εκπροσώπους αυτής της προσέγγισης είναι ο Zimmerman (2002), ο οποίος πρότεινε ένα κυκλικό μοντέλο αυτορρύθμισης που περιλαμβάνει τρεις φάσεις:

- **Φάση προσανατολισμού (forethought phase)**: Ο μαθητής θέτει στόχους και επιλέγει στρατηγικές για να τους επιτύχει, λαμβάνοντας υπόψη τα κίνητρα και τις προσδοκίες του.

- **Φάση εκτέλεσης (performance phase)**: Κατά την εκτέλεση της μαθησιακής δραστηριότητας, ο μαθητής εφαρμόζει τις στρατηγικές, παρακολουθεί την απόδοσή του και προσαρμόζει τη συμπεριφορά του εφόσον χρειαστεί.

- **Φάση αναστοχασμού (self-reflection phase)**: Ο μαθητής αξιολογεί την απόδοσή του και αναστοχάζεται σχετικά με την αποτελεσματικότητα των στρατηγικών που χρησιμοποίησε, προκειμένου να βελτιώσει τη μαθησιακή διαδικασία στο μέλλον [122].

Αντίστοιχα, οι Hadwin, Järvelä και Miller (2018) επεκτείνουν το μοντέλο αυτό, δίνοντας έμφαση και στις κοινωνικές διαστάσεις της αυτορρύθμισης μέσω της έννοιας της κοινωνικά διαμοιραζόμενης ρύθμισης της μάθησης (socially shared regulation of learning). Η προσέγγιση αυτή αναγνωρίζει ότι η ρύθμιση της μάθησης μπορεί να είναι αποτέλεσμα συνεργασίας και αλληλεπίδρασης μεταξύ μαθητών, ιδιαίτερα σε ομαδικά μαθησιακά περιβάλλοντα [123].

Η αυτορρύθμιση της μάθησης συνδέεται άμεσα με τη μεταγνώση, καθώς προϋποθέτει τόσο την επίγνωση των γνωστικών διεργασιών όσο και τη συνειδητή διαχείρισή τους. Μαθητές που αναπτύσσουν δεξιότητες αυτορρύθμισης τείνουν να επιδεικνύουν μεγαλύτερη αυτονομία, επιμονή και ικανότητα προσαρμογής στις μαθησιακές προκλήσεις.

Για παράδειγμα, ένας μαθητής που παρατηρεί ότι καθυστερεί συστηματικά την έναρξη της μελέτης του, μπορεί να θέσει συγκεκριμένους στόχους, να χρησιμοποιήσει χρονοδιαγράμματα ή να εφαρμόσει στρατηγικές αυτοενίσχυσης προκειμένου να βελτιώσει τη διαχείριση του χρόνου του.

Κατανόηση Εννοιών και Επίλυση Προβλημάτων

Η μάθηση, σύμφωνα με τις γνωστικές θεωρίες, αποτελεί μια σύνθετη διαδικασία που περιλαμβάνει την απόκτηση δεξιοτήτων, την κατανόηση εννοιών, την επίλυση προβλημάτων και την ικανότητα αξιοποίησης της γνώσης σε διαφορετικές καταστάσεις [93]. Η γνωστική ανάπτυξη δεν περιορίζεται στην απλή αποστήθιση πληροφοριών· αντιθέτως, προϋποθέτει βαθιά κατανόηση και ευελιξία στην εφαρμογή όσων έχουν μάθει οι μαθητές σε ποικίλα μαθησιακά περιβάλλοντα.

Αυτές οι θεωρητικές παραδοχές επιβεβαιώνονται και από εμπειρικά ευρήματα της ερευνητικής προσέγγισης «ειδικών και αρχαρίων» (expert – novice research), η οποία εστιάζει στη μελέτη διαφορών μεταξύ έμπειρων και αρχάριων μαθητών κατά την επίλυση προβλημάτων. Ένα βασικό συμπέρασμα αυτής της προσέγγισης είναι ότι οι ειδικοί

τείνουν να οργανώνουν τις πληροφορίες σε εννοιολογικά πλούσια σχήματα (schemas), τα οποία διευκολύνουν την αναγνώριση μοτίβων και την επιλογή κατάλληλων στρατηγικών επίλυσης. Αντίθετα, οι αρχάριοι συχνά εστιάζουν σε επιφανειακά χαρακτηριστικά των προβλημάτων και αντιμετωπίζουν δυσκολίες στη μεταφορά γνώσης σε νέα πλαίσια [124; 125]. Οι ειδικοί επίσης αξιοποιούν ευέλικτες στρατηγικές, ανάλογα με τις απαιτήσεις της κατάστασης, και επιδεικνύουν υψηλότερο βαθμό μεταγνωστικής επίγνωσης.

Η κατανόηση εννοιών και η επίλυση προβλημάτων αποτελούν βασικούς στόχους της εκπαίδευσης και απαιτούν την ενεργοποίηση σύνθετων γνωστικών στρατηγικών και ευρετικών κανόνων (heuristics), δηλαδή γενικών μεθόδων που καθοδηγούν τη σκέψη χωρίς να εγγυώνται απαραίτητα τη σωστή λύση. Οι στρατηγικές αυτές δεν είναι έμφυτες, αλλά μαθαίνονται σταδιακά μέσα από την εμπειρία, την εξάσκηση και τη διδασκαλία.

Μια από τις πιο ευρέως αναγνωρισμένες ευρετικές είναι η ανάλυση μέσου–σκοπού (means–ends analysis), όπου το άτομο εντοπίζει τη διαφορά ανάμεσα στην παρούσα κατάσταση και τον επιθυμητό στόχο και σχεδιάζει ενέργειες που μειώνουν προοδευτικά αυτή τη διαφορά [126]. Για παράδειγμα, κατά την επίλυση ενός προβλήματος φυσικής, ένας μαθητής μπορεί να σκεφτεί: «Δεν γνωρίζω την ταχύτητα, αλλά έχω τον χρόνο και την απόσταση – ποιος τύπος θα με βοηθήσει να τη βρω;»

Η χρήση αναλογιών (analogical reasoning) είναι μια άλλη στρατηγική, όπου οι μαθητές επιλύουν ένα νέο πρόβλημα με βάση τη δομή ενός παλαιότερου προβλήματος που ήδη γνωρίζουν [127]. Για παράδειγμα, η κατανόηση του κυκλοφορικού συστήματος ως αναλογία με ένα δίκτυο σωλήνων που μεταφέρουν νερό μπορεί να βοηθήσει τους μαθητές να κατανοήσουν την κυκλοφορία του αίματος.

Η αναπαράσταση του προβλήματος (problem representation) είναι επίσης σημαντική. Αυτή περιλαμβάνει τον τρόπο με τον οποίο ο μαθητής κατανοεί, οργανώνει και απεικονίζει το πρόβλημα εσωτερικά (ως σχήμα, γράφημα ή αλγεβρική εξίσωση). Οι επιτυχημένοι επιλυτές προβλημάτων συχνά αλλάζουν την αναπαράσταση ενός προβλήματος μέχρι να βρουν έναν τρόπο που τους επιτρέπει να προχωρήσουν στη λύση [127].

Η αποτελεσματική διδασκαλία αυτών των δεξιοτήτων δεν περιορίζεται στη μετάδοση γνώσεων, αλλά στη δημιουργία συνθηκών που προάγουν τη γνωστική εμπλοκή των μαθητών. Αυτό επιτυγχάνεται μέσα από:

- τη χρήση παραδειγμάτων που δείχνουν βήμα προς βήμα τη διαδικασία σκέψης,

- διερευνητικές ερωτήσεις που ενθαρρύνουν τον μαθητή να αιτιολογήσει τις επιλογές του («Γιατί επέλεξες αυτή τη μέθοδο;»),
- προβληματοκεντρικές δραστηριότητες που θέτουν αυθεντικά και ανοιχτά προβλήματα προς επίλυση, και
- την ενεργή συμμετοχή των μαθητών, η οποία ενισχύει την αίσθηση ελέγχου και την εσωτερίκευση των στρατηγικών.

Όταν οι μαθητές μαθαίνουν να σκέφτονται στρατηγικά, αυξάνονται οι πιθανότητες να εφαρμόσουν τη γνώση σε νέες καταστάσεις, οδηγώντας στη μεταφορά μάθησης (transfer) που είναι και το βασικό ζητούμενο της γνωστικής θεωρίας της μάθησης [93].

Κριτική και Σύγχρονες Εφαρμογές των Γνωστικών Θεωριών

Οι γνωστικές θεωρίες μάθησης έχουν διαμορφώσει ένα σταθερό και οργανωμένο πλαίσιο για την κατανόηση της μάθησης ως μιας διαδικασίας νοητικής επεξεργασίας. Εστιάζουν στον τρόπο με τον οποίο οι μαθητές προσλαμβάνουν, οργανώνουν, αποθηκεύουν και ανακαλούν πληροφορίες, δίνοντας έμφαση σε εσωτερικές γνωστικές λειτουργίες, όπως η προσοχή, η μνήμη και η επεξεργασία νοημάτων [93; 128].

Παρά τη σημαντική συνεισφορά τους, οι γνωστικές προσεγγίσεις έχουν δεχθεί κριτική για την περιορισμένη ενασχόλησή τους με τους συναισθηματικούς και κοινωνικούς παράγοντες της μάθησης. Συχνά, αντιμετωπίζουν τον μαθητή ως έναν καθαρά ορθολογικό επεξεργαστή πληροφοριών, χωρίς να λαμβάνουν υπόψη το πολιτισμικό και κοινωνικό πλαίσιο στο οποίο μαθαίνει [129; 130]. Ερευνητικά δεδομένα έχουν δείξει ότι η ικανότητα ενός ατόμου να επεξεργάζεται αποτελεσματικά τις πληροφορίες εξαρτάται όχι μόνο από τις γνωστικές του δεξιότητες, αλλά και από την υποστήριξη που λαμβάνει, την αλληλεπίδραση με άλλους και τη συναισθηματική του εμπλοκή στη μαθησιακή διαδικασία [131].

Παρά αυτές τις επιφυλάξεις, οι γνωστικές θεωρίες συνεχίζουν να παρέχουν πολύτιμες πρακτικές εφαρμογές στη διδασκαλία. Οι εκπαιδευτικοί μπορούν να αξιοποιούν στρατηγικές όπως:

- **Χρήση λυμένων παραδειγμάτων (worked examples)**, δηλαδή αναλυτικά λυμένα

προβλήματα που καθοδηγούν τους μαθητές βήμα προς βήμα στη διαδικασία επίλυσης [132].

- **Ενεργή ανάκληση (active recall)**, μέσω ερωτήσεων που ενθαρρύνουν τους μαθητές να ανακαλούν πληροφορίες χωρίς άμεση υποστήριξη, ενισχύοντας τη μακροπρόθεσμη μνήμη [133].
- **Καλλιέργεια στρατηγικής μάθησης (strategic learning)**, βοηθώντας τους μαθητές να επιλέγουν και να εφαρμόζουν κατάλληλες στρατηγικές ανάλογα με τις απαιτήσεις κάθε μαθησιακού περιβάλλοντος [134].

Η σύνδεση των γνωστικών θεωριών με μεταγνωστικές και κοινωνικογνωστικές προσεγγίσεις οδηγεί σε ένα πιο ολοκληρωμένο και ρεαλιστικό μοντέλο μάθησης. Σε αυτό το πλαίσιο λαμβάνεται υπόψη η αλληλεπίδραση μεταξύ της γνώσης, της στρατηγικής σκέψης, των συναισθημάτων και του κοινωνικού περιβάλλοντος. Τέτοιες προσεγγίσεις όχι μόνο ενισχύουν την ακαδημαϊκή επίδοση, αλλά και προάγουν την αυτενέργεια, την αυτορρύθμιση και την κριτική σκέψη των μαθητών [122; 123].

Αξίζει να σημειωθεί ότι οι γνωστικές θεωρίες βρίσκουν ευρύτερη εφαρμογή σε μαθητές δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, όταν οι ανώτερες γνωστικές λειτουργίες, όπως η μνήμη εργασίας, η αφηρημένη σκέψη και η μεταγνώση, έχουν αναπτυχθεί επαρκώς. Στις μικρότερες ηλικίες, όπως στην προσχολική εκπαίδευση, οι συμπεριφοριστικές προσεγγίσεις παραμένουν πιο κατάλληλες για την εκμάθηση βασικών δεξιοτήτων και τη διαμόρφωση συμπεριφοράς, καθώς βασίζονται σε άμεση ενίσχυση και εξωτερικά ερεθίσματα [135].

3.2.3 Οικοδόμηση Γνώσης

Ιστορική Εξέλιξη και Θεμελιωτές της Οικοδόμησης Γνώσης

Η οικοδόμηση γνώσης (constructivism) αποτελεί μία από τις πιο επιδραστικές θεωρητικές προσεγγίσεις στη σύγχρονη εκπαιδευτική ψυχολογία. Οι ρίζες του εντοπίζονται τόσο σε φιλοσοφικές αναζητήσεις για τη φύση της γνώσης όσο και σε ψυχολογικές θεωρίες για τη γνωστική ανάπτυξη. Κεντρική θέση της οικοδόμησης γνώσης αποτελεί η άποψη ότι η γνώση δεν μεταδίδεται παθητικά από το περιβάλλον στον μαθητή, αλλά

οικοδομείται ενεργητικά από τον ίδιο, μέσα από τη διαρκή αλληλεπίδραση με το περιβάλλον, τα ερεθίσματα και τα κοινωνικά συμφραζόμενα.

Ένας από τους θεμελιωτές των γνωστικών θεωριών είναι ο Jean Piaget (1896–1980), ο οποίος μελέτησε διεξοδικά τη γνωστική ανάπτυξη των παιδιών. Σύμφωνα με τη θεωρία του, η μάθηση είναι αποτέλεσμα της ενεργητικής διερεύνησης του κόσμου από το παιδί και των εσωτερικών νοητικών συγκρούσεων που προκύπτουν από την αλληλεπίδρασή του με το περιβάλλον. Ο Piaget περιέγραψε τις βασικές διεργασίες αφομοίωσης και προσαρμογής ως μέσα με τα οποία το άτομο ενσωματώνει τη νέα πληροφορία στα υπάρχοντα γνωστικά του σχήματα ή τροποποιεί αυτά τα σχήματα ώστε να ενσωματωθεί η νέα εμπειρία. Η ισορροπία ανάμεσα στις δύο αυτές διαδικασίες καλείται *εξισορρόπηση* (equilibration) και οδηγεί στη γνωστική ανάπτυξη και τη μάθηση [136].

Εξίσου καθοριστική για την οικοδόμηση γνώσης υπήρξε η συμβολή του Lev Vygotsky (1896–1934), ο οποίος έδωσε έμφαση στη σημασία του κοινωνικού και πολιτισμικού πλαισίου στη μαθησιακή διαδικασία. Αντίθετα με τον Piaget, ο Vygotsky υποστήριξε ότι η γνωστική ανάπτυξη είναι σε μεγάλο βαθμό προϊόν κοινωνικής αλληλεπίδρασης και πολιτισμικής διαμεσολάβησης. Η γλώσσα, τα εργαλεία σκέψης και η καθοδήγηση από άλλους παίζουν κεντρικό ρόλο στην οικοδόμηση της γνώσης. Ο ίδιος εισήγαγε τον όρο *Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης* (Zone of Proximal Development, ZEA), για να περιγράψει τη διαφορά ανάμεσα σε ό,τι μπορεί να επιτύχει το παιδί μόνο του και σε ό,τι μπορεί να επιτύχει με τη βοήθεια ενός πιο ικανού ατόμου, έννοια που θα αποτελέσει τη θεωρητική βάση για τη διδακτική σκαλωσιά, την οποία θα αναλύσουμε εκτενέστερα στην ενότητα 3.2.4 [137].

Πέραν των Piaget και Vygotsky, σημαντική υπήρξε και η συμβολή του Jerome Bruner (1915–2016), ο οποίος συνέδεσε την έννοια της οικοδόμηση γνώσης με το πεδίο της διδασκαλίας. Ο Bruner ανέδειξε τον ρόλο της ανακαλυπτικής μάθησης (discovery learning) και της ενεργού εμπλοκής του μαθητή, υποστηρίζοντας ότι η γνώση αποκτάται πληρέστερα όταν ο μαθητής την ανακαλύπτει μέσω καθοδηγούμενης διερεύνησης. Τόνισε τη σημασία της αναπαράστασης της γνώσης σε πολλαπλές μορφές (ενεργητική, εικονική, συμβολική), καθώς και τη χρήση ερωτήσεων και προβληματοκεντρικών καταστάσεων για την προαγωγή της σκέψης [138].

Συνοψίζοντας, η οικοδόμηση γνώσης δεν αποτελεί ενιαία θεωρία αλλά ένα πλαίσιο

ιδεών που ενσωματώνει γνωστικές, κοινωνικές και πολιτισμικές διαστάσεις της μάθησης. Η συμβολή των Piaget, Vygotsky και Bruner προσέφερε μια νέα θεώρηση της μάθησης ως ενεργητικής, προσωπικής και βαθιά συνδεδεμένης με το κοινωνικοπολιτισμικό πλαίσιο, θέτοντας τις βάσεις για σύγχρονες παιδαγωγικές προσεγγίσεις που εστιάζουν στον μαθητή και τη νοηματοδότηση της γνώσης.

Βασικές Αρχές της Οικοδόμηση Γνώσης

Η οικοδόμηση γνώσης θεμελιώνεται στην ιδέα ότι η γνώση δεν προσλαμβάνεται παθητικά, αλλά οικοδομείται ενεργητικά από τον μαθητή καθώς αυτός προσπαθεί να κατανοήσει τον κόσμο γύρω του. Η μαθησιακή διαδικασία θεωρείται μια δυναμική και προσωπική πράξη νοηματοδότησης, στην οποία ο μαθητής αξιοποιεί την προϋπάρχουσα γνώση, τις εμπειρίες του και το κοινωνικοπολιτισμικό πλαίσιο στο οποίο δρα. Οι βασικές αρχές που χαρακτηρίζουν την προσέγγιση της οικοδόμησης γνώσης στη μάθηση είναι οι εξής:

Ενεργός συμμετοχή του μαθητή. Η μάθηση προϋποθέτει τη συνεχή ενεργοποίηση του μαθητή. Δεν πρόκειται για μια απλή απομνημόνευση πληροφοριών, αλλά για μια διαδικασία κατά την οποία ο μαθητής κατασκευάζει, αναδιοργανώνει και επαναξιολογεί τις γνώσεις του. Μέσα από διερεύνηση, πειραματισμό, ερωτήσεις και δοκιμή στρατηγικών, ο μαθητής εμπλέκεται ενεργά στην απόκτηση της γνώσης, γεγονός που οδηγεί σε βαθύτερη κατανόηση και μακρόχρονη διατήρηση [93].

Μάθηση ως νοηματοδότηση. Η οικοδόμησης γνώσης υπογραμμίζει ότι η μάθηση αποκτάται όταν το νέο περιεχόμενο συνδέεται με τις ήδη υπάρχουσες γνώσεις και δομές του μαθητή. Η πληροφορία γίνεται γνώση μόνο όταν αποκτήσει νόημα για το υποκείμενο. Η ενσωμάτωση της νέας γνώσης σε υπάρχοντα γνωστικά σχήματα ή η αναδόμησή τους (cognitive restructuring) είναι κρίσιμη για την κατανόηση, σύμφωνα με τη θεωρία της εννοιολογικής αλλαγής [139].

Σημασία της προηγούμενης γνώσης. Η προϋπάρχουσα γνώση του μαθητή παίζει καθοριστικό ρόλο στην επεξεργασία της νέας πληροφορίας. Όπως έδειξαν έρευνες, οι μαθητές φέρνουν στο σχολείο προσωπικές θεωρίες για το πώς λειτουργεί ο κόσμος, οι οποίες

ενδέχεται να συγκρούονται με τη σχολική γνώση. Η διδασκαλία πρέπει να αναγνωρίζει, να ανασύρει και να ενεργοποιεί αυτές τις γνώσεις, και όπου χρειάζεται, να τις αναδομεί μέσω εμπειριών που προκαλούν *γνωστική σύγκρουση* (cognitive conflict) [140].

Ο ρόλος του περιβάλλοντος και της κοινωνικής αλληλεπίδρασης. Η γνώση είναι συμφραζόμενη (contextual) και αναπτύσσεται σε αλληλεπίδραση με το φυσικό και κοινωνικό περιβάλλον. Η έννοια της συμφραζόμενης μάθησης υποστηρίζει ότι η μάθηση είναι πιο αποτελεσματική όταν πραγματοποιείται σε περιβάλλοντα που προσομοιάζουν πραγματικές καταστάσεις και προβλήματα [141]. Η αλληλεπίδραση με άλλους (συμμαθητές, εκπαιδευτικούς, ενήλικες) ενισχύει τη γνωστική ανάπτυξη, προσφέροντας νέες οπτικές και προκλήσεις.

Συνεργατική μάθηση και κοινωνική διαπραγμάτευση. Η συνεργατική μάθηση αποτελεί βασικό εργαλείο για την υποστήριξη της οικοδόμησης της γνώσης. Μέσα από διάλογο, ανταλλαγή απόψεων και συλλογική επίλυση προβλημάτων, οι μαθητές συμμετέχουν σε διαδικασίες κοινωνικής διαπραγμάτευσης νοήματος. Η μάθηση δεν είναι ατομικό φαινόμενο αλλά κοινωνική διαδικασία, και η ομαδική εργασία λειτουργεί ως μηχανισμός έκθεσης σε εναλλακτικές αντιλήψεις [142].

Πολλαπλές αναπαραστάσεις της γνώσης. Σύμφωνα με τον Bruner και άλλους θεωρητικούς της οικοδόμησης γνώσης, η γνώση αποκτάται και αναπαρίσταται σε διαφορετικά επίπεδα και μορφές: ενεργητικές (πράξη), εικονικές (εικόνα/σχήμα) και συμβολικές (γλώσσα, μαθηματικά). Η ποικιλία τρόπων παρουσίασης και έκφρασης της πληροφορίας ενισχύει τη μάθηση, διευκολύνοντας τη σύνδεση με διαφορετικά μαθησιακά στυλ και διευρύνοντας τις δυνατότητες κατανόησης [143].

Εμπειρική Θεμελίωση και Παιδαγωγικές Εφαρμογές της Οικοδόμησης Γνώσης

Η προσέγγιση της οικοδόμησης γνώσης έχει προσφέρει τη βάση για ένα ευρύ φάσμα παιδαγωγικών εφαρμογών που δίνουν έμφαση στη διερεύνηση, τη συνεργασία και την ενεργό οικοδόμηση της γνώσης. Αντί για διδασκαλία που επικεντρώνεται στη μετάδοση πληροφοριών από τον εκπαιδευτικό προς τον μαθητή, προκρίνονται στρατηγικές

που επιτρέπουν στον μαθητή να κατανοεί, να ερμηνεύει και να εφαρμόζει τη γνώση σε αυθεντικά πλαίσια.

Ανακαλυπτική και Διερευνητική Μάθηση Ο Bruner (1961) ανέδειξε την ανακαλυπτική μάθηση (discovery learning) ως βασικό μηχανισμό απόκτησης γνώσης, τονίζοντας ότι οι μαθητές μαθαίνουν καλύτερα όταν οδηγούνται να ανακαλύψουν μόνοι τους τις αρχές και τις σχέσεις, με την καθοδήγηση του δασκάλου. Στη σύγχρονη της μορφή, η ανακαλυπτική μάθηση λειτουργεί στο πλαίσιο της *καθοδηγούμενης διερεύνησης* (guided inquiry), όπου ο εκπαιδευτικός διαμορφώνει το περιβάλλον, τα ερωτήματα και τα εργαλεία που επιτρέπουν στον μαθητή να φτάσει σε ουσιαστικές νοηματοδοτήσεις [144].

Συνεργατική και Κοινωνικά Κατανεμημένη Μάθηση Οι προσεγγίσεις που βασίζονται στην οικοδόμηση γνώσης προκρίνουν τη συνεργασία μεταξύ των μαθητών ως μηχανισμό μάθησης. Μέσα από αλληλεπίδραση, διαπραγμάτευση νοήματος και ανταλλαγή απόψεων, οι μαθητές οικοδομούν συλλογικά τη γνώση. Η στρατηγική της *συνεργατικής μάθησης* (cooperative learning) έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματική στη βελτίωση της κατανόησης, της συμμετοχής και της στάσης των μαθητών απέναντι στη μάθηση [145]. Επιπλέον, η θεωρία της *κοινωνικά κατανεμημένης γνώσης* (distributed cognition) αναγνωρίζει ότι η γνώση και η σκέψη δεν περιορίζονται στο άτομο, αλλά κατανεμούνται στο πλαίσιο: μεταξύ ανθρώπων και μαθησιακών εργαλείων[5] [146].

Προβληματοκεντρική και Αυθεντική Μάθηση Η *προβληματοκεντρική μάθηση* (problem - based learning) βασίζεται στην παρουσίαση αυθεντικών προβλημάτων τα οποία οι μαθητές καλούνται να επιλύσουν μέσω συνεργασίας, έρευνας και εφαρμογής γνώσεων. Η αυθεντικότητα του προβλήματος αυξάνει τη γνωστική εμπλοκή και τη μεταφορά μάθησης, καθώς οι μαθητές αντιλαμβάνονται τη γνώση ως χρήσιμο εργαλείο για την κατανόηση και διαχείριση του κόσμου [147]. Τέτοιες προσεγγίσεις είναι ιδιαιτέρως διαδεδομένες στην εκπαίδευση STEM, στην περιβαλλοντική εκπαίδευση και σε *διαθεματικά σχέδια εργασίας* (project-based learning).

[5]Με τον όρο *μαθησιακά εργαλεία* αναφερόμαστε σε φυσικά ή ψηφιακά μέσα που υποστηρίζουν τη μαθησιακή διαδικασία, όπως βιβλία, σημειώσεις, χάρτες εννοιών, υπολογιστικά φύλλα, διαγράμματα ή ακόμα και γλώσσα και σύμβολα. Αποτελούν τεχνουργήματα (artifacts) που συμβάλλουν στην οργάνωση, αποθήκευση και επεξεργασία της πληροφορίας.

Εννοιολογικοί Χάρτες και Στρατηγικές Οργάνωσης Η χρήση εννοιολογικών χαρτών ενισχύει την ικανότητα των μαθητών να οργανώνουν και να απεικονίζουν τις σχέσεις ανάμεσα σε έννοιες. Οι χάρτες αυτοί αποτελούν ισχυρό εργαλείο εννοιολόγησης, καθώς ενθαρρύνουν την ανάλυση, τη σύνθεση και την οπτική αναπαράσταση της γνώσης, ιδίως σε σύνθετα ή αφηρημένα γνωστικά πεδία [148]. Σε παρόμοιο πλαίσιο, τεχνικές όπως οι γραφικοί οργανωτές, οι νοητικοί χάρτες και οι προοργανωτές συμβάλλουν στην ενίσχυση της βαθιάς κατανόησης και της ενσωμάτωσης της νέας γνώσης.

Αναστοχασμός και Αυτορρύθμιση Ο αναστοχασμός (reflection) θεωρείται βασική παιδαγωγική πρακτική για τη μαθησιακή διαδικασία της οικοδόμησης γνώσης. Οι μαθητές καλούνται να στοχαστούν πάνω στις διαδικασίες σκέψης, τις στρατηγικές που ακολούθησαν και τα αποτελέσματα της μάθησής τους. Η διαδικασία αυτή ενισχύει τη μεταγνωστική επίγνωση και την ικανότητα για αυτορρυθμιζόμενη μάθηση. Εργαλεία όπως τα ημερολόγια μάθησης, οι ρουμπρίκες αξιολόγησης και η αυτοαξιολόγηση προάγουν τον αναστοχασμό και ενισχύουν την προσωπική ευθύνη για τη μάθηση [149].

Τεχνολογία και Μάθηση με Πλαίσια Υποστήριξης Η αξιοποίηση της τεχνολογίας στο πλαίσιο της οικοδόμησης γνώσης αφορά τη δημιουργία μαθησιακών περιβαλλόντων που επιτρέπουν τη διερεύνηση, την πλοήγηση σε πηγές, τη συνεργασία και την επίλυση προβλημάτων. Εργαλεία όπως τα ψηφιακά χαρτοφυλάκια (portfolios), οι πλατφόρμες συνεργατικής συγγραφής και οι εκπαιδευτικές προσομοιώσεις ενισχύουν την ενεργό συμμετοχή και τη μάθηση μέσω εμπειρίας. Η τεχνολογία, όταν χρησιμοποιείται στο πλαίσιο καθοδηγούμενης διερεύνησης, μπορεί να λειτουργήσει υποστηρικτικά για την οικοδόμηση της γνώσης, ιδιαίτερα όταν συνοδεύεται από σκαλωσιά, διαφοροποίηση και αλληλεπίδραση [150].

Κριτική και Σύγχρονες Εξελίξεις της Οικοδόμησης Γνώσης

Η οικοδόμηση γνώσης αποτέλεσε μια ριζοσπαστική αλλαγή στην κατανόηση της μάθησης, δίνοντας έμφαση στην ενεργητική νοηματοδότηση και την κοινωνική διάσταση της γνώσης. Ωστόσο, όπως κάθε θεωρητικό πλαίσιο, έχει δεχθεί και σημαντική κριτική, ενώ συνεχίζει να εξελίσσεται και να συνδυάζεται με άλλες προσεγγίσεις στο πεδίο της

εκπαιδευτικής ψυχολογίας.

Μία από τις βασικές ενστάσεις προς την προσέγγιση της οικοδόμησης γνώσης αφορά την έλλειψη σαφών οδηγιών για τη διδασκαλία. Η μεγάλη έμφαση στην αυτονομία του μαθητή και στις ανοικτές διερευνήσεις ενδέχεται να οδηγήσει σε ασάφεια ως προς τους εκπαιδευτικούς στόχους, ιδίως όταν απουσιάζει συστηματική καθοδήγηση από τον εκπαιδευτικό. Σε ορισμένες περιπτώσεις, οι μαθητές ενδέχεται να παραμένουν σε επιφανειακά ή λανθασμένα σχήματα, χωρίς να καταφέρνουν τη μετάβαση σε πιο επιστημονικά έγκυρη κατανόηση [151].

Άλλες μελέτες επισημαίνουν ότι η μάθηση μέσω αποκλειστικά ανακαλυπτικών ή προβληματοκεντρικών μεθόδων δεν είναι πάντα αποτελεσματική για αρχάριους μαθητές, οι οποίοι ενδέχεται να έχουν περιορισμένες στρατηγικές ή γνωστικές δομές. Για την επίτευξη ουσιαστικής μάθησης απαιτείται συνδυασμός *καθοδήγησης* (instructional support) και ενεργητικής συμμετοχής, όπως προτείνει και η θεωρία της καθοδηγούμενης μάθησης [144].

Επιπλέον, έχει υποστηριχθεί ότι η προσέγγιση της οικοδόμηση γνώσης δεν λαμβάνει επαρκώς υπόψη συναισθηματικούς και πολιτισμικούς παράγοντες, ή ότι δίνει έμφαση κυρίως στην ατομική γνωστική διεργασία. Νεότερες προσεγγίσεις έχουν επιχειρήσει να γεφυρώσουν αυτό το κενό εντάσσοντας έννοιες όπως η ταυτότητα, το ανήκειν και η συναισθηματική εμπλοκή στη μαθησιακή διαδικασία [131].

Παρά την κριτική, η προσέγγιση της οικοδόμησης γνώσης παραμένει ένα ισχυρό και ζωντανό θεωρητικό πλαίσιο, το οποίο εμπλουτίζεται συνεχώς. Οι σύγχρονες εφαρμογές τείνουν να συνδυάζουν τις αρχές της οικοδόμησης γνώσης με άλλες θεωρητικές προσεγγίσεις, όπως οι μεταγνωστικές θεωρίες και η θεωρία της αυτορρυθμιζόμενης μάθησης.

Η *διδακτική σκαλωσιά* (scaffolding), που θα αναλυθεί εκτενέστερα στην ενότητα 3.3, αποτελεί χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιας σύνθεσης: προτείνει τη σταδιακή καθοδήγηση του μαθητή από τον εκπαιδευτικό, ο οποίος προσαρμόζει τη βοήθεια ανάλογα με το επίπεδο του μαθητή, μέχρι αυτός να μπορεί να λειτουργήσει αυτόνομα. Η τεχνική αυτή διατηρεί την ενεργητική φύση της μάθησης, ενώ παρέχει την αναγκαία υποστήριξη για την υπέρβαση γνωστικών ορίων.

Επίσης, η ένταξη της τεχνολογίας σε μαθησιακά περιβάλλοντα (όπως εκπαιδευτικά λογισμικά, προσομοιώσεις και διαδραστικές πλατφόρμες) προσφέρει επιπλέον δυνατό-

τητες για την εφαρμογή των αρχών της οικοδόμησης γνώσης, ειδικά όταν σχεδιάζονται με βάση αρχές υποστηρικτικής καθοδήγησης, συνεργατικότητας και αυθεντικότητας.

Η προσέγγιση της οικοδόμησης γνώσης ανέδειξε τον ρόλο του μαθητή ως ενεργού υποκειμένου στη μαθησιακή διαδικασία, δίνοντας έμφαση στην προσωπική νοηματοδότηση, την αξιοποίηση της εμπειρίας και την ανάπτυξη της σκέψης μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Παράλληλα, όμως, ανέκυψε η ανάγκη για μια πιο συστηματική θεώρηση της κοινωνικής διάστασης της μάθησης, καθώς η γνώση δεν οικοδομείται αποκλειστικά σε ατομικό επίπεδο, αλλά και στο πλαίσιο σχέσεων, γλώσσας και πολιτισμικών εργαλείων. Η κοινωνιοπολιτισμική προσέγγιση προσφέρει ένα θεωρητικό πλαίσιο που δίνει έμφαση στην κοινωνική προέλευση της σκέψης και στη διαμεσολαβητική λειτουργία της γλώσσας και των πολιτισμικών συμβόλων. Στην προσέγγιση αυτή, η μάθηση δεν προηγείται της ανάπτυξης, αλλά τη διαμορφώνει, και η γνωστική πρόοδος καθορίζεται από την ποιότητα και τη φύση της κοινωνικής αλληλεπίδρασης. Η εστίαση μετατοπίζεται έτσι από το άτομο ως αυτόνομο κατασκευαστή της γνώσης, προς τη δυναμική σχέση μεταξύ του ατόμου και του κοινωνικού-πολιτισμικού του περιβάλλοντος.

Οι αρχές της οικοδόμησης γνώσης βρίσκουν εφαρμογή σε όλες τις βαθμίδες της εκπαίδευσης, από την προσχολική ηλικία έως και την ανώτατη εκπαίδευση, ωστόσο η ένταση και η μορφή της εφαρμογής τους διαφοροποιούνται ανάλογα με το αναπτυξιακό στάδιο των μαθητών. Στην προσχολική και πρωτοβάθμια εκπαίδευση, η οικοδόμηση γνώσης συνδέεται κυρίως με τη θεωρία του Piaget, η οποία υποστηρίζει την ενεργητική διερεύνηση του περιβάλλοντος και την ανάπτυξη βασικών εννοιών μέσω αλληλεπίδρασης με το φυσικό και κοινωνικό περιβάλλον [136]. Στη δευτεροβάθμια και ανώτατη εκπαίδευση, οι εφαρμογές επεκτείνονται σε πιο σύνθετες μορφές, όπως η συνεργατική μάθηση, η προβληματοκεντρική μάθηση και η αυθεντική αξιολόγηση, που ευνοούν την κριτική σκέψη, την επίλυση προβλημάτων και την ενεργό συμμετοχή σε κοινωνικά και πολιτισμικά συμφραζόμενα [152]. Ειδικότερα, μελέτες δείχνουν ότι η καθοδηγούμενη ανακαλυπτική μάθηση είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική για μαθητές μεγαλύτερων ηλικιών ή με επαρκές γνωστικό υπόβαθρο, ενώ οι μικρότεροι μαθητές ωφελούνται περισσότερο όταν οι δραστηριότητες οικοδόμησης γνώσης συνοδεύονται από σαφή υποστήριξη και καθοδήγηση [151].

3.2.4 Κοινωνιοπολιτισμική Θεωρία Γνωστικής Ανάπτυξης

Ιστορική Θεμελίωση και Βασικές Αρχές της Κοινωνιοπολιτισμικής Θεωρίας

Η κοινωνιοπολιτισμική θεωρία της μάθησης αναπτύχθηκε κυρίως από το έργο του Σοβιετικού ψυχολόγου Lev S. Vygotsky (1896–1934), ο οποίος, σε αντίθεση με τους ατομοκεντρικούς προσανατολισμούς άλλων γνωστικών θεωριών, υποστήριξε ότι η γνωστική ανάπτυξη έχει θεμελιωδώς κοινωνική και πολιτισμική διάσταση. Κατά τον Vygotsky, η μάθηση προκύπτει πρώτα στο επίπεδο της κοινωνικής αλληλεπίδρασης (διαπροσωπικό επίπεδο) και κατόπιν στο ατομικό επίπεδο (ενδοπροσωπικό), μέσα από μια διαδικασία εσωτερίκευσης (internalization) των κοινωνικά διαμεσολαβημένων εμπειριών [137].

Η θεωρία του βασίζεται στην ιδέα ότι η σκέψη και η γλώσσα είναι αλληλένδετες και εξελίσσονται μέσα από την επικοινωνία με πιο ικανούς (όπως ενήλικες ή έμπειρους συνομηλίκους). Η γλώσσα αποτελεί το κατεξοχήν εργαλείο διανοητικής ανάπτυξης, καθώς μέσα από τη λεκτική αλληλεπίδραση αναδύονται και εδραιώνονται οι υψηλότερες γνωστικές λειτουργίες. Για τον Vygotsky, η μάθηση δεν είναι μια απομονωμένη ατομική διαδικασία, αλλά ένα φαινόμενο πολιτισμικής μετάδοσης, όπου τα άτομα υιοθετούν τρόπους σκέψης, εργαλεία και έννοιες που είναι πολιτισμικά καθορισμένα.

Η συμβολή του Vygotsky υπήρξε καθοριστική για τη μετατόπιση του ενδιαφέροντος από τις ατομικές διεργασίες μάθησης στις πολιτισμικές πρακτικές και τις μορφές κοινωνικής συμμετοχής. Η προσέγγισή του αποτέλεσε το θεωρητικό υπόβαθρο για μια σειρά παιδαγωγικών προσεγγίσεων που δίνουν έμφαση στη συνεργασία, τη διαμεσολαβημένη μάθηση, τη χρήση πολιτισμικών εργαλείων και τη διαφοροποίηση με βάση τις ανάγκες και τις δυνατότητες κάθε μαθητή.

Η έννοια της διαμεσολάβησης και ο ρόλος των πολιτισμικών εργαλείων

Ένα από τα πιο κεντρικά στοιχεία της κοινωνιοπολιτισμικής θεωρίας του Vygotsky είναι η έννοια της διαμεσολάβησης (mediation). Σύμφωνα με τον Vygotsky, η ανθρώπινη μάθηση και ανάπτυξη δεν είναι άμεσες αποκρίσεις σε ερεθίσματα, αλλά μεσολαβούνται από πολιτισμικά εργαλεία (cultural tools), με κυριότερο τη γλώσσα. Η μάθηση πραγματοποιείται μέσω αυτών των εργαλείων, τα οποία ενσαρκώνουν την πολιτισμική γνώση και εμπειρία, και επιτρέπουν στο άτομο να αποκτήσει πρόσβαση σε ανώτερες γνωστικές

λειτουργίες [137].

Η γλώσσα ως βασικό εργαλείο διανοητικής ανάπτυξης. Η γλώσσα, για τον Vygotsky, δεν αποτελεί απλώς ένα μέσο επικοινωνίας, αλλά τον βασικό μηχανισμό μέσα από τον οποίο διαμορφώνεται η σκέψη. Μέσω του διαλόγου, της λεκτικής καθοδήγησης και της αυτοκαθοδήγησης (ιδιαίτερα στην παιδική ηλικία), οι μαθητές εσωτερικεύουν γνωστικές διαδικασίες και αποκτούν σταδιακά τον έλεγχο της σκέψης τους. Η εξέλιξη από την κοινωνική ομιλία προς τον εσωτερικό λόγο (inner speech) θεωρείται καθοριστική για την ανάπτυξη της σκέψης και της αυτορρύθμισης [153].

Αυτή η προσέγγιση έχει ισχυρές παιδαγωγικές συνέπειες. Οι πλούσιες γλωσσικές εμπειρίες, οι συνεργατικές δραστηριότητες που βασίζονται στον προφορικό και γραπτό λόγο, καθώς και η καθοδηγούμενη συζήτηση μεταξύ μαθητών και διδασκόντων, δεν είναι δευτερεύουσες πτυχές της μάθησης, αλλά ο βασικός τρόπος με τον οποίο διαμορφώνονται οι έννοιες, η κατανόηση και η ερμηνεία του κόσμου.

Πολιτισμικά και τεχνολογικά εργαλεία στη μαθησιακή διαδικασία. Εκτός από τη γλώσσα, σημαντικό ρόλο διαμεσολάβησης διαδραματίζουν και άλλα πολιτισμικά εργαλεία, όπως τα συστήματα γραφής, τα μαθηματικά σύμβολα, οι χάρτες, τα διαγράμματα και σήμερα τα ψηφιακά τεχνολογικά εργαλεία. Όλα αυτά λειτουργούν ως μέσα μέσω των οποίων το άτομο μπορεί να επεκτείνει τις γνωστικές του ικανότητες και να συμμετάσχει πιο ουσιαστικά σε κοινότητες πρακτικήςκαι να συμμετάσχει πιο ουσιαστικά σε κοινότητες πρακτικής (communities of practice), δηλαδή ομάδες ανθρώπων που μαθαίνουν και εξελίσσονται μέσω κοινών δραστηριοτήτων και ανταλλαγής γνώσης [154].

Για παράδειγμα:

- Οι εννοιολογικοί χάρτες βοηθούν στην οργάνωση και απεικόνιση σύνθετων εννοιών.
- Τα διαγράμματα ροής ή μοντέλα προσφέρουν οπτική στήριξη στη λογική αλληλουχία διαδικασιών.
- Οι υπολογιστές, τα λογισμικά προσομοίωσης, και τα συνεργατικά περιβάλλοντα μάθησης (όπως wikis ή κοινόχρηστα έγγραφα) ενισχύουν τη συλλογική νοημοσύνη

και διευκολύνουν τη γνωστική διαμεσολάβηση.

Η αξιοποίηση αυτών των εργαλείων δεν θεωρείται απλώς "διευκόλυνση", αλλά αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της ίδιας της μάθησης: το μέσο διαμορφώνει τη γνωστική πράξη. Όπως έγραψε ο Salomon (1993), τα εργαλεία δεν είναι απλώς φορείς πληροφορίας αλλά «γνωστικοί συνεργάτες» (cognitive partners) που αναδιαμορφώνουν τον τρόπο που σκεφτόμαστε και μαθαίνουμε [146].

Παιδαγωγικές προεκτάσεις. Στο πλαίσιο της διδασκαλίας, η θεωρία της διαμεσολάβησης μας καλεί να:

- Προσφέρουμε πρόσβαση σε ποικίλα εργαλεία (γλωσσικά, οπτικά, τεχνολογικά) ώστε να ενισχύεται η κατανόηση.
- Ενθαρρύνουμε τη χρήση μεταγνωστικής γλώσσας με ερωτήσεις όπως: «Τι καταλαβαίνεις; Πώς το κατάλαβες;»
- Δημιουργούμε περιβάλλοντα μάθησης πλούσια σε επικοινωνία και νόημα, όπου ο λόγος και η ανταλλαγή σκέψης βρίσκονται στο επίκεντρο.
- Αναγνωρίζουμε την επίδραση του πολιτισμικού υπόβαθρου των μαθητών στη χρήση και κατανόηση των εργαλείων μάθησης.

Η διαμεσολαβημένη μάθηση, όπως την προτείνει η κοινωνιοπολιτισμική θεωρία, υπογραμμίζει ότι η σκέψη και η μάθηση είναι ενσωματωμένες σε κοινωνικά, πολιτισμικά και εργαλειακά συστήματα. Ο εκπαιδευτικός, επομένως, δεν είναι απλώς παροχέας γνώσης, αλλά διαμορφωτής εργαλειακών συνθηκών και διευκολυντής της πρόσβασης των μαθητών σε μορφές σκέψης που θα ήταν αδύνατον να αναπτυχθούν χωρίς κοινωνική και εργαλειακή υποστήριξη.

Η καθοδήγηση και η δυναμική σχέση δασκάλου – μαθητή

Η κοινωνιοπολιτισμική θεωρία της μάθησης προσδίδει ιδιαίτερη σημασία στη δυναμική αλληλεπίδραση μεταξύ του μαθητή και ενός πιο ικανού ατόμου, συχνά του εκπαιδευτικού, αλλά και ενός πιο έμπειρου συμμαθητή ή ενήλικα. Η γνώση δεν «μεταδίδεται» παθητικά, αλλά διαμορφώνεται μέσα από διαδικασίες καθοδήγησης, υποστήριξης

και συνδιαμόρφωσης νοήματος. Ο ρόλος του δασκάλου σε αυτό το πλαίσιο είναι ριζικά διαφορετικός από τις παραδοσιακές δασκαλοκεντρικές αντιλήψεις: ο εκπαιδευτικός λειτουργεί ως διαμεσολαβητής, εμψυχωτής και στρατηγικός συνοδοιπόρος του μαθητή στη μαθησιακή του πορεία.

Η *καθοδήγηση* (guided participation) περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο ο εκπαιδευτικός υποστηρίζει τον μαθητή στην εκτέλεση μιας δραστηριότητας που αυτός ακόμη δεν μπορεί να φέρει εις πέρας αυτόνομα. Η καθοδήγηση περιλαμβάνει:

- **Μοντελοποίηση (modeling)**: ο δάσκαλος επιδεικνύει μια δεξιότητα ή διαδικασία με σαφή τρόπο.
- **Καθοδηγούμενη εξάσκηση**: ο μαθητής επιχειρεί να αναπαράγει τη δεξιότητα με την υποστήριξη του δασκάλου.
- **Λεκτική καθοδήγηση**: ο δάσκαλος ενισχύει τη σκέψη μέσω στοχευμένων ερωτήσεων, επεξηγήσεων ή παροτρύνσεων.
- **Ανατροφοδότηση (feedback)**: η οποία δεν αφορά μόνο το «σωστό/λάθος», αλλά καθοδηγεί τον μαθητή στο πώς να σκεφτεί και να αναστοχαστεί.

Η καθοδήγηση δεν έχει στατικό χαρακτήρα· προσαρμόζεται στις ανάγκες του μαθητή και σταδιακά αποσύρεται, ώστε να ενισχύεται η αυτονομία. Αυτό είναι το θεμέλιο της έννοιας της *σταδιακής απόσυρσης υποστήριξης* (fading), η οποία οδηγεί στην εσωτερίκευση της διαδικασίας από τον μαθητή [155].

Δυναμική σχέση και αμοιβαιότητα. Η σχέση εκπαιδευτικού – μαθητή στο πλαίσιο της κοινωνιοπολιτισμικής προσέγγισης δεν είναι ιεραρχική με την παραδοσιακή έννοια, αλλά αλληλεπιδραστική και συμμετοχική. Ο δάσκαλος λειτουργεί ως συν-συμμετέχων (co-participant) στη μαθησιακή δραστηριότητα, αναγνωρίζοντας τη συμβολή του μαθητή στην πορεία μάθησης. Έχει ρόλο όχι μόνο καθοδηγητικό αλλά και στοχαστικό, ενεργοποιώντας με ερωτήσεις τις εμπειρίες του μαθητή.

Επιπλέον, η έννοια της *αμοιβαιότητας* (reciprocity) είναι ιδιαίτερα σημαντική. Η διδασκαλία δεν είναι απλώς μια διαδικασία κατά την οποία ο ένας γνωρίζει και ο άλλος μαθαίνει, αλλά ένας συνεχής διάλογος, όπου η μάθηση προκύπτει από τη συμμετοχή σε κοινές πρακτικές και σημασίες [156].

Παιδαγωγικές μορφές καθοδήγησης. Ορισμένες μορφές διδασκαλίας που ενσαρκώνουν τις αρχές της κοινωνιοπολιτισμικής θεωρίας είναι:

- **Δομημένος διάλογος**: ο δάσκαλος χρησιμοποιεί ανοιχτές ερωτήσεις, ανατροφοδότηση και χρονισμό για να οδηγήσει τον μαθητή στην κατανόηση (για παράδειγμα «Τι σε κάνει να το πιστεύεις αυτό;», «Υπάρχει άλλος τρόπος να το δεις;»).
- **Συν-επίλυση προβλημάτων (co-construction)**: ο δάσκαλος και ο μαθητής αντιμετωπίζουν μαζί ένα πρόβλημα, διαμορφώνοντας σταδιακά μια κοινή στρατηγική.
- **Καθοδηγούμενη μεταγνώση**: ο δάσκαλος βοηθά τον μαθητή να σκεφτεί για τον τρόπο που σκέφτεται, ενισχύοντας έτσι την αυτορρύθμιση και την επιμονή.
- **Ανάθεση ευθύνης (handover of responsibility)**: ο δάσκαλος μεταβιβάζει σταδιακά την πρωτοβουλία στον μαθητή, ενθαρρύνοντας την αυτονομία στη λήψη αποφάσεων.

Η δυναμική καθοδήγηση αποτελεί θεμέλιο για κάθε παιδαγωγική πράξη που σέβεται την ιδιαιτερότητα του μαθητή και αναγνωρίζει την εκπαίδευση ως σχέση και διαδικασία – όχι απλώς ως μετάδοση περιεχομένου. Στο πλαίσιο της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης, η καθοδήγηση αυτή αποκτά ιδιαίτερη σημασία, καθώς επιτρέπει στον εκπαιδευτικό να «συναντήσει» τον μαθητή στο σημείο όπου είναι έτοιμος να εξελιχθεί.

Η Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης ως Οδηγός για τη Διαφοροποιημένη Διδασκαλία

Η έννοια της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης (ενότητα 3.2.3) αποτελεί ένα από τα πιο καινοτόμα και γόνιμα παιδαγωγικά εργαλεία που εισήγαγε ο Vygotsky. Ορίζεται ως:

> «Η απόσταση μεταξύ του επιπέδου της πραγματικής ανάπτυξης, όπως καθορίζεται από την ανεξάρτητη επίλυση προβλημάτων, και του επιπέδου της δυνητικής ανάπτυξης, όπως καθορίζεται από την επίλυση προβλημάτων υπό καθοδήγηση ή σε συνεργασία με πιο ικανά άτομα» [137, σελ. 86].

Η ΖΕΑ δεν είναι σταθερό μέγεθος, αντίθετα διαφοροποιείται ανάλογα με το γνωστικό αντικείμενο, την προγενέστερη εμπειρία και τις δυνατότητες κάθε μαθητή. Ως εκ τούτου,

αποτελεί ένα ισχυρό εννοιολογικό εργαλείο για τη διαφοροποίηση της διδασκαλίας, καθώς βοηθά τον εκπαιδευτικό να εντοπίζει το επίπεδο στήριξης που είναι πιο αποτελεσματικό για την προώθηση της μάθησης.

Απόκριση στο σημείο "ανάπτυξης" και όχι μόνο στο "επίπεδο". Η διδασκαλία με βάση τη ZEA δεν επικεντρώνεται απλώς σε αυτό που ο μαθητής ήδη γνωρίζει, αλλά στο δυναμικό του να μάθει. Αντί να αξιολογείται μόνο η τρέχουσα επίδοση, ο εκπαιδευτικός αναζητά τα επόμενα βήματα που μπορεί να κάνει ο μαθητής με την κατάλληλη υποστήριξη. Αυτό απαιτεί μια διαγνωστική προσέγγιση στη διδασκαλία: ο δάσκαλος παρατηρεί, αναλύει και προβλέπει τις ανάγκες μάθησης, προσαρμόζοντας κατάλληλα τις παρεμβάσεις του.

Η χρήση διαβαθμισμένων δραστηριοτήτων, με ποικιλία ως προς το επίπεδο δυσκολίας, την αυτονομία και τη στήριξη, αποτελεί κεντρική στρατηγική αξιοποίησης της ZEA. Μερικά παραδείγματα είναι:

- Ομαδοποίηση μαθητών με βάση κοινές ή συμπληρωματικές δυνατότητες.
- Προβλήματα με αυξανόμενη πολυπλοκότητα ή ανοικτότητα.
- Επιλογές σε μορφή δραστηριοτήτων (οπτικές, λεκτικές, πρακτικές).
- Ενεργοποίηση συμμαθητών ως βοηθών μάθησης (peer tutoring).

Η προσωποποιημένη υποστήριξη δεν σημαίνει διδασκαλία «ένα προς ένα» για κάθε μαθητή, αλλά ευελιξία στον σχεδιασμό: ποικιλία στόχων, εργαλείων και χρόνου για διαφορετικούς μαθησιακούς τύπους και αφετηρίες. Η ZEA μπορεί έτσι να καθοδηγήσει τη δημιουργία μαθησιακών περιβαλλόντων όπου όλοι οι μαθητές έχουν πρόσβαση σε πρόκληση και υποστήριξη, ανάλογη με τις δυνατότητές τους.

Δυναμική αξιολόγηση και συνεχής ανατροφοδότηση. Η αξιοποίηση της ZEA προϋποθέτει δυναμικές μορφές αξιολόγησης, οι οποίες εστιάζουν όχι μόνο στο τι γνωρίζει ο μαθητής, αλλά στο πώς ανταποκρίνεται στην καθοδήγηση. Η έννοια της *δυναμικής αξιολόγησης* (dynamic assessment), που έχει τις ρίζες της στον Vygotsky, δίνει έμφαση στην πορεία της μάθησης και όχι μόνο στο αποτέλεσμά της [157].

Η συνεχής ανατροφοδότηση, η παρακολούθηση της προόδου και η αναπροσαρμογή της υποστήριξης αποτελούν κρίσιμα στοιχεία αυτής της προσέγγισης. Η διδασκαλία γίνεται έτσι ένας διαρκής κύκλος διάγνωσης, παρέμβασης και αναστοχασμού, στον οποίο μαθητές και δάσκαλοι συμμετέχουν από κοινού.

Η ZEA μας καλεί να επανεξετάσουμε το πώς σχεδιάζουμε και αξιολογούμε τη διδασκαλία: όχι με βάση απόλυτες βαθμολογίες ή προκαθορισμένες ηλικιακές προσδοκίες, αλλά με βάση το σημείο στο οποίο βρίσκεται ο μαθητής και το βήμα που είναι έτοιμος να κάνει με στήριξη. Αυτή η προσέγγιση δημιουργεί τις προϋποθέσεις για ουσιαστική μάθηση, η οποία δεν προκύπτει τυχαία αλλά καλλιεργείται προοδευτικά, μέσα από νοηματική καθοδήγηση και ενεργή συμμετοχή.

3.3 Διδακτική Σκαλωσιά

3.3.1 Εισαγωγή στην έννοια της διδακτικής σκαλωσιάς

Η έννοια της διδακτικής σκαλωσιάς (instructional scaffolding) ή διδακτικής υποστήριξης εισήχθη αρχικά από τους Wood, Bruner και Ross (1976) και αποτελεί μία από τις πιο γόνιμες μεταφορές στη σύγχρονη διδακτική. Αντλεί τον όρο της από την οικοδομική πρακτική: όπως η σκαλωσιά υποστηρίζει τον οικοδόμο έως ότου μπορέσει να ολοκληρώσει μόνος του την κατασκευή, έτσι και η διδακτική σκαλωσιά παρέχει προσωρινή υποστήριξη στον μαθητή μέχρι αυτός να κατακτήσει την ανεξαρτησία σε μια γνωστική ή δεξιοτεχνική εργασία.

Η ιδέα βασίζεται στην έννοια της ZEA (ενότητα 3.2.4) όπου η σκαλωσιά λειτουργεί εντός αυτής της ζώνης, προσφέροντας τη στήριξη που χρειάζεται ο μαθητής για να πραγματοποιήσει μαθησιακές ενέργειες που δεν θα μπορούσε να επιτελέσει μόνος του, αλλά που μπορεί να κατακτήσει με την υποστήριξη ενός πιο έμπειρου ατόμου (εκπαιδευτικού ή συμμαθητή).

Στο άρθρο τους, οι Wood, Bruner και Ross περιγράφουν τη σκαλωσιά ως «μορφή υποστήριξης που επιτρέπει στον μαθητή να επιλύσει ένα πρόβλημα ή να εκτελέσει ένα έργο που αρχικά είναι πέρα από τις δυνατότητές του» [158]. Η στήριξη αυτή είναι εκτός από προσαρμοστική και προσωρινή, δηλαδή αποσύρεται βαθμιαία όσο αυξάνεται η ικα-

νότητα του μαθητή, διαδικασία που περιγράφεται ως *σταδιακή απόσυρση* (fading).

Ο Jerome Bruner υποστηρίζει ότι η σκαλωσιά ενσωματώνει τον παιδαγωγικό στόχο της μετάβασης του μαθητή από την εξάρτηση στην ανεξαρτησία. Πρόκειται για μια μορφή μεταβατικής υποστήριξης που εστιάζει όχι απλώς στη μεταφορά γνώσης, αλλά στην ενδυνάμωση της ικανότητας του μαθητή να ενεργεί αυτόνομα, στόχος που είναι απόλυτα συμβατός με το πλαίσιο της οικοδόμησης γνώσης και το κοινωνιοπολιτισμικό πλαίσιο μάθησης [159].

Σύμφωνα με τον Schunk (2020), η σκαλωσιά αποτελεί μια μορφή εκπαιδευτικής καθοδήγησης, η οποία προσφέρει:

- Δομή στη μαθησιακή διαδικασία.
- Ενίσχυση της εμπλοκής και της επιμονής του μαθητή.
- Επιλογές σε μορφή δραστηριοτήτων.
- Στρατηγικές και μοντέλα σκέψης που σταδιακά υιοθετούνται από τον ίδιο. Η καθοδήγηση αυτή δεν επιλύει το πρόβλημα για τον μαθητή, αλλά διαμορφώνει συνθήκες στις οποίες ο μαθητής μπορεί να εμπλακεί ενεργά και να φτάσει στη λύση με τις δικές του δυνάμεις, υποστηριζόμενος ανάλογα με το εκάστοτε επίπεδο ανάπτυξής του [93].

Η διδακτική σκαλωσιά μπορεί να λάβει πολλές μορφές: λεκτικές παρεμβάσεις, μοντελοποίηση, χρήση ερωτήσεων, οπτικοποιήσεις, τεχνολογικά εργαλεία κ.ά. Το βασικό της γνώρισμα, ωστόσο, είναι η προσαρμοστικότητα και η σταδιακή απόσυρση της υποστήριξης: παρέχεται μόνο όσο χρειάζεται και αφαιρείται σταδιακά, με στόχο την ανεξαρτησία.

Συνοψίζοντας, η σκαλωσιά συνιστά μια δυναμική και συμμετοχική μορφή διδακτικής παρέμβασης, η οποία αξιοποιεί τη σχέση μεταξύ μαθητή και καθοδηγητή για να διευκολύνει την είσοδο του πρώτου σε νέες, πιο απαιτητικές γνωστικές περιοχές. Η θεωρητική της βάση προέρχεται από τον Vygotsky, η εννοιολογική της ανάπτυξη από τον Bruner, και η πρακτική της αξία αποδεικνύεται καθημερινά σε σύγχρονα μαθησιακά περιβάλλοντα.

3.3.2 Βασικές Αρχές της Διδακτικής Σκαλωσιάς

Η διδακτική σκαλωσιά συνιστά μια δυναμική και προσωρινή εκπαιδευτική παρέμβαση, η οποία διαφέρει ριζικά από τις παραδοσιακές, στατικές μορφές διδασκαλίας. Η αξία της δεν έγκειται μόνο στην υποστήριξη που προσφέρει, αλλά στον τρόπο με τον οποίο δομείται και αποσύρεται, ενισχύοντας την αυτονόμηση του μαθητή. Παρακάτω αναλύονται οι βασικές της αρχές και τα χαρακτηριστικά που τη διαφοροποιούν από άλλες παιδαγωγικές πρακτικές.

Σταδιακή Απόσυρση

Κεντρική αρχή της σκαλωσιάς είναι η προσωρινή φύση της. Η υποστήριξη δεν παρέχεται απεριόριστα, αντίθετα, μειώνεται σταδιακά καθώς ο μαθητής αποκτά επάρκεια. Αυτή η προοδευτική απόσυρση επιτρέπει στον μαθητή να αναλάβει ολοένα και περισσότερη ευθύνη για τη μάθησή του, οδηγώντας στην αυτορρύθμιση και την ανεξάρτητη επίλυση προβλημάτων [155; 160].

Η σταδιακή απόσυρση δεν είναι αυτόματη, απαιτεί από τον δάσκαλο προσεκτική παρατήρηση, καθώς και ευαισθησία ως προς το πότε η παρέμβαση γίνεται περιττή ή περιοριστική. Αν η στήριξη αποσυρθεί πρόωρα, ο μαθητής μπορεί να αποτύχει, αν διατηρηθεί υπερβολικά, μπορεί να αναπτυχθεί εξάρτηση.

Προσαρμοστικότητα και Δυναμικότητα

Η διδακτική σκαλωσιά αποτελεί μια ευέλικτη και δυναμική διαδικασία, η οποία δεν ακολουθεί μια προκαθορισμένη μορφή, αλλά μεταβάλλεται ανάλογα με τις ανάγκες και τις δυνατότητες του κάθε μαθητή. Λειτουργεί πάντοτε εντός της ZEA, πράγμα που σημαίνει ότι πρέπει να τροποποιείται διαρκώς καθώς ο μαθητής εξελίσσεται και προχωρά στην κατανόηση του αντικειμένου μάθησης [93].

Η υποστήριξη που προσφέρει η σκαλωσιά δεν είναι ίδια για όλους, καθώς προσαρμόζεται στο ατομικό μαθησιακό προφίλ, τις προτιμήσεις και τις ανάγκες κάθε μαθητή. Παράλληλα, η εφαρμογή της ποικίλλει ανάλογα με το πλαίσιο και το περιβάλλον της μάθησης, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η ηλικία, το γνωστικό αντικείμενο και η φύση των δραστηριοτήτων. Η σκαλωσιά μπορεί να λάβει διάφορες μορφές – λεκτικές,

οπτικές, φυσικές ή τεχνολογικές – και να εκφράζεται μέσω διαφορετικών τύπων καθοδήγησης, όπως για παράδειγμα δραστηριότητες με υλικά, υποστήριξη με διάλογο ή χρήση πολυμέσων.

Πρόκειται, τελικά, για μια παιδαγωγική πράξη που εκτυλίσσεται σε πραγματικό χρόνο, διαμορφώνεται συνεχώς μέσα από τη σχέση εκπαιδευτικού και μαθητή, και αναστοχάζεται πάνω στις μαθησιακές συνθήκες που αναδύονται κατά τη διάρκεια της διδασκαλίας.

Αποφυγή Υπερκαθοδήγησης

Η διδακτική σκαλωσιά δεν στοχεύει στην παροχή έτοιμων λύσεων, αλλά στην ενίσχυση της σκέψης του μαθητή. Αντί να προσφέρει άμεσες απαντήσεις, καθοδηγεί τον μαθητή ώστε να εξερευνήσει μόνος του τις ιδέες, να αναπτύξει προβληματισμό και να εντοπίσει σχέσεις μεταξύ των εννοιών. Ο ρόλος του δασκάλου σε αυτό το πλαίσιο δεν είναι εκείνος της αυθεντίας που μεταδίδει γνώση, αλλά του γνωστικού συνοδοιπόρου που συνοδεύει και υποστηρίζει τη μαθησιακή διαδρομή του μαθητή [161].

Η καθοδήγηση αυτού του τύπου εκφράζεται με τρόπους που ενθαρρύνουν τη σκέψη και την αυτορρύθμιση, όπως η διατύπωση ερωτήσεων που προκαλούν βαθύτερη διερεύνηση («Γιατί το πιστεύεις αυτό;»), η πρόταση στρατηγικών χωρίς να επιβάλλεται συγκεκριμένος τρόπος σκέψης, η ενίσχυση της τάσης για αναστοχασμό και η αξιοποίηση των λαθών ως πηγών μάθησης και όχι ως αποτυχιών.

Στην καρδιά αυτής της προσέγγισης βρίσκεται η λεπτή ισορροπία ανάμεσα στο «καθοδηγώ» και στο «παραχωρώ ελευθερία». Η σκαλωσιά δεν ταυτίζεται ούτε με τη στενά καθοδηγούμενη διδασκαλία ούτε με την πλήρως ανοιχτή μάθηση· αντιθέτως, αποτελεί μια ενδιάμεση μορφή υποστήριξης που εξελίσσεται δυναμικά καθώς προοδεύει η κατανόηση του μαθητή.

Ενεργητικός Ρόλος του Μαθητή

Η εφαρμογή της διδακτικής σκαλωσιάς προϋποθέτει την ενεργό συμμετοχή του μαθητή. Δεν πρόκειται για μια παθητική διαδικασία, όπου ο μαθητής απλώς λαμβάνει βοήθεια, αλλά για μια διαδραστική και εξελισσόμενη σχέση, μέσα στην οποία ο μαθητής αναλαμβάνει πρωτοβουλίες, δοκιμάζει στρατηγικές, εκφράζει τις απορίες του και συμμετέχει ενεργά στη συζήτηση και στην ανατροφοδότηση. Μέσα από αυτή τη διαδικασία,

ενθαρρύνεται να παρατηρεί τον τρόπο που μαθαίνει, να αξιολογεί την πρόοδό του και να αυτοδιορθώνεται.

Ο ενεργητικός αυτός ρόλος ευθυγραμμίζεται πλήρως με τις βασικές αρχές της οικοδόμησης γνώσης, σύμφωνα με τις οποίες η γνώση δεν μεταδίδεται έτοιμη από τον δάσκαλο στον μαθητή, αλλά οικοδομείται ενεργά από τον ίδιο τον μαθητή μέσα σε κατάλληλα σχεδιασμένα μαθησιακά περιβάλλοντα. Η σκαλωσιά συμβάλλει καθοριστικά στη δημιουργία αυτών των περιβαλλόντων, καθώς παρέχει τις συνθήκες για ουσιαστική εμπλοκή του μαθητή σε νοηματοδοτημένες δραστηριότητες, προάγει τη μεταγνωστική επίγνωση και υποστηρίζει την πορεία προς την αυτονομία και τη στρατηγική μάθηση [160].

3.3.3 Μορφές Σκαλωσιάς στη Διδακτική Πράξη

Η διδακτική σκαλωσιά δεν αποτελεί μια ενιαία ή μονοσήμαντη πρακτική, αλλά μπορεί να λάβει ποικίλες μορφές, ανάλογα με το γνωστικό αντικείμενο, το μαθησιακό πλαίσιο, τα διαθέσιμα εργαλεία και, κυρίως, τις ανάγκες των μαθητών. Η ευελιξία αυτή επιτρέπει στον εκπαιδευτικό να προσαρμόζει τη σκαλωσιά με τρόπο που να υποστηρίζει αποτελεσματικά τη μαθησιακή πρόοδο. Με βάση τη σχετική βιβλιογραφία ([93; 160; 161]), οι μορφές σκαλωσιάς που παρατηρούνται συχνότερα περιλαμβάνουν τη λεκτική καθοδήγηση, τη χρήση οπτικών και τεχνολογικών μέσων, καθώς και την κοινωνική σκαλωσιά που αναπτύσσεται μεταξύ των μαθητών.

Σκαλωσιά με Λεκτικά Μέσα

Η λεκτική σκαλωσιά είναι ίσως η πιο εμφανής και διαδεδομένη μορφή εφαρμογής στην καθημερινή διδακτική πράξη. Περιλαμβάνει παρεμβάσεις του εκπαιδευτικού μέσω λόγου, με σκοπό να στηρίξει τη σκέψη του μαθητή και να ενισχύσει την ενεργό του εμπλοκή. Οι παρεμβάσεις αυτές οργανώνουν τη γνωστική πορεία του μαθητή, εστιάζουν την προσοχή του σε κρίσιμα σημεία του προβλήματος και τον παρακινούν να διατυπώσει υποθέσεις, να αιτιολογήσει απόψεις και να ελέγξει τις ιδέες του.

Τέτοιες παρεμβάσεις μπορεί να περιλαμβάνουν καθοδηγητικές ερωτήσεις, όπως «Τι πιστεύεις ότι θα συμβεί;» ή «Μπορείς να σκεφτείς έναν διαφορετικό τρόπο;», καθώς και λεκτικά σήματα που βοηθούν τον μαθητή να οργανώσει τη σκέψη του, όπως «Πρόσεξε

εδώ» ή «Αυτό συνδέεται με αυτό που είπαμε πριν». Επιπλέον, ο εκπαιδευτικός μπορεί να επαναδιατυπώσει ή να συνοψίσει τις σκέψεις του μαθητή, ενισχύοντας έτσι τη μεταγλωσσική επίγνωση και την κατανόηση, ή να μοντελοποιήσει τη δική του σκέψη, σκέφτοντας φωναχτά, ώστε να καταστήσει ορατές στρατηγικές επίλυσης ή τρόπους συλλογισμού.

Η χρήση της λεκτικής σκαλωσιάς συνδέεται στενά με τη διαλογική διδασκαλία, στην οποία η επικοινωνία αντιμετωπίζεται όχι ως απλή μετάδοση πληροφορίας, αλλά ως μέσο για την από κοινού νοηματοδότηση και την ενεργή οικοδόμηση της σκέψης.

Σκαλωσιά με Οπτικά ή Τεχνολογικά Μέσα

Η διδακτική σκαλωσιά δεν περιορίζεται στη λεκτική καθοδήγηση· μπορεί επίσης να ενσωματωθεί σε υλικά εργαλεία και ψηφιακές τεχνολογίες, τα οποία λειτουργούν ως γνωστικά υποστηρικτικά μέσα. Τα εργαλεία αυτά παρέχουν στον μαθητή ορατές, χειροπιαστές ή διαδραστικές μορφές υποστήριξης που ενισχύουν τη μάθηση, τη σύνδεση εννοιών και την ενεργή συμμετοχή.

Εννοιολογικοί χάρτες, διαγράμματα, γραφήματα και πίνακες αποτελούν χαρακτηριστικά παραδείγματα οπτικής σκαλωσιάς, καθώς οργανώνουν και αποσαφηνίζουν σχέσεις μεταξύ εννοιών, διαφοροποιήσεις και ιεραρχίες. Επιπλέον, η χρήση οδηγιών βήμα-προς-βήμα ή λιστών ελέγχου καθιστά πιο προσιτές πολύπλοκες διαδικασίες, όπως πειράματα ή η χρήση λογισμικών εργαλείων.

Στο πεδίο της τεχνολογικά υποστηριζόμενης μάθησης, οι ψηφιακές πλατφόρμες μπορούν να ενσωματώνουν διαβαθμισμένα επίπεδα καθοδήγησης, παρέχοντας συμβουλές, ανατροφοδότηση ή προσαρμοζόμενες δραστηριότητες. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι προσομοιώσεις και τα διαδραστικά περιβάλλοντα, τα οποία προσφέρουν στους μαθητές τη δυνατότητα να εξερευνήσουν έννοιες μέσω ελεγχόμενης αλληλεπίδρασης, με ενσωματωμένη καθοδήγηση που καθιστά τη μάθηση πιο ενεργή και ουσιαστική.

Χάρη στην ψηφιακή φύση τους, τα τεχνολογικά μέσα μπορούν να υποστηρίξουν μορφές *προσαρμοστικής σκαλωσιάς* (adaptive scaffolding), καθώς έχουν τη δυνατότητα να ανιχνεύουν την πρόοδο ή τις δυσκολίες του μαθητή και να τροποποιούν αναλόγως το επίπεδο στήριξης, δημιουργώντας έτσι πιο εξατομικευμένες και ευέλικτες μαθησιακές εμπειρίες.

Κοινωνική Σκαλωσιά Μεταξύ Μαθητών

Η παροχή σκαλωσιάς δεν αποτελεί αποκλειστικό έργο του εκπαιδευτικού. Σε πολλά διδακτικά περιβάλλοντα, η υποστήριξη μπορεί να προέρχεται και από τους ίδιους τους μαθητές, μέσα από σχέσεις συνεργασίας και αλληλοϋποστήριξης. Πιο ικανοί ή έμπειροι συμμαθητές μπορούν να λειτουργήσουν ως διαμεσολαβητές της μάθησης, προσφέροντας καθοδήγηση και ενίσχυση παρόμοια με εκείνη που προσφέρει ο δάσκαλος.

Αυτή η κοινωνικά διαμεσολαβημένη μορφή σκαλωσιάς εκδηλώνεται σε συνεργατικές δραστηριότητες, όπου οι μαθητές συμμετέχουν ενεργά στην οικοδόμηση της γνώσης μέσα από την ανταλλαγή ιδεών, την αμοιβαία εξήγηση και την κοινή διερεύνηση εννοιών. Η συνομηλική καθοδήγηση, για παράδειγμα, δίνει τη δυνατότητα σε έναν μαθητή να υποστηρίξει κάποιον άλλο με λιγότερη εμπειρία, μέσα από έναν διάλογο βασισμένο στη συμμετοχή και την ενσυναίσθηση. Επιπλέον, η κατανομή ρόλων μέσα σε μαθητικές ομάδες (όπως ο ρόλος του συντονιστή, του αναστοχαστή ή του γραμματέα) συμβάλλει στη δημιουργία ενός πλαισίου δομημένης συνεργασίας και αμοιβαίας υπευθυνότητας. Αντίστοιχα, όταν οι μαθητές συμμετέχουν σε κοινότητες πρακτικής, εμπλέκονται σε δραστηριότητες που ευνοούν τη μάθηση μέσα από την αλληλεπίδραση, τη μίμηση και τη σταδιακή ένταξη στις πολιτισμικές πρακτικές της τάξης.

Η κοινωνική σκαλωσιά δεν ενισχύει μόνο τη γνωστική ανάπτυξη, αλλά και την αίσθηση του ανήκειν και της κοινωνικής συμμετοχής, στοιχεία θεμελιώδη στη βάση της κοινωνιοπολιτισμικής προσέγγισης. Η ποικιλομορφία των μορφών σκαλωσιάς καταδεικνύει ότι πρόκειται για μια σύνθετη στρατηγική διδασκαλίας και όχι για μία και μοναδική τεχνική. Η επιλογή της κατάλληλης μορφής εξαρτάται κάθε φορά από το επίπεδο των μαθητών, τους μαθησιακούς στόχους και το διδακτικό πλαίσιο, με στόχο η στήριξη να είναι αποτελεσματική, ουσιαστική και τελικά παροδική, ώστε να ενισχύει την αυτονόμηση του μαθητή.

3.3.4 Εφαρμογές της Σκαλωσιάς στη Φυσική

Η διδακτική σκαλωσιά εφαρμόζεται ευρέως σε διάφορα γνωστικά αντικείμενα, προσαρμοσμένη στις ιδιαίτερες ανάγκες κάθε πεδίου. Παρακάτω παρουσιάζονται παραδείγματα εφαρμογής στη Φυσική.

Εννοιολογική Κατανόηση και Επίλυση Προβλήματος

Στη διδασκαλία της Φυσικής, η διδακτική σκαλωσιά μπορεί να λειτουργήσει ως ισχυρό εργαλείο για την αντιμετώπιση εναλλακτικών αντιλήψεων των μαθητών και την ενίσχυση της εννοιολογικής τους κατανόησης. Ένα βασικό εμπόδιο που συχνά εμφανίζεται σε μαθητές εισαγωγικών μαθημάτων Φυσικής είναι η τάση να χρησιμοποιούν εναλλακτικές αντιλήψεις σε ποσοτικά προβλήματα, γεγονός που μπορεί να εκτρέψει ολόκληρη τη διαδικασία επίλυσης. Το άρθρο των Lin και Singh (2023) εξέτασε πειραματικά πώς διαφορετικά επίπεδα σκαλωσιάς επηρεάζουν την απόδοση φοιτητών σε πρόβλημα στατικής τριβής σε κεκλιμένο επίπεδο, το οποίο εμπλέκεται με την ισχυρή εναλλακτική αντίληψη ότι η στατική τριβή είναι πάντα ίση με το $\mu_s F_N$ δηλαδή τη μέγιστη δυνατή τιμή της [162].

Στην έρευνα χρησιμοποιήθηκε ως σκαλωσιά ένα αναλογικό πρόβλημα που αφορούσε δύναμη τάσης αντί για τριβή[6], το οποίο δεν ενεργοποιεί την εναλλακτική αντίληψη. Διαπιστώθηκε ότι η παροχή μόνο της λύσης του αναλογικού προβλήματος δεν ήταν επαρκής. Αντιθέτως, όταν προστέθηκαν επιπλέον σκαλωσιές που ενίσχυαν τη μεταγνωστική επεξεργασία και προκαλούσαν γνωστική σύγκρουση (για παράδειγμα, πρόβλεψη τι θα συμβεί σε πιο απότομο κεκλιμένο επίπεδο), οι μαθητές ήταν σε θέση να αναγνωρίσουν την ομοιότητα μεταξύ των προβλημάτων, να εγκαταλείψουν τη λανθασμένη στρατηγική και να επιλύσουν σωστά το αρχικό πρόβλημα εφαρμόζοντας τον Δεύτερο Νόμο του Νεύτωνα κατά μήκος της κλίσης.

Ανάπτυξη Μεταγνωστικών Δεξιοτήτων

Η ανάπτυξη μεταγνωστικών δεξιοτήτων αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την ενίσχυση της αυτορρυθμιζόμενης μάθησης στη Φυσική. Οι μαθητές που καλλιεργούν την ικανότητα να σχεδιάζουν, να παρακολουθούν και να αξιολογούν τη διαδικασία μάθησης, επιδεικνύουν βελτιωμένη απόδοση και αυξημένη αυτοπεποίθηση στην επίλυση προβλημάτων.

Η μελέτη των Agu και Iyamu (2020) εξέτασε την επίδραση της μεταγνωστικής σκαλωσιάς στην επίδοση και τη στάση μαθητών δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης στη Φυσική,

[6] Ένα αυτοκίνητο ηρεμεί σε κεκλιμένο επίπεδο (με γωνία θ), αλλά αυτή τη φορά κρατιέται από ένα σκοινί παράλληλο με το επίπεδο. Το ζητούμενο είναι να υπολογιστεί η δύναμη τάσης στο σκοινί που διατηρεί το αυτοκίνητο σε ισορροπία.

με έμφαση στη θεματική της θερμικής ενέργειας [163]. Οι μαθητές που διδάχθηκαν με μεταγνωστικές στρατηγικές σκαλωσιάς παρουσίασαν σημαντικά υψηλότερες επιδόσεις και ανέπτυξαν πιο θετική στάση απέναντι στη Φυσική σε σύγκριση με την ομάδα ελέγχου.

Συγκεκριμένα, η διδασκαλία περιλάμβανε:

- Χρήση προοργανωτών για τη σύνδεση νέων εννοιών με την προϋπάρχουσα γνώση.
- Μοντελοποίηση διαδικασιών επίλυσης προβλημάτων από τον εκπαιδευτικό.
- Ενθάρρυνση της σκέψης φωναχτά (think-aloud) κατά την επίλυση προβλημάτων.
- Παροχή υποδείξεων και ερωτήσεων καθοδήγησης για την ενίσχυση της αυτοπαρακολούθησης και της αυτοαξιολόγησης των μαθητών.

Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι η ενσωμάτωση μεταγνωστικών στρατηγικών σκαλωσιάς στη διδασκαλία της Φυσικής μπορεί να ενισχύσει τόσο την εννοιολογική κατανόηση όσο και τη θετική στάση των μαθητών προς το μάθημα.

Καθοδηγούμενη Διερεύνηση και Εργαστηριακή Σκαλωσιά

Η καθοδηγούμενη διερεύνηση (ενότητα 3.2.3) αποτελεί μια από τις πλέον διαδεδομένες παιδαγωγικές στρατηγικές για την ενεργή εμπλοκή των μαθητών στις φυσικές επιστήμες. Όπως αναφέραμε, βασίζεται στην ιδέα ότι η επιστημονική γνώση δεν διδάσκεται παθητικά, αλλά οικοδομείται ενεργά μέσα από τη διερεύνηση ερωτημάτων, τη διατύπωση υποθέσεων και την ερμηνεία δεδομένων. Η διδακτική σκαλωσιά, στο πλαίσιο αυτό, χρησιμοποιείται για να υποστηρίξει τη διαδικασία διερεύνησης χωρίς να αφαιρεί την πρωτοβουλία από τον μαθητή.

Ιστορικά, η καθοδηγούμενη διερεύνηση διαμορφώθηκε μέσα από τις ερευνητικές παραδόσεις της οικοδόμησης γνώσης και του επιστημονικού γραμματισμού, με σημαντικές συνεισφορές από προγράμματα όπως το ThinkerTools Inquiry Project των White & Frederiksen (1998) [164], το LEAP Project των Krajcik et al. (1998) [165] και το WISE (Web-based Inquiry Science Environment) των Linn, Clark & Slotta (2003) [166], τα οποία ανέδειξαν τον ρόλο της σκαλωσιάς σε ψηφιακά και πειραματικά περιβάλλοντα για την ενίσχυση της επιστημονικής σκέψης των μαθητών.

Σύγχρονες μελέτες επιβεβαιώνουν τη σημασία αυτής της προσέγγισης και στη διδασκαλία της Φυσικής. Για παράδειγμα, η μελέτη της Alemani (2024) περιγράφει την επανασχεδίαση ενός εισαγωγικού εργαστηριακού μαθήματος Φυσικής με στόχο την προώθηση της ενεργής συμμετοχής των φοιτητών και την ανάπτυξη πειραματικών δεξιοτήτων [167]. Η επανασχεδίαση βασίστηκε στη χρήση σκαλωσιάς μέσω καθοδηγούμενων δραστηριοτήτων, εργαλείων αξιολόγησης και αλλαγής του ρόλου των διδασκόντων από μεταδότες γνώσης σε υποστηρικτές της διερεύνησης.

Αντίστοιχα, η μελέτη των Holmes et al. (2024) εστίασε στην επίδραση της σκαλωσιάς σε εργαστηριακά μαθήματα Φυσικής, δείχνοντας ότι η παροχή καθοδηγητικών ερωτήσεων και εξατομικευμένης ανατροφοδότησης ενίσχυσε την ικανότητα των φοιτητών να σχεδιάζουν και να ερμηνεύουν πειράματα, καθώς και να συνδέουν θεωρία και δεδομένα [168].

Η ενσωμάτωση της σκαλωσιάς σε τέτοια περιβάλλοντα συνήθως περιλαμβάνει:

- Καθοδηγούμενα φύλλα εργασίας με ενσωματωμένες ερωτήσεις πρόβλεψης, σχεδιασμού και ανάλυσης.
- Μοντελοποίηση επιστημονικών πρακτικών (όπως διατύπωση υποθέσεων και ερμηνεία διαγραμμάτων).
- Προοδευτική απόσυρση της υποστήριξης καθώς αυξάνεται η αυτονομία των μαθητών.

Η καθοδηγούμενη διερεύνηση και η εργαστηριακή σκαλωσιά καλλιεργούν ουσιώδεις δεξιότητες επιστημονικής σκέψης, προάγουν τη βαθύτερη κατανόηση και ενισχύουν την ενεργή εμπλοκή των μαθητών στο γνωστικό αντικείμενο της Φυσικής.

Σκαλωσιά στη Χρήση Αναπαραστάσεων και Οπτικοποιήσεων

Η χρήση *πολλαπλών εξωτερικών αναπαραστάσεων* (Multiple External Representations – MERs), όπως διαγράμματα, γραφήματα, εξισώσεις και λεκτικές περιγραφές, αποτελεί θεμελιώδες στοιχείο της διδασκαλίας της Φυσικής, καθώς διευκολύνει τόσο την εννοιολογική κατανόηση όσο και την επίλυση προβλημάτων. Ωστόσο, οι μαθητές συχνά δυσκολεύονται να μεταφράσουν πληροφορίες μεταξύ διαφορετικών τύπων αναπαράστασης ή

να κατανοήσουν τις σχέσεις μεταξύ τους. Σε αυτό το πλαίσιο, η διδακτική σκαλωσιά παίζει κρίσιμο ρόλο: υποστηρίζει τη μεταγλωσσική κατανόηση, ενισχύει την αναπαραστασιακή επάρκεια και προάγει την ενεργητική εμπλοκή με επιστημονικές διαδικασίες [169].

Η έρευνα των Wu και Puntambekar (2012) υπογράμμισε τη σημασία της «αντιστοίχισης» μεταξύ αναπαραστάσεων και επιστημονικών διαδικασιών με βάση τις παιδαγωγικές τους δυνατότητες (affordances). Για παράδειγμα, τα οπτικά-γραφικά μέσα (γραφήματα, διαγράμματα, προσομοιώσεις) είναι ιδανικά για ανάλυση δεδομένων και κατανόηση σχέσεων μεταξύ μεταβλητών, ενώ οι συμβολικές-μαθηματικές μορφές επιτρέπουν τη μοντελοποίηση φαινομένων και τη γενίκευση εννοιών. Προκειμένου οι μαθητές να αξιοποιήσουν πλήρως τις δυνατότητες αυτών των μορφών, απαιτείται κατάλληλη σκαλωσιά, όπως δυναμική σύνδεση (dynamic linking), μοντελοποίηση από τον διδάσκοντα, ή διαδοχική παρουσίαση αναπαραστάσεων (model progression) [169].

Ειδικά στη Φυσική, η σκαλωσιά μπορεί να εφαρμοστεί μέσω:

- δραστηριοτήτων που καθοδηγούν τους μαθητές στην κατανόηση της σύνδεσης μεταξύ εξισώσεων, διαγραμμάτων και λεκτικών περιγραφών φαινομένων,
- φύλλων εργασίας με στρατηγικά ερωτήματα για την αποσαφήνιση σχέσεων μεταξύ ποσοτικών και ποιοτικών στοιχείων,
- συνδυασμένης χρήσης προσομοιώσεων και πραγματικών πειραμάτων ώστε να γεφυρωθεί το χάσμα μεταξύ μοντέλων και πραγματικού κόσμου.

Η μελέτη των Wu και Krajcik (2006) επισημαίνει ότι οι μαθητές παρουσιάζουν σημαντικά οφέλη όταν διδάσκονται πώς να χρησιμοποιούν πολλαπλές αναπαραστάσεις σε δραστηριότητες όπως η συλλογή δεδομένων, η ανάλυση γραφημάτων και η κατασκευή εξηγήσεων. Ωστόσο, χωρίς κατάλληλη σκαλωσιά, πολλοί μαθητές εστιάζουν μόνο σε επιφανειακά χαρακτηριστικά (όπως η μορφή του γραφήματος) και αποτυγχάνουν να αναγνωρίσουν τις εννοιολογικές συνδέσεις μεταξύ αναπαραστάσεων [170].

Συνολικά, η ενσωμάτωση της σκαλωσιάς στη χρήση αναπαραστάσεων ενισχύει τόσο τη γνωστική επεξεργασία όσο και την ανάπτυξη επιστημονικών πρακτικών στους μαθητές της Φυσικής, καθιστώντας την μια κρίσιμη διδακτική στρατηγική.

Σκαλωσιά στην Καθοδηγούμενη Εξήγηση και στην Κατασκευή Επιστημονικών Ερμηνειών

Η ικανότητα των μαθητών να διατυπώνουν λογικές και επιστημονικά τεκμηριωμένες εξηγήσεις αποτελεί έναν από τους θεμελιώδεις στόχους της διδασκαλίας των φυσικών επιστημών. Ωστόσο, για πολλούς μαθητές, η μετάβαση από περιγραφικές ή καθημερινές αναφορές προς πιο αφηρημένες, αιτιακές και μοντελοκεντρικές εξηγήσεις δεν είναι αυτονόητη. Σε αυτό το πλαίσιο, η διδακτική σκαλωσιά παρέχει μια συστηματική και προσωρινή υποστήριξη που ενισχύει τη σταδιακή ανάπτυξη επιστημονικής σκέψης και την κατασκευή νοήματος.

Οι ερευνητικές προσεγγίσεις στηριγμένες στις αρχές της οικοδόμησης γνώσης και της επιστημονικής επιχειρηματολογίας τονίζουν ότι οι μαθητές χρειάζονται υποστηρικτικές δομές για να συνδέσουν παρατηρήσεις με θεωρητικές έννοιες, να διατυπώσουν υποθέσεις και να αιτιολογήσουν τις απαντήσεις τους. Όπως επισημαίνουν οι Duschl, Schweingruber και Shouse [171], η επιστημονική εξήγηση δεν είναι απλώς η αναπαραγωγή γνώσεων, αλλά η κατασκευή και τεκμηρίωση ερμηνειών για φαινόμενα, μέσω της συλλογής και αξιολόγησης στοιχείων.

Ένα διαδεδομένο σχήμα σκαλωσιάς σε αυτό το πλαίσιο είναι το μοντέλο *Claim - Evidence - Reasoning (CER)*, το οποίο καθοδηγεί τους μαθητές να:

- διατυπώνουν μια επιστημονική αξίωση (*claim*),
- την υποστηρίζουν με εμπειρικά δεδομένα (*evidence*),
- και αιτιολογούν πώς τα δεδομένα υποστηρίζουν την αξίωση (*reasoning*), κάνοντας χρήση επιστημονικών αρχών.

Το μοντέλο αυτό έχει βρεθεί ιδιαίτερα αποτελεσματικό όταν ενσωματώνεται σε πλαίσια συνεργατικής μάθησης, σε φύλλα εργασίας ή κατά τη συζήτηση ερμηνειών σε πειραματικά δεδομένα. Η σκαλωσιά μπορεί να πάρει τη μορφή ερωτήσεων, υποδείξεων ή στοχευμένης ανατροφοδότησης που ενισχύει τη σαφήνεια και την ακρίβεια της επιχειρηματολογίας [172].

Στο πεδίο της Φυσικής, η αποτελεσματικότητα του μοντέλου CER σε συνδυασμό με στρατηγικές σκαλωσιάς επιβεβαιώθηκε σε πρόσφατη μελέτη των Alanazi, Osman και

Halim [173]. Στο πλαίσιο της έρευνας, συγκρίθηκαν δύο ομάδες: η πειραματική ομάδα, η οποία διδάχθηκε μέσω σκαλωσιάς και καθοδηγούμενης ανακάλυψης, και η ομάδα ελέγχου που παρακολούθησε παραδοσιακό μάθημα. Τα αποτελέσματα έδειξαν σημαντική βελτίωση στις δεξιότητες ανώτερης τάξης σκέψης (Higher-Order Thinking Skills – HOTS) των φοιτητών της πειραματικής ομάδας, ιδιαίτερα όσον αφορά την ικανότητά τους να διατυπώνουν επιστημονικά τεκμηριωμένες εξηγήσεις.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα εφαρμογής του μοντέλου CER αφορά τη διδασκαλία της σχέσης μεταξύ δύναμης και επιτάχυνσης. Οι μαθητές καλούνται να αναπτύξουν το επιχείρημά τους ως εξής:

- **Claim (Αξίωση)**: Όσο πιο μεγάλη είναι η δύναμη που ασκείται σε ένα σώμα, τόσο μεγαλύτερη είναι και η επιτάχυνση που θα αποκτήσει λόγο της δύναμης αυτής (η μάζα διατηρείται σταθερή).

- **Evidence (Απόδειξη)**: Σε πείραμα με καρότσι σε οριζόντια επιφάνεια, εφαρμόστηκαν διαφορετικές δυνάμεις και μετρήθηκε η επιτάχυνση. Τα δεδομένα έδειξαν αναλογική αύξηση της επιτάχυνσης με τη δύναμη.

- **Reasoning (Αιτιολόγηση)**: Βάσει του 2ου Νόμου του Νεύτωνα ($F = m \cdot a$), όταν η μάζα παραμένει σταθερή, η επιτάχυνση είναι ανάλογη της δύναμης. Τα πειραματικά δεδομένα επιβεβαιώνουν τη θεωρητική πρόβλεψη.

Η εφαρμογή αυτού του μοντέλου ενισχύει τη μεταγλωσσική επάρκεια των μαθητών, τους βοηθά να κατανοήσουν τη λογική της επιστημονικής τεκμηρίωσης και τους καθιστά ικανούς να οικοδομήσουν αιτιακές ερμηνείες για φυσικά φαινόμενα.

3.3.5 Κριτήρια Αξιολόγησης της Διδακτικής Σκαλωσιάς

Η διδακτική σκαλωσιά έχει αναγνωριστεί ως μία από τις πλέον ισχυρές στρατηγικές υποστήριξης της μάθησης, ιδίως όταν η μάθηση αφορά σύνθετες έννοιες ή απαιτεί την ενεργό εμπλοκή του μαθητή στη διαδικασία επίλυσης προβλημάτων, λήψης αποφάσεων και κατασκευής νοήματος. Ως προσωρινή και προσαρμοστική υποστήριξη που παρέχεται εντός της ZEA, η σκαλωσιά προϋποθέτει έναν «φορέα υποστήριξης» (είτε αυτός είναι

ένας εκπαιδευτικός, είτε ένα ψηφιακό σύστημα μάθησης) ο οποίος είναι σε θέση να ανιχνεύει το επίπεδο του μαθητή και να προσαρμόζει δυναμικά τη βοήθεια που παρέχει.

Η αξιολόγηση της ποιότητας και της αποτελεσματικότητας αυτής της υποστήριξης δεν είναι αυτονόητη διαδικασία. Αντιθέτως, απαιτεί ένα σαφές και θεωρητικά τεκμηριωμένο σύνολο κριτηρίων, τα οποία να αντανακλούν τις βασικές αρχές της σκαλωσιάς, όπως η σταδιακή απόσυρση της βοήθειας, η ενεργητική εμπλοκή του μαθητή, η προσαρμοστικότητα της υποστήριξης και η εστίαση στην πρόοδο εντός της ZEA.

Τα κριτήρια που παρουσιάζονται στην παρούσα ενότητα σχεδιάστηκαν ως γενικές αρχές αξιολόγησης της εφαρμογής της διδακτικής σκαλωσιάς, με τρόπο που να είναι εφαρμόσιμα τόσο στην παραδοσιακή εκπαιδευτική πρακτική όσο και σε ψηφιακά περιβάλλοντα μάθησης.

Τα κριτήρια που παρουσιάζονται στην παρούσα ενότητα σχεδιάστηκαν ως γενικές αρχές αξιολόγησης της εφαρμογής της διδακτικής σκαλωσιάς, με τρόπο που να είναι εφαρμόσιμα τόσο στην παραδοσιακή εκπαιδευτική πρακτική όσο και σε ψηφιακά περιβάλλοντα μάθησης. Η διαμόρφωσή τους βασίστηκε στις κεντρικές αρχές που αναλύθηκαν στις προηγούμενες ενότητες, όπως η Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης (ενότητα 3.2.4), η βαθμιαία απόσυρση της βοήθειας (ενότητα 3.3.2) και η ενεργή μάθηση (ενότητα 3.3.2). Παράλληλα, ορισμένα κριτήρια αναδεικνύονται μέσα από την ποιοτική ανάλυση των διαλόγων μεταξύ μαθητών και διδάσκοντος ή μεταξύ μαθητή και ψηφιακού περιβάλλοντος.

1. Συνεργατική Μάθηση. Η σκαλωσιά συντελείται, από τη φύση της, στο πλαίσιο μιας κοινωνικής αλληλεπίδρασης. Η μάθηση προκύπτει μέσα από συνεργατικές δραστηριότητες, όπου το άτομο υποστηρίζεται στην εκτέλεση γνωστικών καθηκόντων που δεν θα μπορούσε να επιτελέσει μόνο του. Η σκαλωσιά λοιπόν δεν είναι απλώς βοήθεια, αλλά μια μορφή διαλογικής καθοδήγησης.

Σε αυτό το πλαίσιο, κρίσιμα κριτήρια είναι κατά πόσο ο διδάσκων ή το ψηφιακό περιβάλλον:

1.1 ξεκινά και διατηρεί έναν διάλογο προσαρμοσμένο στις ανάγκες του μαθητή,

1.2 χρησιμοποιεί ερωτήσεις ανοικτού τύπου που ενθαρρύνουν τη σκέψη και τη συνεισφορά του μαθητή,

1.3 προσφέρει ανατροφοδότηση που δεν είναι απλώς διορθωτική, αλλά εμπλουτισμένη με επεξηγήσεις και αιτιολόγηση.

Τα παραπάνω συνάδουν με ερευνητικά ευρήματα που δείχνουν ότι η ποιοτική ανατροφοδότηση και οι ερωτήσεις υψηλότερου επιπέδου ενισχύουν τη μαθησιακή εμπλοκή και οδηγούν σε βαθύτερη κατανόηση [174; 175].

2. Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης. Η ZEA (ενότητα 3.2.4) αποτελεί τον βασικό θεωρητικό πυρήνα της σκαλωσιάς. Η εκπαιδευτική υποστήριξη οφείλει να κινηθεί στο «πέραν» του επιπέδου ανεξάρτητης επίδοσης του μαθητή, χωρίς όμως να το υπερβεί υπερβολικά. Για να επιτευχθεί αυτό, ο διδάσκων ή το ψηφιακό περιβάλλον πρέπει να είναι σε θέση να:

2.1 αξιολογεί το τρέχον επίπεδο γνώσεων του μαθητή και να ρυθμίζει ανάλογα τη δυσκολία,

2.2 εντοπίζει σημεία δυσκολίας και να προσφέρει υποδείξεις ή εναλλακτικές διατυπώσεις,

2.3 προτείνει ερωτήσεις ή προβλήματα που βρίσκονται λίγο πέρα από το τρέχον επίπεδο του μαθητή,

2.4 παρακολουθεί τη μαθησιακή πρόοδο και να προσαρμόζει διαρκώς το περιεχόμενο της σκαλωσιάς.

Τα παραπάνω ανταποκρίνονται σε αρχές δυναμικής αξιολόγησης και προσωποποιημένης υποστήριξης [142; 176].

3. Βαθμιαία Ανεξαρτησία. Κεντρική αρχή της σκαλωσιάς είναι η προσωρινή της φύση (ενότητα 3.3.2). Ο εκπαιδευτικός στόχος δεν είναι η διαρκής υποστήριξη, αλλά η προοδευτική ενδυνάμωση της αυτονομίας του μαθητή. Σε αυτό το πλαίσιο, κρίσιμο είναι να αξιολογηθεί αν ο διδάσκων ή το ψηφιακό περιβάλλον:

3.1 μειώνει σταδιακά την παρεχόμενη καθοδήγηση,

3.2 επιτρέπει στον μαθητή να επιχειρεί μόνος του πριν παρέμβει,

3.3 αυξάνει σταδιακά τη δυσκολία των ερωτήσεων/ασκήσεων,

3.4 εντοπίζει και αναγνωρίζει τις επιτυχίες του μαθητή, ενισχύοντας την αυτενέργεια και τη μεταγνώση.

Η προσέγγιση αυτή συνδέεται άμεσα με το έργο των Collins et al. [155], οι οποίοι περιγράφουν τη σκαλωσιά ως μια δυναμική διαδικασία υποστήριξης με φθίνουσα ένταση.

4. Προσαρμοστικότητα. Η σκαλωσιά δεν έχει μία και μόνο μορφή. Αντιθέτως, είναι μια δυναμική, πολύμορφη παιδαγωγική πράξη (ενότητα 3.3.2). Για τον λόγο αυτό, εξετάζεται κατά πόσο η υποστήριξη:

4.1 προσαρμόζεται στο γνωστικό επίπεδο και το προφίλ του μαθητή,

4.2 διαφοροποιείται ως προς τη μορφή της (με καθοδήγηση, ερωτήσεις και παραδείγματα),

4.3 εναλλάσσει στρατηγικές καθοδήγησης με βάση τις αντιδράσεις του μαθητή.

Τα κριτήρια αυτά σχετίζονται άμεσα με τις αρχές της διαφοροποιημένης μάθησης και της εξατομικευμένης υποστήριξης [177; 178].

Συνολικά, η ανάλυση των θεωριών μάθησης και της διδακτικής σκαλωσιάς αναδεικνύει τον καθοριστικό ρόλο της στοχευμένης υποστήριξης για τη γνωστική και μεταγνωστική ανάπτυξη των μαθητών. Η σκαλωσιά, ως παιδαγωγική πρακτική, δεν είναι στατική αλλά μεταβάλλεται δυναμικά ανάλογα με το επίπεδο του μαθητή, την πορεία της μάθησης και τα διαθέσιμα εργαλεία. Η διατύπωση κριτηρίων αξιολόγησής της συμβάλλει στην κατανόηση του πώς η προσωρινή, συνεργατική και προσαρμοστική υποστήριξη μπορεί να ενισχύσει τη μάθηση τόσο σε παραδοσιακά όσο και σε ψηφιακά περιβάλλοντα.

Κεφάλαιο 4

Παιδαγωγικοί Πράκτορες

4.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο επιχειρείται η διερεύνηση του ρόλου και της ανάπτυξης των παιδαγωγικών πρακτόρων, με έμφαση στις αρχές σχεδιασμού που έχουν διατυπωθεί στη διεθνή βιβλιογραφία. Στη σχετική αρθρογραφία χρησιμοποιούνται διάφοροι όροι για να περιγραφούν τα συστήματα αυτά, όπως *παιδαγωγικοί πράκτορες* (pedagogical agents), *διαλογικά συστήματα* (chatbots), *βοηθοί τεχνητής νοημοσύνης* (AI assistants), *συνομιλιακοί πράκτορες* (conversational agents), *δάσκαλος τεχνητής νοημοσύνης* (AI tutor) κ.ά. Παρότι οι όροι αυτοί ενδέχεται να φέρουν τεχνικές διαφοροποιήσεις, ιδιαίτερα στο ερευνητικό πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης, οι διαφοροποιήσεις αυτές σπανίως υιοθετούνται ρητά στη βιβλιογραφία της εκπαιδευτικής τεχνολογίας. Αντιθέτως, οι όροι χρησιμοποιούνται σε μεγάλο βαθμό ως συνώνυμοι, αντανακλώντας τη λειτουργική τους ταύτιση στην πράξη. Για την αποφυγή σύγχυσης, στην παρούσα διατριβή όλοι οι παραπάνω όροι θα θεωρούνται πρακτικά ισοδύναμοι και θα χρησιμοποιούνται εναλλακτικά, ανάλογα με τη φρασεολογία των εκάστοτε μελετών που αναλύονται. Ειδικά για την περίπτωση του *PhysicsBot*, που αποτελεί και το βασικό αντικείμενο μελέτης, υιοθετείται ο όρος *παιδαγωγικός πράκτορας*, ώστε να υπογραμμιστεί ο στοχευμένος εκπαιδευτικός του ρόλος.

Η έννοια των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων δεν αποτελεί νέο φαινόμενο. Από τις αρχές της δεκαετίας του 2000, εμφανίστηκαν πρώιμα παραδείγματα διαλογικών συστημάτων που χρησιμοποιήθηκαν για εκπαιδευτικούς σκοπούς, όπως τα CLIVE [179] και AutoTutor [180], τα οποία στηρίχθηκαν σε κανόνες ή σενάρια διαλόγου χωρίς

όμως προηγμένα μοντέλα επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Αυτά τα πρώιμα συστήματα ήταν περιορισμένα ως προς την κατανόηση και την παραγωγή φυσικού λόγου, ενώ η αλληλεπίδραση βασιζόταν σε προκαθορισμένες απαντήσεις. Παρά τη συμβολή τους στη μελέτη της διαλογικής μάθησης, η εμβέλεια και η προσαρμοστικότητά τους παρέμεναν περιορισμένες, γεγονός που δεν επέτρεπε την πλήρη αξιοποίηση των δυνατοτήτων της διαλογικής υποστήριξης.

Η εμφάνιση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (Κεφάλαιο 2) σηματοδότησε μια ριζική μεταβολή στις δυνατότητες των συστημάτων αυτών. Τα σύγχρονα εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα που βασίζονται σε Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα προσφέρουν πολύ πιο φυσική, ευέλικτη και εξατομικευμένη αλληλεπίδραση, καθιστώντας δυνατή την προσαρμογή της υποστήριξης στις ανάγκες κάθε μαθητή σε πραγματικό χρόνο. Αν και στο παρόν κεφάλαιο δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στη μελέτη συστημάτων που αξιοποιούν LLMs, καθώς αντιπροσωπεύουν την αιχμή της τεχνολογίας στον τομέα της διαλογικής μάθησης, συμπεριλήφθηκαν και παλαιότερα συστήματα, όπως αυτά που βασίζονται σε τεχνολογίες NLP. Η ένταξή τους κρίθηκε απαραίτητη, αφενός επειδή προσφέρουν πολύτιμες πληροφορίες σε επίπεδο παιδαγωγικού σχεδιασμού, και αφετέρου επειδή έχουν μελετηθεί εκτενώς στη βιβλιογραφία σε σχέση με τα LLMs, τα οποία αποτελούν μια τεχνολογία υπό διαμόρφωση. Επίσης, η σύγκριση μεταξύ συστημάτων παλαιότερης γενιάς επιτρέπει την ανάδειξη της προστιθέμενης αξίας των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων στην εκπαιδευτική τεχνολογία, αλλά και των δυνατοτήτων μετασχηματισμού που ενδέχεται να επιφέρουν στις πρακτικές διαλογικής μάθησης.

Επιπλέον, η εστίαση στα σύγχρονα διαλογικά συστήματα είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς συνδέεται άμεσα με το αντικείμενο της παρούσας διατριβής, που αφορά την ανάπτυξη του *PhysicsBot*, ενός παιδαγωγικού πράκτορα φυσικής που ξεκίνησε να αναπτύσσεται αμέσως μετά τον Ιούλιο του 2023, όταν έγινε διαθέσιμο στο ευρύ κοινό το GPT-4 API. Η διαθεσιμότητα των σύγχρονων LLMs αποτέλεσε τον καταλύτη για την ανάπτυξη προηγμένων αρχιτεκτονικών διαλόγου, ενώ οι σχεδιαστικές αρχές που βασίζονται σε αυτά τα μοντέλα άρχισαν να δημοσιεύονται εκτενέστερα από το 2024 και έπειτα. Η παράλληλη πορεία των δημοσιεύσεων για τις αρχές σχεδιασμού και της ανάπτυξης του *PhysicsBot* είχε ως αποτέλεσμα το σύστημα να αναβαθμιστεί δύο φορές, ενσωματώνοντας προοδευτικά αρχές σχεδιασμού τόσο σε παιδαγωγικό όσο και σε τεχνολογικό

επίπεδο. Το γεγονός αυτό δείχνει τη στενή σχέση μεταξύ της τρέχουσας επιστημονικής γνώσης και της πρακτικής εφαρμογής, πράγμα που καθιστά απαραίτητη τη συστηματική διερεύνηση των αρχών σχεδιασμού που έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία για τα σύγχρονα διαλογικά συστήματα.

Για την καταγραφή και ανάλυση των αρχών σχεδιασμού που έχουν προταθεί μέχρι σήμερα, υλοποιήθηκε συστηματική βιβλιογραφική ανασκόπηση, η οποία ακολούθησε το πρωτόκολλο PRISMA [181]. Μέσω αυτής της διαδικασίας συγκεντρώθηκαν, αξιοποιήθηκαν και συντέθηκαν οι πληροφορίες από τη διεθνή βιβλιογραφία, με σκοπό την καταγραφή του συνόλου των αρχών που έχουν προκύψει ως σημαντικές για τον σχεδιασμό εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων. Η ανασκόπηση αυτή αποτελεί το θεωρητικό υπόβαθρο για την αξιολόγηση και τη βελτίωση του παιδαγωγικού πράκτορα που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της παρούσας διατριβής.

4.2 Μεθοδολογία Ανασκόπησης

Η διερεύνηση επικεντρώθηκε σε δημοσιεύσεις που εξετάζουν τον σχεδιασμό, την ανάπτυξη ή/και την αξιολόγηση παιδαγωγικών πρακτόρων, με στόχο να εντοπιστούν παιδαγωγικές αρχές σχεδιασμού. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε σε μελέτες που δεν περιορίζονται στη χρήση έτοιμων συνομιλιακών μοντέλων, όπως το ChatGPT, αλλά αναφαίνονται είτε σε γενικές αρχές σχεδιασμού προσαρμοσμένων (custom) διαλογικών συστημάτων ή προχωρούν στην ανάπτυξή τους με ενσωμάτωση εργαλείων όπως APIs.

Η επιλογή των μελετών πραγματοποιήθηκε αποκλειστικά στη βάση δεδομένων *Education Resources Information Center* (ERIC), η οποία αποτελεί κορυφαία και διεθνώς αναγνωρισμένη πηγή για την εκπαιδευτική έρευνα, προσφέροντας πρόσβαση σε μελέτες που εστιάζουν στις παιδαγωγικές πτυχές της τεχνολογίας στην εκπαίδευση. Η απόφαση για χρήση αποκλειστικά του ERIC ελήφθη επειδή το πεδίο ενδιαφέροντος της ανασκόπησης επικεντρώνεται πρωτίστως στις παιδαγωγικές αρχές σχεδιασμού και όχι μόνο στις τεχνικές διαστάσεις, ενώ παράλληλα επιδιώχθηκε η αποφυγή περιορισμού σε τοπικά χαρακτηριστικά που θα μπορούσαν να προκύψουν από τη χρήση βάσεων με εθνική εμβέλεια, όπως η *British Education Index* (BEI) που εστιάζει κυρίως στη βιβλιογραφία του Ηνωμένου Βασιλείου και η *Australian Education Index* (AEI) που επικεντρώνεται στην

Αυστραλία. Επιπλέον, μεγάλο μέρος των άρθρων που καταχωρίζονται στις δύο αυτές βάσεις περιλαμβάνεται ήδη στην ERIC, καθιστώντας την ERIC επαρκή για την κάλυψη του διεθνούς επιστημονικού πεδίου χωρίς τον κίνδυνο γεωγραφικής μεροληψίας.

4.2.1 Κριτήρια Συμπερίληψης και Αποκλεισμού

Για τον προσδιορισμό των μελετών που συμπεριελήφθησαν στη συστηματική ανασκόπηση, εφαρμόστηκαν συγκεκριμένα κριτήρια συμπερίληψης και αποκλεισμού, ώστε να διασφαλιστεί ότι τα άρθρα που θα εξεταστούν είναι σχετικά με το αντικείμενο της παρούσας διατριβής και ανταποκρίνονται στις ανάγκες της σύγχρονης εκπαιδευτικής έρευνας. Τα κριτήρια συμπερίληψης όρισαν ότι οι μελέτες πρέπει:

- Να είναι δημοσιευμένες σε επιστημονικά περιοδικά με κριτές (peer-reviewed), διασφαλίζοντας την επιστημονική εγκυρότητα και αξιοπιστία τους.
- Να έχουν δημοσιευθεί από το έτος 2024 και μετά, δεδομένου ότι το GPT-4 API διατέθηκε στο ευρύ κοινό μόλις τον Ιούλιο του 2023, και επομένως οι εφαρμογές που αξιοποιούν σύγχρονα LLMs απαιτούν εύλογο χρόνο για να σχεδιαστούν, να αναπτυχθούν και να δημοσιευθούν.
- Να εντάσσονται θεματικά στο πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης ώστε να διασφαλιστεί η συνάφεια με τεχνολογίες που σχετίζονται με LLMs.
- Να εξετάζουν την ανάπτυξη, τον σχεδιασμό, την υλοποίηση ή/και την αξιολόγηση εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων που υπερβαίνουν τη χρήση ενός γενικού εργαλείου, όπως το ChatGPT, περιλαμβάνοντας προσαρμοσμένες λύσεις, ενσωματώσεις μέσω API ή προτάσεις αρχών σχεδιασμού.

Τα κριτήρια αποκλεισμού προσδιόρισαν ότι θα αφαιρεθούν άρθρα που:

- Εστιάζουν αποκλειστικά σε εφαρμογές εκτός του πεδίου της εκπαίδευσης, όπως εμπορικά, ψυχαγωγικά ή άλλες μη εκπαιδευτικές χρήσεις διαλογικών συστημάτων.
- Δεν παρουσιάζουν αρχές ή διαδικασίες σχεδιασμού εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων, αλλά περιορίζονται σε επιφανειακή ή περιγραφική αναφορά στη χρήση έτοιμων συνομιλιακών εργαλείων.

- Αφορούν απλή χρήση του ChatGPT ή παρόμοιων εργαλείων χωρίς περαιτέρω ανάπτυξη, σχεδιασμό ή κριτική ανάλυση αρχών παιδαγωγικού σχεδιασμού.

4.2.2 Αριθμητικά Αποτελέσματα της Αναζήτησης

Η εφαρμογή της στρατηγικής αναζήτησης και των κριτηρίων συμπερίληψης και αποκλεισμού οδήγησε σε διαδοχικά στάδια περιορισμού του αρχικού συνόλου των αποτελεσμάτων. Η στρατηγική αναζήτησης στηρίχθηκε στη χρήση ενός συνδυασμού λέξεων-κλειδιών που διαμορφώθηκε ως εξής:

"educational chatbot" OR
"design principles" OR
"instructional design" OR
"LLM-based chatbot" OR
"large language model" OR
"conversational agent" OR
"physics education"

Ο λογικός τελεστής OR χρησιμοποιήθηκε ώστε να συμπεριληφθεί το ευρύτερο δυνατό σύνολο δημοσιεύσεων που θα μπορούσαν να σχετίζονται με το αντικείμενο της παρούσας ανασκόπησης, δηλαδή την καταγραφή αρχών σχεδιασμού εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων που αξιοποιούν σύγχρονες τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης. Με τη χρήση του συνδυασμού αυτού επιδιώχθηκε η κάλυψη όλων των πιθανών σχέσεων μεταξύ των όρων που αφορούν είτε την ανάπτυξη παιδαγωγικών πρακτόρων είτε τις παιδαγωγικές και τεχνικές αρχές σχεδιασμού τους.

1. Η αρχική αναζήτηση στη βάση ERIC με τον συνδυασμό των επιλεγμένων λέξεων-κλειδιών επέστρεψε συνολικά **30.044** αποτελέσματα.

2. Με την εφαρμογή του φίλτρου για peer-reviewed δημοσιεύσεις, ο αριθμός των αποτελεσμάτων περιορίστηκε σε **20.999**.

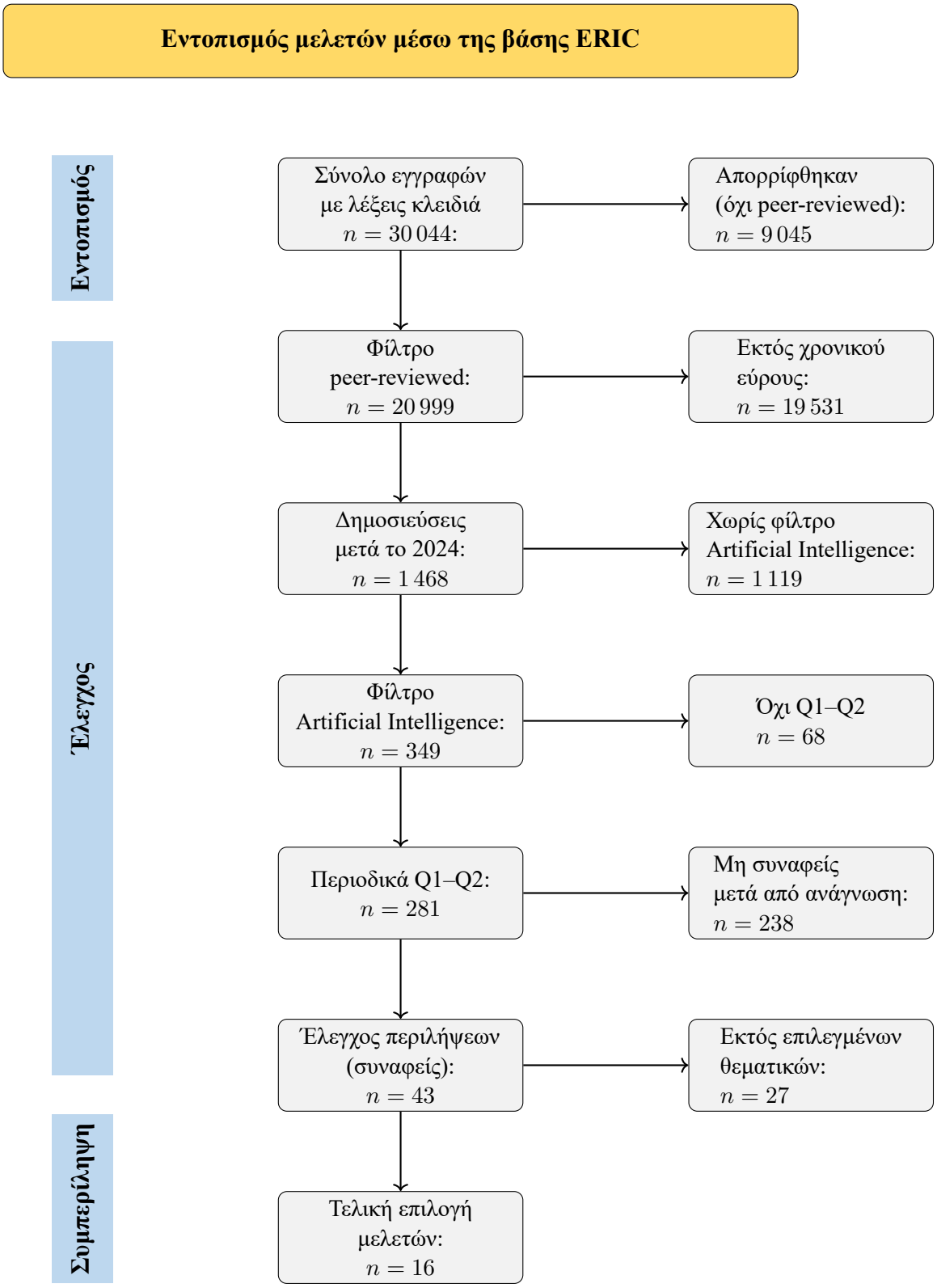
3. Ο χρονικός περιορισμός σε άρθρα που δημοσιεύθηκαν από το 2024 και μετά, ώστε να διασφαλιστεί η εστίαση σε σύγχρονες εφαρμογές, μείωσε περαιτέρω τα αποτελέσματα σε **1.468** άρθρα.

4. Η εισαγωγή του φίλτρου Descriptor = Artificial Intelligence περιόρισε τα αποτελέσματα σε **349** άρθρα, εξασφαλίζοντας ότι οι μελέτες σχετίζονται ρητά με τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης.

5. Από αυτά, επιλέχθηκαν τα άρθρα που κατατάσσονται στις κατηγορίες Q1 και Q2, διατηρώντας έτσι τις δημοσιεύσεις υψηλότερης ποιότητας, με τελικό πλήθος **281** άρθρα. Σημειώνεται ότι οι κατηγορίες Q1 και Q2 βασίζονται στην ταξινόμηση των περιοδικών ανά τεταρτημόρια (quartiles), όπως προσδιορίζονται σε βάσεις δεδομένων αξιολόγησης επιστημονικών περιοδικών (Scimago Journal Rank). Τα περιοδικά κατατάσσονται σε τέσσερα τεταρτημόρια (Q1, Q2, Q3, Q4) ανάλογα με τον δείκτη επιρροής τους: τα περιοδικά Q1 περιλαμβάνουν το ανώτερο 25% του δείκτη στον επιστημονικό τομέα τους, ενώ τα περιοδικά Q2 καταλαμβάνουν το επόμενο 25%. Η επιλογή περιοδικών από τα τεταρτημόρια Q1 και Q2 διασφαλίζει ότι οι δημοσιεύσεις προέρχονται από πηγές με υψηλή επιστημονική εγκυρότητα και αυστηρή διαδικασία κριτικής αξιολόγησης.

6. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε ανάγνωση των περιλήψεων (abstracts) των 281 άρθρων και εφαρμόστηκε το κριτήριο συνάφειας, δηλαδή αν η μελέτη αναφέρεται σε ανάπτυξη, σχεδιασμό, υλοποίηση ή αξιολόγηση εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων που υπερβαίνει την απλή χρήση του ChatGPT. Με βάση αυτό το κριτήριο επιλέχθηκαν **43** άρθρα.

7. Τέλος, τα 43 άρθρα ταξινομήθηκαν ως προς το εκπαιδευτικό τους αντικείμενο (educational subject area), το οποίο προσδιορίστηκε χειροκίνητα με βάση τις περιλήψεις τους, και κατανεμήθηκαν στις ακόλουθες θεματικές κατηγορίες: *Ανατομία, Βιολογία, Πληροφορική, Υπολογιστική Όραση, Περιβαλλοντική Επιστήμη, Γενικά Παιδαγωγικά, Γλώσσα, Μαθηματικά, Φυσική, Διαχείριση Έργων, Στατιστική, Βιωσιμότητα*. Από αυτές, επιλέχθηκαν τελικά τα άρθρα που ανήκουν στις τρεις θεματικές *Γενικά Παιδαγωγικά*, *Πληροφορική* και *Φυσική*, τα οποία ήταν συνολικά **16** (12 Γενικά Παιδαγωγικά, 3 Φυσική, 1 Πληροφορική) (σχήμα 4.1).



Σχήμα 4.1: Διάγραμμα PRISMA που απεικονίζει τα στάδια περιορισμού και τους λόγους απόρριψης στη συστηματική ανασκόπηση.

4.2.3 Συνοπτική Παρουσίαση των Επιλεγμένων Μελετών

Για την πληρότητα της συστηματικής ανασκόπησης, στον πίνακα 4.1 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι 16 μελέτες που επιλέχθηκαν βάσει των κριτηρίων συμπερίληψης. Ο πίνακας περιλαμβάνει για κάθε άρθρο την μελέτη (citation), τους συγγραφείς, το έτος δημοσίευσης, τον πλήρη τίτλο, το περιοδικό στο οποίο δημοσιεύτηκε, το τεταρτημόριο (Q1/Q2) που κατατάσσεται το περιοδικό σύμφωνα με δείκτες ποιότητας, καθώς και τη θεματική κατηγορία του εκπαιδευτικού αντικειμένου που εξετάζει. Η παρουσίαση αυτή παρέχει μια συνοπτική επισκόπηση των χαρακτηριστικών των επιλεγμένων μελετών, διευκολύνοντας την κατανόηση της ερευνητικής τους εστίασης και συνεισφοράς, και θέτοντας το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο για την ανάλυση των αρχών σχεδιασμού των παιδαγωγικών πρακτόρων που θα ακολουθήσει στις επόμενες ενότητες.

Πίνακας 4.1: Συνοπτική παρουσίαση των επιλεγμένων μελετών που εξετάστηκαν στη συστηματική ανασκόπηση.

Μελέτη	**Συγγραφείς**	**Έτος**	**Τίτλος**	**Περιοδικό**	**Q**	**Θεματική**
[182]	Ortega-Ochoa et al.	2024	Empathic Pedagogical Conversational Agents: A Systematic Literature Review	British Journal of Educational Technology	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[183]	Liu, Duan et al.	2024	Improving Knowledge Gain and Emotional Experience in Online Learning with Knowledge and Emotional Scaffolding-Based Conversational Agent	Educational Technology & Society	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[184]	Yusuf et al.	2025	Pedagogical AI Conversational Agents in Higher Education: A Conceptual Framework and Survey of the State of the Art	Educational Technology Research and Development	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά

Συνεχίζεται στην επόμενη σελίδα...

Μελέτη	Συγγραφείς	Έτος	Τίτλος	Περιοδικό	Q	Θεματική
[185]	Guan et al.	2025	How Educational Chatbots Support Self-Regulated Learning? A Systematic Review of the Literature	Education and Information Technologies	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[186]	de Araujo et al.	2024	A Learning Analytics-Based Collaborative Conversational Agent to Foster Productive Dialogue in Inquiry Learning	Journal of Computer Assisted Learning	Q1	Φυσική
[187]	Zhu et al.	2025	Impact of Assignment Completion Assisted by Large Language Model-Based Chatbot on Middle School Students' Learning	Education and Information Technologies	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[188]	Güldal et al.	2025	Can Rule-Based Educational Chatbots Be an Acceptable Alternative for Students in Higher Education?	Education and Information Technologies	Q1	Φυσική
[189]	Li et al.	2025	Effect of Adaptable and Non-Adaptable Collaboration Scripts through Conversational Agents on Student's Engagement in Online Collaborative Learning	Educational Technology Research and Development	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[190]	Huang et al.	2025	Facilitating Online Self-Regulated Learning and Social Presence Using Chatbots: Evidence-Based Design Principles	IEEE Transactions on Learning Technologies	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά

Συνεχίζεται στην επόμενη σελίδα...

Μελέτη	Συγγραφείς	Έτος	Τίτλος	Περιοδικό	Q	Θεματική
[191]	Neyem et al.	2024	Toward an AI Knowledge Assistant for Context-Aware Learning Experiences in Software Capstone Project Development	IEEE Transactions on Learning Technologies	Q1	Πληροφορική
[192]	Liu, Wang et al.	2024	An Interactive Technological Solution to Foster Preservice Teachers' Theoretical Knowledge and Instructional Design Skills: A Chatbot-Based 5E Learning Approach	Interactive Learning Environments	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[193]	Zhang et al.	2024	A Review of Chatbot-Assisted Learning: Pedagogical Approaches, Implementations, Factors Leading to Effectiveness, Theories, and Future Directions	Interactive Learning Environments	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[194]	Allen et al.	2024	Q-Module-Bot: A Generative AI-Based Question and Answer Bot for Module Teaching Support	IEEE Transactions on Education	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά
[195]	Ng et al.	2024	Empowering Student Self-Regulated Learning and Science Education through ChatGPT: A Pioneering Pilot Study	British Journal of Educational Technology	Q1	Φυσική
[196]	Zhang et al.	2025	Designing GenAI Tools for Personalized Learning Implementation: Theoretical Analysis and Prototype of a Multi-Agent System	Journal of Teacher Education	Q1	Γενικά Παιδαγωγικά

Συνεχίζεται στην επόμενη σελίδα...

Μελέτη	Συγγραφείς	Έτος	Τίτλος	Περιοδικό	Q	Θεματική
[197]	Cooper et al.	2024	Let Us Not Squander the Affordances of LLMs for the Sake of Expedience: Using Retrieval Augmented Generative AI Chatbots to Support and Evaluate Student Reasoning	Journal of Chemical Education	Q2	Γενικά Παιδαγωγικά

4.3 Συμπεράσματα Ανασκόπησης

4.3.1 Τύποι Μελετών

Η ανάλυση της βιβλιογραφίας ανέδειξε μια ευρεία ποικιλία ερευνητικών έργων που εξετάζουν εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα σε διαφορετικά μαθησιακά περιβάλλοντα. Τα άρθρα διαφέρουν τόσο ως προς τον τύπο της μελέτης (περιλαμβάνοντας συστηματικές ανασκοπήσεις, θεωρητικές προσεγγίσεις, καθώς και εμπειρικές ή πειραματικές έρευνες) όσο και ως προς τους επιδιωκόμενους στόχους τους, που αφορούν μεταξύ άλλων την ενίσχυση της γνωστικής εμπλοκής, την υποστήριξη συναισθηματικών αναγκών, την προώθηση στρατηγικών αυτορρυθμιζόμενης μάθησης και την ανάπτυξη εξατομικευμένων συστημάτων μάθησης βασισμένων σε παιδαγωγικούς πράκτορες.

Στις παραγράφους που ακολουθούν, παρουσιάζεται αρχικά η κατάταξη των μελετών ανάλογα με το είδος τους, και στη συνέχεια περιγράφονται αναλυτικά οι στόχοι που επιδιώκουν να επιτύχουν, ώστε να αποσαφηνιστεί το εύρος και η κατεύθυνση της υπάρχουσας έρευνας στον τομέα.

Οι μελέτες που αναλύθηκαν μπορούν να καταταχθούν σε τρεις κύριες κατηγορίες: (α) συστηματικές ανασκοπήσεις, (β) θεωρητικές ή αναπτυξιακές μελέτες που επικεντρώνονται σε προτάσεις σχεδιασμού ή τεχνικές αρχιτεκτονικές, και (γ) εμπειρικές μελέτες με πειραματικό ή σχεδόν πειραματικό σχεδιασμό.

Συστηματικές ανασκοπήσεις: Περιλαμβάνουν άρθρα που επιχειρούν μια αναλυτική επισκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας για να εντοπίσουν τάσεις, προκλήσεις και

κενά στη χρήση των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων. Στη συστηματική ανασκόπηση εντοπίστηκαν τέσσερις τέτοιες μελέτες, οι οποίες αφορούν κυρίως τη διερεύνηση εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων με βάση συστήματα τεχνητής νοημοσύνης: [182], [184], [185], και [193].

Θεωρητικές ή αναπτυξιακές μελέτες: Εστιάζουν στον σχεδιασμό, στις τεχνικές υλοποιήσεις ή στις προτάσεις για μελλοντική έρευνα και βελτίωση της τεχνολογίας. Περιλαμβάνουν άρθρα που διερευνούν τη θεωρητική θεμελίωση των συνομιλιακών πρακτόρων, την ανάπτυξη εργαλείων βασισμένων σε LLMs, καθώς και την ανάλυση περιορισμών και δυνατοτήτων των τεχνολογιών αυτών. Στην κατηγορία αυτή περιλαμβάνονται οι εργασίες των [197], και [196].

Εμπειρικές μελέτες: Αποτελούν την πλειονότητα των άρθρων και διεξάγονται σε πραγματικά ή ελεγχόμενα μαθησιακά περιβάλλοντα, συνήθως με ποσοτικές ή μικτές μεθόδους. Εξετάζουν την επίδραση των διαλογικών συστημάτων σε μεταβλητές όπως η απόκτηση γνώσεων, η συναισθηματική υποστήριξη, η κοινωνική παρουσία και η εμπλοκή των μαθητών. Τα εμπειρικά άρθρα που συμπεριλήφθηκαν στην ανασκόπηση είναι: [183], [186], [187], [188], [189], [190], [191], [192], [194] και [195].

Στις ενότητες που ακολουθούν, παρατίθενται συνοπτικές παρουσιάσεις των συστηματικών ανασκοπήσεων, των θεωρητικών μελετών και των εμπειρικών ερευνών. Κάθε σύνοψη ακολουθεί ενιαία δομή, η οποία περιλαμβάνει: τους βασικούς στόχους της μελέτης, τη μεθοδολογική της προσέγγιση (όπου αυτή αναφέρεται), τις παιδαγωγικές αρχές που αξιοποιούνται στον σχεδιασμό (εφόσον εντοπίζονται), τα τεχνολογικά εργαλεία ή πλατφόρμες που χρησιμοποιούνται (όταν περιγράφονται), καθώς και τα κύρια συμπεράσματα. Τα στοιχεία αυτά οργανώνονται σε θεματικές κατηγορίες, προκειμένου να αναδειχθούν συγκλίσεις, τάσεις και ερευνητικά κενά. Η ομαδοποίηση αυτή επιτρέπει τη συστηματική ανάδειξη επαναλαμβανόμενων μοτίβων και ενισχύει τη δυνατότητα μετα-ανάλυσης και καθιστά ευκολότερη τη σύγκριση των ευρημάτων.

4.3.2 Σύνοψη Ανασκοπήσεων

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση ανέδειξε τέσσερις συστηματικές μελέτες που επιχειρούν να χαρτογραφήσουν την υφιστάμενη έρευνα στον τομέα των παιδαγωγικών πρακτόρων. Οι μελέτες αυτές ακολουθούν καθιερωμένες μεθοδολογικές προσεγγίσεις για τη συγκέντρωση και αξιολόγηση των άρθρων, όπως το πρωτόκολλο PRISMA, το SPIDER framework και το μοντέλο του Petersen et al. (2008) [198], και καλύπτουν ένα εύρος 13 έως 92 επιλεγμένων μελετών. Στον πίνακα 4.2 παρουσιάζονται συνοπτικά οι ανασκοπήσεις που συμπεριλήφθηκαν, μαζί με τους συγγραφείς, τη μεθοδολογία που ακολούθησαν και τον αριθμό των μελετών που αξιολόγησαν.

Πίνακας 4.2: Συνοπτικά στοιχεία των συστηματικών ανασκοπήσεων που περιλαμβάνονται στη μελέτη.

Μελέτη	**Συγγραφείς**	**Μεθοδολογία**	**Αριθμός Μελετών**
[182]	Ortega-Ochoa et al. (2024)	PRISMA	13
[184]	Yusuf et al. (2025)	Petersen et al. (2008)	92
[185]	Guan et al. (2025)	PRISMA, SPIDER	27
[193]	Zhang et al. (2024)	PRISMA	46

Στόχοι Ανασκοπήσεων

Η μελέτη των συστηματικών ανασκοπήσεων που συμπεριλήφθηκαν στην παρούσα εργασία ανέδειξε ποικίλους στόχους, οι οποίοι, παρά τις επιμέρους διαφοροποιήσεις τους, παρουσιάζουν συγκλίσεις ως προς τις θεματικές που διερευνούν. Για την καλύτερη κατανόηση και παρουσίαση των ερευνητικών κατευθύνσεων που αποτυπώνονται στη βιβλιογραφία, οι στόχοι των ανασκοπήσεων ομαδοποιήθηκαν σε τέσσερις βασικούς άξονες: τη χαρτογράφηση της κατάστασης και τον εντοπισμό κενών ή ευκαιριών για μελλοντική έρευνα, την ανάλυση και καθορισμό παιδαγωγικών αρχών ή προσεγγίσεων, τη μελέτη των μεθοδολογιών και παραμέτρων αξιολόγησης των πρακτόρων, και την εστίαση σε ειδικές μαθησιακές διαδικασίες όπως η αυτορρυθμιζόμενη μάθηση. Η ομαδοποίηση αυτή επιτρέπει τη συνθετική παρουσίαση των στόχων και διευκολύνει την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με την πορεία και τα κενά της έρευνας στον τομέα των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων.

1. **Χαρτογράφηση κατάστασης και εντοπισμός κενών/ευκαιριών.** Οι ανασκοπήσεις που εντάσσονται σε αυτή την κατηγορία εστιάζουν στην καταγραφή της υφιστάμενης κατάστασης στον χώρο των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων, εντοπίζοντας παραδείγματα εφαρμογών, τεχνολογικές και παιδαγωγικές λειτουργίες, καθώς και κενά ή ευκαιρίες για μελλοντική έρευνα.

   Η μελέτη [184] επιδιώκει να προσφέρει μια ολοκληρωμένη επισκόπηση του πεδίου των παιδαγωγικών πρακτόρων στην ανώτατη εκπαίδευση, χαρτογραφώντας τις παιδαγωγικές και τεχνολογικές λειτουργίες τους, εντοπίζοντας παραδείγματα χρήσης και αναγνωρίζοντας κενά και προοπτικές για περαιτέρω έρευνα.

   Αντίστοιχα, η εργασία [193] καλύπτει κενά προηγούμενων ανασκοπήσεων, με στόχο την ανάλυση των προηγούμενων εφαρμογών με διαλογικά συστήματα και την υπόδειξη κατευθύνσεων για μελλοντική έρευνα. Συγκεκριμένα, εστιάζει στη διερεύνηση παραγόντων που συνδέονται με αποτελεσματική μάθηση μέσω διαλογικών συστημάτων και προτείνει θεωρητικά πλαίσια χρήσιμα για την ανάλυση και υποστήριξη της μάθησης με αυτά.

   Η μελέτη [182] έρχεται να καλύψει το κενό στη βιβλιογραφία σχετικά με ενσυναισθητικούς παιδαγωγικούς πράκτορες, απαντώντας σε κρίσιμα ερωτήματα που αφορούν τις αρχές σχεδίασης, τη μεθοδολογία και την αξιολόγηση των πρακτόρων, ώστε να αναδειχθούν τα πεδία που απαιτούν περαιτέρω διερεύνηση.

2. **Ανάλυση και καθορισμός παιδαγωγικών αρχών/προσεγγίσεων.** Στην κατηγορία αυτή, οι ανασκοπήσεις επικεντρώνονται στον εντοπισμό και την ανάλυση παιδαγωγικών προσεγγίσεων ή αρχών που σχετίζονται με τον σχεδιασμό και την υλοποίηση εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων, αναδεικνύοντας τις διδακτικές στρατηγικές που αξιοποιούνται ή μπορούν να αξιοποιηθούν στο πλαίσιο της μάθησης με τη βοήθεια συνομιλιακών πρακτόρων.

   Η εργασία [193] επιδιώκει να εντοπίσει παιδαγωγικές προσεγγίσεις που υποστηρίζονται από χαρακτηριστικά των διαλογικών συστημάτων, αναλύοντας το πώς αυτά τα χαρακτηριστικά συνδέονται με αποτελεσματικές μαθησιακές πρακτικές. Παράλληλα, προτείνει θεωρητικά πλαίσια που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση και υποστήριξη της μάθησης με διαλογικά συστήματα, συμβάλλοντας

έτσι στη συστηματική κατανόηση της σχέσης παιδαγωγικής θεωρίας και τεχνολογίας.

Συμπληρωματικά, η μελέτη [182] διερευνά τις αρχές σχεδίασης των ενσυναισθητικών παιδαγωγικών πρακτόρων, δίνοντας έμφαση στη σημασία της ενσωμάτωσης προηγούμενης γνώσης των μαθητών και στη διαμόρφωση παιδαγωγικών πρακτικών που υποστηρίζουν την αποτελεσματική αλληλεπίδραση και την ενίσχυση της μαθησιακής εμπλοκής.

3. **Μεθοδολογίες και παράμετροι αξιολόγησης πρακτόρων.** Οι ανασκοπήσεις αυτής της κατηγορίας εστιάζουν στις μεθοδολογίες που έχουν χρησιμοποιηθεί στις μελέτες για εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα και στις παραμέτρους που αξιολογούνται ώστε να εκτιμηθεί η αποτελεσματικότητά τους στην υποστήριξη της μάθησης.

   Η μελέτη [182] προσφέρει εκτενή ανάλυση των μεθοδολογικών προσεγγίσεων που χρησιμοποιούνται σε έρευνες για ενσυναισθητικούς παιδαγωγικούς πράκτορες, αναδεικνύοντας τις μεταβλητές που αξιολογούνται για να μετρηθεί η αποτελεσματικότητα των πρακτόρων, όπως οι επιδόσεις των μαθητών και οι μορφές ανατροφοδότησης που επηρεάζουν τα μαθησιακά αποτελέσματα. Η ανάλυση αυτή συμβάλλει στη χαρτογράφηση των ερευνητικών πρακτικών και παρέχει πολύτιμα στοιχεία για τον σχεδιασμό μελλοντικών μελετών στον χώρο.

4. **Εστίαση σε ειδικές μαθησιακές διαδικασίες.** Σε αυτή την κατηγορία εντάσσονται ανασκοπήσεις που επικεντρώνονται στη διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο τα εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα υποστηρίζουν συγκεκριμένες γνωστικές ή μεταγνωστικές διαδικασίες, με ιδιαίτερη έμφαση στην αυτορρυθμιζόμενη μάθηση.

   Η ανασκόπηση [185] εξετάζει πώς έχουν χρησιμοποιηθεί εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα για την υποστήριξη διαδικασιών αυτορυθμιζόμενης μάθησης, αξιολογώντας κατά πόσο η ενσωμάτωσή τους έχει συμβάλει στη βελτίωση της αυτορυθμιζόμενης μάθησης και των μαθησιακών επιδόσεων. Επιπλέον, αναλύει το κατά πόσο τα υπάρχοντα διαλογικά συστήματα καλύπτουν τις διαδικασίες που περιγράφονται σε θεωρητικά μοντέλα αυτορυθμιζόμενης μάθησης, εντοπίζοντας ταυτόχρονα κενά

και προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν στον σχεδιασμό μελλοντικών τεχνολογιών που στοχεύουν στην υποστήριξη της αυτορυθμιζόμενης μάθησης.

Συμπεράσματα από τις Ανασκοπήσεις

Η σύνθεση των αποτελεσμάτων από τις συστηματικές ανασκοπήσεις που μελετήθηκαν ανέδειξε μια σειρά από βασικά συμπεράσματα, τα οποία καλύπτουν σημαντικές πτυχές του σχεδιασμού, της υλοποίησης και της αξιολόγησης των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων. Τα συμπεράσματα αυτά μας δείχνουν τόσο τη δυναμική των πρακτόρων ως παιδαγωγικών εργαλείων όσο και τα σημαντικά περιθώρια για περαιτέρω έρευνα και βελτίωση. Τα βασικά συμπεράσματα ομαδοποιήθηκαν σε τρεις θεματικούς άξονες: επιδράσεις στη μάθηση και την εμπλοκή των μαθητών, αρχές και πρακτικές σχεδιασμού και υλοποίησης των διαλογικών συστημάτων, και εντοπισμένα κενά και προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

1. **Επιδράσεις στη μάθηση και την εμπλοκή των μαθητών.** Οι ανασκοπήσεις ανέδειξαν τη θετική συνεισφορά των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων στην ενίσχυση γνωστικών και συναισθηματικών παραμέτρων της μαθησιακής διαδικασίας. Η μελέτη [182] έδειξε ότι οι ενσυναισθητικοί παιδαγωγικοί πράκτορες μπορούν να προάγουν τη διαλογική μάθηση, την εξατομικευμένη ανατροφοδότηση και την ανάπτυξη συναισθηματικού δεσμού με τους μαθητές, ενώ τύποι ανατροφοδότησης όπως η γνωστική, η συναισθηματική και η παροχή υποδείξεων έχουν θετική επίδραση στη μαθησιακή επίδοση και στις αντιλήψεις των μαθητών.

   Αντίστοιχα, η ανασκόπηση [185] ανέφερε ότι τα διαλογικά συστήματα μπορούν να υποστηρίξουν παραγωγικές διαδικασίες αυτορυθμιζόμενης μάθησης, ενισχύοντας τη χρήση στρατηγικών μάθησης και την εμπλοκή των μαθητών, αν και τα αποτελέσματα ήταν μικτά ως προς την επίδραση σε όλες τις φάσεις της αυτορυθμιζόμενης μάθησης.

   Επιπλέον, σύμφωνα με τη μελέτη [193], η μάθηση με διαλογικά συστήματα εφαρμόστηκε σε πλήθος μαθησιακών δραστηριοτήτων και επιστημονικών πεδίων, με τις περισσότερες μελέτες να αναφέρουν θετικά ακαδημαϊκά και συναισθηματικά αποτελέσματα, αναδεικνύοντας την δυναμική των συστημάτων αυτών στην ενίσχυση

της εμπλοκής και της ικανοποίησης των μαθητών.

2. **Αρχές και πρακτικές σχεδιασμού/ανάπτυξης διαλογικών συστημάτων.** Σημαντικά συμπεράσματα αφορούν τις αρχές που πρέπει να διέπουν τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων, ώστε να υποστηρίζουν αποτελεσματικά τη μαθησιακή διαδικασία. Η συστηματική ανασκόπηση [182] κατέδειξε ότι βασικές αρχές σχεδίασης ενσυναισθητικών πρακτόρων περιλαμβάνουν την αξιοπιστία, την ποιοτική επικοινωνία, την προσαρμογή στο επίπεδο γνώσεων των μαθητών και την παροχή ενσυναισθητικής ανατροφοδότησης.

   Επιπλέον, η ανασκόπηση [193] πρότεινε το μοντέλο RAISE (Repetitiveness, Authenticity, Interactivity, Student-centredness, Enjoyment) ως πλαίσιο που μπορεί να καθοδηγήσει τη σχεδίαση αποτελεσματικών διαλογικών συστημάτων, ενώ ανέδειξε τη σημασία της αξιοποίησης θεωριών μάθησης για τη θεμελίωση της παιδαγωγικής τους λειτουργίας.

   Τέλος, η μελέτη [184] τόνισε τη μεγάλη ποικιλία παιδαγωγικών εφαρμογών (γνωστικές, καθοδηγητικές, διοικητικές) και τεχνολογικών χαρακτηριστικών (ενσώματες/μη ενσώματες διεπαφές, τεχνικές NLP ή μηχανικής μάθησης) που χρησιμοποιούνται στα υπάρχοντα διαλογικά συστήματα, αναδεικνύοντας την ανάγκη για προσεκτικό σχεδιασμό που λαμβάνει υπόψη τις τεχνολογικές δυνατότητες και τις μαθησιακές ανάγκες.

3. **Εντοπισμένα κενά και προτάσεις για μελλοντική έρευνα.** Οι ανασκοπήσεις ανέδειξαν πληθώρα προκλήσεων και σημαντικά κενά που περιορίζουν την αποτελεσματική αξιοποίηση των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων και ταυτόχρονα προσφέρουν κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα. Η μελέτη [182] επισήμανε την έλλειψη αξιοποίησης προηγούμενων διαλόγων για την προσαρμογή της διδασκαλίας στις ανάγκες του μαθητή, καθώς και ζητήματα δεοντολογίας που προκύπτουν από τη χρήση των πρακτόρων εκτός του προγραμματισμένου χρόνου μάθησης.

   Σύμφωνα με την ανασκόπηση [184], υπάρχει σημαντικό περιθώριο για έρευνα στην εξατομίκευση, την ενίσχυση της διαδραστικότητας και τη χρήση των διαλογικών συστημάτων ως εργαλεία αξιολόγησης και αναστοχασμού, ενώ τονίζεται η ανά-

γκη βελτίωσης της διοικητικής και παιδαγωγικής υποστήριξης που παρέχουν στους φοιτητές.

Η ανασκόπηση [185] ανέδειξε ότι καμία από τις υφιστάμενες μελέτες δεν προσέφερε ολιστική υποστήριξη σε όλες τις φάσεις της αυτορρυθμιζόμενης μάθησης, ενώ τα αποτελέσματα ήταν συχνά μικτά ή περιορισμένα ως προς την επίδραση στις δεξιότητες αυτορύθμισης. Προτάθηκε η ανάπτυξη διαλογικών συστημάτων που θα παρέχουν ολοκληρωμένη υποστήριξη σε όλες τις φάσεις της αυτορύθμισης και μακροχρόνιες αξιολογήσεις.

Τέλος, η μελέτη [193] ανέδειξε προκλήσεις όπως ο περιορισμένος βαθμός νοημοσύνης των υφιστάμενων διαλογικών συστημάτων και η δυσκολία αρχικής εξοικείωσης των μαθητών με το εργαλείο, που αποτελούν σημαντικούς τομείς προς διερεύνηση για τη βελτίωση της αποτελεσματικότητας και της αποδοχής τους.

4.3.3 Σύνοψη Θεωρητικών Μελετών

Στόχοι Θεωρητικών Μελετών

Οι θεωρητικές μελέτες [197; 196] εστιάζουν στην παιδαγωγικά τεκμηριωμένη ενσωμάτωση των διαλογικών συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης στη μαθησιακή διαδικασία, προσεγγίζοντας το ζήτημα από διαφορετικές γωνίες. Η μελέτη [197] προτείνει τη χρήση RAG για την υποστήριξη της μηχανιστικής σκέψης και την ανατροφοδότηση μαθητών μέσω δραστηριοτήτων καθοδηγούμενης διερεύνησης. Στο άρθρο [196], από την άλλη, αναλύει θεωρητικά τον ρόλο των διαλογικών συστημάτων στον σχεδιασμό συμπεριληπτικής εξατομικευμένης μάθησης μέσω του CoPL, ενός πολυπρακτορικού (multi-agent) συστήματος που βασίζεται στη θεωρία CHAT και προορίζεται για την επιμόρφωση μελλοντικών εκπαιδευτικών.

Παιδαγωγικές Αρχές Σχεδιασμού Θεωρητικών Μελετών

Οι δύο μελέτες προτείνουν συγκλίνουσες παιδαγωγικές αρχές σχεδιασμού:

1. **Καλλιέργεια σκέψης και συμμετοχής.** Η μελέτη [197] προτείνει την ενίσχυση της *μηχανιστικής σκέψης* (mechanistic reasoning), δηλαδή της ικανότητας των μαθη-

τών να κατανοούν και να εξηγούν φαινόμενα βάσει αιτιακών σχέσεων, αλληλεπιδράσεων και υποκείμενων μηχανισμών. Η υποστήριξη αυτής της σκέψης συνδέεται με την προσέγγιση της *τρισδιάστατης μάθησης* (Three-Dimensional Learning), η οποία αποτελεί βασικό άξονα των Next Generation Science Standards (NGSS) και περιλαμβάνει τον συνδυασμό: (1) βασικών επιστημονικών εννοιών, (2) επιστημονικών πρακτικών και (3) διαθεματικών εννοιών. Στο πλαίσιο αυτό, τα διαλογικά συστήματα καλούνται να εμπλέκουν ενεργά τους μαθητές μέσω Σωκρατικής μεθόδου, δηλαδή ερωταποκρίσεων που ενθαρρύνουν τη στοχαστική επεξεργασία και τη βαθύτερη κατανόηση, αντί για παθητική λήψη απαντήσεων. Αντίστοιχα, η μελέτη [196] δίνει έμφαση στην ανάπτυξη κριτικής και αναστοχαστικής σκέψης, ενισχύοντας τον ρόλο του παιδαγωγικού πράκτορα ως γνωστικού συνομιλητή που προάγει τον μετασχηματισμό της κατανόησης μέσω αναστοχασμού.

2. **Εννοιολογική θεμελίωση.** Η μελέτη [196] αξιοποιεί ως βασικό θεωρητικό πλαίσιο τη Θεωρία Πολιτισμικής-Ιστορικής Δραστηριότητας (Cultural-Historical Activity Theory – CHAT), η οποία προέρχεται από τον Vygotsky και εστιάζει στην αλληλεπίδραση μεταξύ υποκειμένου, εργαλείων και κοινωνικοπολιτισμικού πλαισίου. Η CHAT θεωρεί ότι η μάθηση συντελείται μέσα από δραστηριότητες με κοινωνικό νόημα, που δομούνται ιστορικά και πολιτισμικά (ενότητα 3.2.4). Στο πλαίσιο του σχεδιασμού παιδαγωγικών πρακτόρων, η CHAT προσφέρει ένα εννοιολογικό υπόβαθρο για την ένταξη της τεχνολογίας σε εκπαιδευτικά οικοσυστήματα που λαμβάνουν υπόψη όχι μόνο το περιεχόμενο αλλά και τις κοινωνικές σχέσεις, τους στόχους των μαθητών και τα εργαλεία που διαμεσολαβούν τη μάθηση. Το άρθρο [196] συμπληρώνει αυτό το πλαίσιο με αναφορές σε θεωρίες μεταγνώσης και αυτορρύθμισης, ώστε οι παιδαγωγικοί πράκτορες να λειτουργούν ως υποστηρικτικοί βοηθοί που ανταποκρίνονται δυναμικά στα χαρακτηριστικά και τις ανάγκες κάθε μαθητή.

3. **Προσαρμογή και συμπερίληψη.** Και οι δύο μελέτες τονίζουν την ανάγκη για σχεδιασμό εξατομικευμένων εμπειριών μάθησης που ανταποκρίνονται στα ατομικά χαρακτηριστικά των μαθητών. Η μελέτη [196] ενσωματώνει τη λεγόμενη *asset-based* προσέγγιση, η οποία επικεντρώνεται στην αξιοποίηση των δυνατοτήτων,

των ενδιαφερόντων και των εμπειριών κάθε μαθητή, αντί να επικεντρώνεται σε ελλείψεις ή αδυναμίες. Μέσω της χρήσης παιδαγωγικών πρακτικών που προσαρμόζονται δυναμικά στις ανάγκες των μαθητών, οι παιδαγωγικοί πράκτορες καλούνται να συμβάλλουν στην προώθηση της συμπερίληψης, όχι μόνο ως πρόσβαση στη μάθηση, αλλά και ως ενίσχυση της συμμετοχής, της φωνής και της εκπαιδευτικής ισότητας μέσα στην τάξη. Τέλος, το άρθρο [197], αν και δεν εστιάζει ρητά στη συμπερίληψη, προτείνει την καθοδηγούμενη διερεύνηση και την εξατομικευμένη ανατροφοδότηση, οι οποίες αποτελούν βασικά εργαλεία διαφοροποίησης της διδασκαλίας.

4. **Σύνδεση με αναλυτικό πρόγραμμα.** Ιδιαίτερα στη [196], υπογραμμίζεται η σημασία της ευθυγράμμισης των στόχων, των δραστηριοτήτων και των απαντήσεων των παιδαγωγικών πρακτόρων με τα πρότυπα του επίσημου αναλυτικού προγράμματος. Η προσέγγιση αυτή διασφαλίζει ότι η χρήση των τεχνολογικών εργαλείων δεν λειτουργεί αποσπασματικά ή αποκομμένα από τη σχολική πραγματικότητα, αλλά εντάσσεται οργανικά στον σχεδιασμό μαθημάτων, ενισχύοντας την επίτευξη των προβλεπόμενων μαθησιακών στόχων.

Τεχνολογικά Εργαλεία Θεωρητικών Μελετών

Οι τεχνολογικές επιλογές στις δύο μελέτες συγκλίνουν στη χρήση εργαλείων που διευκολύνουν την ανάπτυξη εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων χωρίς ιδιαίτερες τεχνικές απαιτήσεις:

1. **Τεχνολογίες RAG.** Αξιοποιούνται τόσο στο CustomGPT[1] ([197]) όσο και στο CoPL μέσω μηχανικής των προτροπών ([196]) για ακριβέστερες και στοχευμένες απαντήσεις.

2. **Πλατφόρμες χαμηλού κώδικα.** Το άρθρο [196] κάνει αναφορά στο Flowise[2] για τη δημιουργία προσαρμοσμένων παιδαγωγικών πρακτόρων, ενώ η μελέτη [197]

[1] Το CustomGPT επιτρέπει τη δημιουργία προσαρμοσμένων διαλογικών συστημάτων με χρήση RAG τεχνολογίας, βασισμένης σε περιεχόμενο που παρέχει ο χρήστης, χωρίς να απαιτείται γνώση προγραμματισμού [199].

[2] Το Flowise είναι πλατφόρμα ανοικτού κώδικα για την κατασκευή LLM-based workflows με drag-and-drop περιβάλλον [200].

περιγράφει τη χρήση του CustomGPT ως εργαλείο προσβάσιμο σε μη προγραμματιστές.

Συμπεράσματα Θεωρητικών Μελετών

Τα βασικά συμπεράσματα της ανάλυσης εστιάζουν σε τρεις κύριους άξονες που σχετίζονται με τη συμβολή, τις δυσκολίες και τις μελλοντικές κατευθύνσεις των διαλογικών συστημάτων μάθησης. Αρχικά, φαίνεται ότι τέτοια συστήματα μπορούν να βελτιώσουν ουσιαστικά τη μαθησιακή εμπειρία, βοηθώντας τους μαθητές να κατανοούν πιο βαθιά, να σκέφτονται με μεγαλύτερη κριτικότητα και να συμμετέχουν σε μαθησιακές διαδικασίες που είναι πιο ανοιχτές και συμπεριληπτικές.

Ταυτόχρονα, επισημαίνονται ορισμένα προβλήματα που σχετίζονται με τη χρήση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs), όπως η πιθανότητα εμφάνισης μεροληπτικών ή λανθασμένων απαντήσεων. Για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων προτείνονται τεχνικές όπως το RAG, οι οποίες μπορούν να προσφέρουν πιο αξιόπιστη πληροφόρηση, χωρίς όμως να εξαλείφουν πλήρως τους κινδύνους.

Τέλος, τονίζεται η σημασία της συνεχούς προσαρμογής αυτών των συστημάτων, τόσο σε τεχνικό όσο και σε παιδαγωγικό επίπεδο. Οι γρήγορες εξελίξεις στην τεχνητή νοημοσύνη και οι νέες ανάγκες των μαθητών απαιτούν συνεχή αναθεώρηση του σχεδιασμού και της χρήσης των διαλογικών συστημάτων. Αν και τα θεωρητικά πλαίσια προσφέρουν σημαντική βοήθεια στον παιδαγωγικό σχεδιασμό αυτών των συστημάτων, είναι απαραίτητο να δοκιμάζονται και να αξιολογούνται συστηματικά μέσα σε πραγματικά μαθησιακά περιβάλλοντα.

4.3.4 Σύνοψη Εμπειρικών Μελετών

Στόχοι Εμπειρικών Μελετών

Οι εμπειρικές μελέτες που εξετάστηκαν στην παρούσα ανασκόπηση παρουσιάζουν ποικιλία στους στόχους τους, εστιάζοντας στην αξιολόγηση διαφορετικών πτυχών των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων στην πράξη. Οι στόχοι τους μπορούν να κατηγοριοποιηθούν στους εξής βασικούς άξονες:

1. **Διερεύνηση της επίδρασης των διαλογικών συστημάτων σε μαθησιακά αποτελέσματα και συναισθηματική εμπειρία.** Οι μελέτες [183; 187; 192; 195] διερευνούν πώς οι παιδαγωγικοί πράκτορες επηρεάζουν τη γνωστική πρόοδο, τη μεταφορά γνώσης, τα συναισθήματα, τη μαθησιακή εμπειρία και τα κίνητρα των μαθητών και φοιτητών.

2. **Αξιολόγηση της αποδοχής και της εμπειρίας χρήστη.** Η μελέτη [188] εστιάζει στην αποδοχή και χρηστικότητα ενός διαλογικού συστήματος από τους φοιτητές, βάσει του πλαισίου TAM, εντοπίζοντας παραμέτρους που σχετίζονται με την εμπειρία χρήσης.

3. **Αξιολόγηση παιδαγωγικών και συνεργατικών πρακτικών.** Οι μελέτες [186; 189] εξετάζουν την επίδραση των διαλογικών συστημάτων σε συνεργατικά μαθησιακά περιβάλλοντα, εστιάζοντας σε δείκτες όπως η συλλογιστική, η ακρίβεια, η δέσμευση και η κοινωνικο-συναισθηματική εμπλοκή.

4. **Υποστήριξη της αυτορρύθμισης της μάθησης και κοινωνικής παρουσίας.** Οι μελέτες [190; 195] διερευνούν τη συμβολή των παιδαγωγικών πρακτόρων στην ενίσχυση στρατηγικών αυτορρύθμισης, την κοινωνική σύνδεση και τη μείωση της απομόνωσης στα διαδικτυακά περιβάλλοντα.

5. **Ανάπτυξη και αξιολόγηση εξειδικευμένων συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης.** Οι μελέτες [191; 194] επικεντρώνονται στον σχεδιασμό και την εμπειρική αξιολόγηση προσαρμοσμένων συστημάτων βασισμένων σε LLMs, που παρέχουν εξατομικευμένη υποστήριξη σε φοιτητές και μειώνουν τον φόρτο των εκπαιδευτικών.

Μεθοδολογία Εμπειρικών Μελετών

Οι εμπειρικές μελέτες που περιλαμβάνονται στην παρούσα ανασκόπηση εφαρμόζουν ευρύ φάσμα μεθοδολογικών προσεγγίσεων, με στόχο τη διερεύνηση της αποτελεσματικότητας των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων σε ποικίλα μαθησιακά περιβάλλοντα. Υιοθετούν πειραματικά σχέδια αξιοποιώντας ποσοτικά και ποιοτικά δεδομένα. Ορισμένες μελέτες εφαρμόζουν μικτές μεθόδους (mixed-methods), ενώ άλλες εντάσσονται στο πλαίσιο της έρευνα βασισμένη στο σχεδιασμό (design-based research) ή της μελέτης

περίπτωσης, αναδεικνύοντας τον πλούτο των ερευνητικών σχεδιασμών στον τομέα. Τα δείγματα περιλαμβάνουν μαθητές δευτεροβάθμιας και φοιτητές τριτοβάθμιας εκπαίδευσης, με σημαντικές διαφοροποιήσεις ανάλογα με τα γνωστικά αντικείμενα, τη διάρκεια παρέμβασης και τους δείκτες αξιολόγησης. Τα μεθοδολογικά στοιχεία συγκεντρώνονται στον πίνακα 4.3.

Πίνακας 4.3: Μεθοδολογία, βαθμίδα εκπαίδευσης και τεχνικές συλλογής δεδομένων των εμπειρικών μελετών.

Μελέτη	**Συγγραφείς**	**Μεθοδολογία**	**Βαθμίδα Εκπαίδευσης**	**Μέγεθος Δείγματος**	**Συλλογή Δεδομένων**
[183]	Liu, Duan *et al.*	Quasi-experimental σχέδιο με 4 συνθήκες παρέμβασης	Τριτοβάθμια	128 φοιτητές	Ερωτηματολόγια (Likert), προ/μετα-τεστ, ανάλυση συνομιλιών
[186]	de Araujo *et al.*	Πειραματικό σχέδιο σε 2 χώρες (Βραζιλία & Ολλανδία)	Δευτεροβάθμια	94 μαθητές σε 47 δυάδες	Chat logs, ερωτηματολόγια, sequential pattern mining
[187]	Zhu *et al.*	Quasi-experimental σχέδιο με ομάδα ελέγχου	Δευτεροβάθμια	127 μαθητές	Προ/μετα-τεστ, βαθμολογίες εργασιών, αναστοχαστικές παρατηρήσεις
[188]	Güldal *et al.*	Design-based research (ποιοτική)	Τριτοβάθμια	22 φοιτητές	Ημι-δομημένες συνεντεύξεις (TAM)
[189]	Li *et al.*	Πειραματικό σχέδιο με 3 σενάρια υποστήριξης	Τριτοβάθμια	54 φοιτητές σε 18 ομάδες	Κλίμακες εμπλοκής, συνεντεύξεις
[190]	Huang *et al.*	Mixed-methods σε 2 φάσεις	Τριτοβάθμια	64 φοιτητές (39 + 25)	Ερωτηματολόγια (Likert, SRL), συνομιλίες chatbot, συνεντεύξεις

Συνεχίζεται στην επόμενη σελίδα...

Μελέτη	**Συγγραφείς**	**Μεθοδολογία**	**Βαθμίδα Εκπαίδευσης**	**Μέγεθος Δείγματος**	**Συλλογή Δεδομένων**
[191]	Neyem *et al.*	Μελέτη περίπτωσης σε capstone μάθημα	Τριτοβάθμια	200 φοιτητές (150 αξιολόγηση)	Ερωτηματολόγιο 5 διαστάσεων, ανοικτές ερωτήσεις
[192]	Liu, Wang *et al.*	Quasi-experimental με μικτή προσέγγιση	Τριτοβάθμια	70 φοιτητές	Προ/μετα-τεστ, ερωτηματολόγια στάσεων & κινήτρων, συνεντεύξεις
[194]	Allen *et al.*	Πιλοτική υπηρεσιακή δοκιμή	Τριτοβάθμια	10 συμμετέ-χοντες	Ερωτηματολόγιο χρηστικότητας & αξιοπιστίας
[195]	Ng *et al.*	Πιλοτικό ημι-πειραματικό σχέδιο	Δευτεροβάθμια	74 μαθητές (37 + 37)	Προ/μετα-τεστ SRL & γνώσεων, ερωτηματολόγια κινήτρων, συνεντεύξεις

Παιδαγωγικές Αρχές Σχεδιασμού Εμπειρικών Μελετών

Οι παιδαγωγικές αρχές που αξιοποιήθηκαν στον σχεδιασμό των παιδαγωγικών πρακτόρων στις εμπειρικές μελέτες συγκλίνουν σε ορισμένες θεματικές κατηγορίες, οι οποίες αποτυπώνουν τη σύγχρονη τάση ενσωμάτωσης κοινωνικοπολιτισμικών, γνωστικών και μεταγνωστικών θεωριών μάθησης στον παιδαγωγικό σχεδιασμό εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης.

1. **Καθοδηγούμενη και Σταδιακή Μάθηση**

   Η αρχή της καθοδηγούμενης και σταδιακής μάθησης η οποία βασίζεται στη ZEA, αναγνωρίζεται σε αρκετές μελέτες. Στην εργασία [183], η αρχή αυτή υλοποιείται μέσω της παροχής υποδείξεων (hints) και παραδειγμάτων, με βαθμιαία αύξηση της δυσκολίας, ώστε να υποστηρίζεται η μετάβαση του μαθητή από την πρότερη γνώση στις νέες έννοιες. Αντίστοιχα, στη μελέτη [189], εφαρμόζεται σκαλωσιά σε συνεργατικά σενάρια μάθησης, τα οποία διαφοροποιούνται ως προς το επίπεδο υποστήριξης, επιτρέποντας την προσαρμογή στις ανάγκες των φοιτητών. Το άρθρο [186] αξιοποιεί το πλαίσιο του Academically Productive Talk για να ενισχύσει την

προοδευτική οικοδόμηση της συλλογιστικής των μαθητών μέσα από διαλογικές παρεμβάσεις.

2. **Αυτορρύθμιση της Μάθησης** Η ανάπτυξη δεξιοτήτων αυτορρύθμισης αναγνωρίζεται ως θεμελιώδης παράμετρος σε αρκετές μελέτες. Η μελέτη [190] οργανώνει τη σχεδίαση του διαλογικού συστήματος με βάση το μοντέλο του Zimmerman και ενσωματώνει φάσεις θέσπισης στόχων, αναζήτησης βοήθειας και αυτοαξιολόγησης. Παρόμοια, το άρθρο [195] συνδέει την αυτορρύθμιση με πρακτικές όπως η διαχείριση χρόνου, οι στρατηγικές μελέτης και η συνεχής ανατροφοδότηση. Στην εργασία [189], η αυτορρύθμιση ενισχύεται μέσα από τη δυνατότητα των φοιτητών να παρακολουθούν την πορεία τους και να αναστοχάζονται, ενώ το άρθρο [191] αξιοποιεί την αυτόνομη αναζήτηση γνώσης ως εργαλείο αυτενέργειας σε αυθεντικά μαθησιακά περιβάλλοντα.

3. **Συναισθηματική Σκαλωσιά και Υποστήριξη** Η συναισθηματική διάσταση της μάθησης αναγνωρίζεται ως ουσιώδης για την εμπλοκή και το κίνητρο των μαθητών. Στη μελέτη [183], η συναισθηματική σκαλωσιά υλοποιείται μέσω εκφράσεων ενθάρρυνσης, emojis και ερωτήσεων που εντοπίζουν την ψυχολογική κατάσταση του μαθητή κατά τη διάρκεια της μάθησης.

4. **Εξατομίκευση και Προσαρμοστικότητα** Πολλές μελέτες επιδιώκουν την προσαρμογή του μαθησιακού διαλόγου και της υποστήριξης στις ανάγκες κάθε χρήστη. Στις μελέτες [190; 195], η συζήτηση διαμορφώνεται με βάση τις απαντήσεις και τις στρατηγικές των φοιτητών.Το άρθρο [189] αξιοποιεί προσαρμοζόμενα σενάρια καθοδήγησης (adaptable scripts), δηλαδή σενάρια που μπορούν να τροποποιηθούν δυναμικά ανάλογα με τις ανάγκες ή το επίπεδο των μαθητών, με σκοπό τη διαφοροποίηση του βαθμού υποστήριξης που παρέχεται κατά τη συνεργατική μάθηση. Στο άρθρο [183], η εξατομίκευση ενσωματώνεται μέσω συνδυασμού γνωστικών και συναισθηματικών στοιχείων. Η εργασία [194] υλοποιεί προσωποποιημένες απαντήσεις με τεκμηριωμένη απόδοση πηγών, ενώ η μελέτη [191] παρέχει συμφραζόμενη υποστήριξη ανάλογα με τα προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι φοιτητές σε πραγματικά έργα. Τέλος, το άρθρο [192] προσαρμόζει την υποστήριξη σε κάθε φάση του μοντέλου 5Ε.

5. **Διερευνητική και Ενεργός Μάθηση** Η διερευνητική προσέγγιση υποστηρίζεται ιδιαίτερα από μελέτες που στοχεύουν στην καλλιέργεια αυτενέργειας και κριτικής σκέψης. Η εργασία [187] αξιοποιεί την μάθηση μέσω διερεύνησης (ενότητα 3.2.3) για την ανάπτυξη ψηφιακών και γνωστικών δεξιοτήτων σε μαθητές γυμνασίου. Στο άρθρο [192], η ενεργός συμμετοχή ενσωματώνεται σε όλες τις φάσεις του μοντέλου 5E, ενισχύοντας τη διαμόρφωση εννοιολογικής κατανόησης. Η μελέτη [186] ενθαρρύνει την εμπλοκή των μαθητών σε παραγωγικό διάλογο με στόχο την εμβάθυνση της συλλογιστικής.

6. **Κοινωνική Παρουσία και Διαλογική Αλληλεπίδραση** Η ενίσχυση της κοινωνικής σύνδεσης και η προώθηση ποιοτικής διαλογικής αλληλεπίδρασης αποτελούν βασικές αρχές σχεδιασμού. Στη μελέτη [190], χρησιμοποιούνται δείκτες κοινωνικής παρουσίας, όπως η διαπροσωπική επικοινωνία (interpersonal), η ανοιχτή έκφραση ιδεών (open communication) και η συνεκτική συμμετοχή στη συζήτηση (cohesive communication), με στόχο τη μείωση του αισθήματος απομόνωσης και την ενίσχυση του αισθήματος κοινότητας. Η εργασία [186] εφαρμόζει στρατηγικές talk moves, δηλαδή καθοδηγητικές φράσεις ή ερωτήσεις που προωθούν τον αναστοχαστικό και συνεργατικό διάλογο μεταξύ μαθητών. Το άρθρο [183] ενσωματώνει εκφραστική γλώσσα και ενθαρρυντικά σχόλια για την ενίσχυση της κοινωνικής αμεσότητας στη διάδραση.

7. **Άμεση Πρόσβαση στη Γνώση και Υποστήριξη** Η δυνατότητα άμεσης και αξιόπιστης πρόσβασης στη γνώση αποτελεί σημαντική διάσταση σε ορισμένες μελέτες. Η μελέτη [188] υποστηρίζει ότι η άμεση απάντηση σε ερωτήσεις των φοιτητών συμβάλλει όχι μόνο στη βελτίωση της συγκέντρωσης και της προετοιμασίας τους για εξετάσεις, αλλά και στην οικοδόμηση αιτιακών σχέσεων, που ενισχύει τη βαθύτερη κατανόηση του περιεχομένου. Στην εργασία [194], η προσβασιμότητα ενισχύεται μέσω της συνεχούς διαθεσιμότητας του διαλογικού συστήματος και της τεκμηρίωσης των απαντήσεων με κατάλληλες πηγές, ενισχύοντας έτσι την εμπιστοσύνη των χρηστών στο σύστημα.

Η ανάλυση των εμπειρικών μελετών μας δίνει ένα ευρύ φάσμα παιδαγωγικών αρχών που ενσωματώθηκαν στον σχεδιασμό των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων,

με στόχο τη νοηματοδοτημένη ένταξή τους στη μαθησιακή διαδικασία. Οι αρχές αυτές αντλούν θεωρητικά ερείσματα από την προσέγγιση της οικοδόμησης γνώσης, τη θεωρία της αυτορρύθμισης, τη μεταγνωστική προσέγγιση και τη θεωρία του Vygotsky, και υλοποιούνται με ποικίλες τεχνικές προσαρμοσμένες στο πλαίσιο κάθε μελέτης. Παρά τις επιμέρους διαφοροποιήσεις, παρατηρείται σημαντικός βαθμός σύγκλισης και με τις αρχές που προτείνονται στις θεωρητικές μελέτες, γεγονός που αναδεικνύει την προσπάθεια για παιδαγωγικά θεμελιωμένο σχεδιασμό.

Στον πίνακα 4.4 παρουσιάζεται συνοπτικά η κατανομή των παιδαγωγικών αρχών που εντοπίστηκαν τόσο στις θεωρητικές όσο και στις εμπειρικές μελέτες, μαζί με τις αντίστοιχες βιβλιογραφικές αναφορές.

Πίνακας 4.4: Παιδαγωγικές αρχές σχεδιασμού παιδαγωγικών πρακτόρων και οι μελέτες που τις υιοθετούν.

Παιδαγωγική Αρχή	**Μελέτες**
Καθοδηγούμενη και σταδιακή μάθηση	[183; 186; 189]
Αυτορρύθμιση της μάθησης	[189; 190; 191; 195; 196]
Συναισθηματική σκαλωσιά και υποστήριξη	[183]
Εξατομίκευση και προσαρμοστικότητα	[189; 190; 191; 192; 194; 195; 196; 197]
Διερευνητική και ενεργός μάθηση	[186; 187; 192; 197]
Κοινωνική παρουσία και διαλογική αλληλεπίδραση	[186; 190; 183]
Προσωποποιημένη ανατροφοδότηση και οικοδόμηση εμπιστοσύνης	[194; 197]
Άμεση πρόσβαση στη γνώση και ενίσχυση μελέτης	[188; 194]
Καλλιέργεια μηχανιστικής, κριτικής και αναστοχαστικής σκέψης	[196; 197]
Εννοιολογική θεμελίωση με θεωρίες μάθησης	[196]
Σύνδεση με επίσημο αναλυτικό πρόγραμμα	[196]

Ανάπτυξη και Τεχνικά Χαρακτηριστικά

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα βασικά τεχνικά και λειτουργικά χαρακτηριστικά των προσαρμοσμένων διαλογικών συστημάτων που αναπτύχθηκαν στις μελέτες της ανασκόπησης, καθώς και τις τεχνολογίες που αξιοποιήθηκαν για την υλοποίησή τους. Η ανάλυση οργανώνεται σε τέσσερις βασικές κατηγορίες, ανάλογα με τον παιδαγωγικό ρόλο

και τον τρόπο παρέμβασής τους στη μαθησιακή διαδικασία: καθοδηγητικοί παιδαγωγικοί πράκτορες, συνεργατικά διαλογικά συστήματα, πράκτορες συναισθηματικής υποστήριξης και βοηθοί ερωτοαπαντήσεων.

1. **Καθοδηγητικοί Παιδαγωγικοί Πράκτορες.** Οι πράκτορες αυτής της κατηγορίας αναλαμβάνουν ενεργό ρόλο στη μαθησιακή διαδικασία, προσομοιώνοντας τον ρόλο του εκπαιδευτικού. Παρέχουν σταδιακές υποδείξεις, μεταγνωστική καθοδήγηση, εξατομικευμένα μαθησιακά σενάρια, ανατροφοδότηση και ρυθμίζουν δυναμικά τον διάλογο με βάση τις ανάγκες του μαθητή.

   Η μελέτη [183] περιγράφει την ανάπτυξη τριών πρακτόρων, καθένας από τους οποίους παρείχε γνωστική, συναισθηματική ή συνδυασμένη σκαλωσιά μέσω προσεκτικά σχεδιασμένων σεναρίων, αξιοποιώντας ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες (rule-based) με προκαθορισμένες ροές διαλόγου και όχι σε μεγάλα γλωσσικά μοντέλα. Πρόκειται για ειδικά προγραμματισμένα σενάρια αλληλεπίδρασης που καθοδηγούν τη συνομιλία με βάση τις αποκρίσεις του χρήστη, χωρίς επεξεργασία φυσικής γλώσσας ή δυνατότητα ανοικτού διαλόγου.

   Στο πλαίσιο της μελέτης [190], αξιοποιήθηκε το Dialogflow σε συνδυασμό με το BotStar, προκειμένου να υλοποιηθεί ένας καθοδηγητικός πράκτορας που ενίσχυε δεξιότητες αυτορρύθμισης, όπως η θέσπιση στόχων, η αναζήτηση βοήθειας και η αυτοαξιολόγηση. Το Dialogflow αποτελεί πλατφόρμα κατανόησης φυσικής γλώσσας της Google, η οποία επιτρέπει την αναγνώριση προθέσεων μέσα από τις ερωτήσεις των χρηστών, υποστηρίζοντας τη ροή διαλόγου με βάση τα συμφραζόμενα. Το BotStar, από την άλλη, λειτουργεί ως οπτικό περιβάλλον σχεδίασης διαλογικών συστημάτων, παρέχοντας εργαλεία για τη δημιουργία σεναρίων διαλόγου.

   Το άρθρο [192] περιγράφει την ανάπτυξη ενός πράκτορα με δυνατότητες πολυτροπικής αλληλεπίδρασης (κείμενο, εικόνα, βίντεο), αξιοποιώντας NLP για την παροχή άμεσης και εξατομικευμένης ανατροφοδότησης.

   Επιπλέον, στη μελέτη [195], το SRLbot βασίστηκε σε LLM (ChatGPT-3) για να παρέχει βοήθεια στους μαθητές γύρω από στρατηγικές αυτορρύθμισης και κατανόηση επιστημονικών εννοιών.

Τέλος, το διαλογικό σύστημα της μελέτης [191] υλοποιήθηκε με χρήση LLMs (GPT-3.5/4) και μηχανισμούς RAG, παρέχοντας στοχευμένες, επεξηγηματικές απαντήσεις, υποστηρίζοντας την προσαρμοστική καθοδήγηση των φοιτητών.

2. **Συνεργατικά Διαλογικά Συστήματα.** Τα συστήματα αυτής της κατηγορίας έχουν ως βασική τους αποστολή τη διευκόλυνση της συνεργασίας και του διαλόγου μεταξύ μαθητών, υποστηρίζοντας τη συλλογιστική και την επιχειρηματολογία κατά τη διάρκεια δραστηριοτήτων διερευνητικής μάθησης. Δρουν ως ενεργά μέλη της ομάδας, προωθώντας τη διαλογική αλληλεπίδραση μέσα από καθοδηγητικές παρεμβάσεις που βασίζονται σε στρατηγικές συνομιλίας, χωρίς απαραίτητα να εστιάζουν στο περιεχόμενο του γνωστικού αντικειμένου.

   Η μελέτη [186] αποτελεί χαρακτηριστικό παράδειγμα αυτής της προσέγγισης, καθώς ο παιδαγωγικός πράκτορας Clair σχεδιάστηκε για να λειτουργεί ως συνεργάτης της μάθησης. Ο Clair ενσωματώνει τεχνικές επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και μηχανικής μάθησης, βασιζόμενο σε Καθολικό Κωδικοποιητή Προτάσεων (Universal Sentence Encoder mUSE) για την ανάλυση των διαλόγων [201], ενώ χρησιμοποιεί ασαφές συμβουλευτικό σύστημα (fuzzy expert system) για την ενεργοποίηση εκπαιδευτικών παρεμβάσεων με βάση μεταβλητές διαλόγου [202]. Ο πράκτορας δεν είναι εξαρτημένος από το περιεχόμενο του μαθήματος και μπορεί να αξιοποιηθεί σε διαφορετικά γνωστικά αντικείμενα, γεγονός που το καθιστά ανεξάρτητο του περιεχομένου.

   Αντίστοιχα, στη μελέτη [189] ο πράκτορας λειτουργούσε με μηχανισμό NLP ενσωματωμένο στο WeChat[3], αποστέλλοντας συνεργατικά σενάρια σε πραγματικό χρόνο, με σκοπό την υποστήριξη της ομαδικής μάθησης.

3. **Συναισθηματικής Υποστήριξης.** Οι πράκτορες αυτής της κατηγορίας σχεδιάζονται με στόχο την ενίσχυση της συναισθηματικής κατάστασης του μαθητή, μέσω στρατηγικών ανατροφοδότησης, ενθάρρυνσης και ενίσχυσης της εμπιστοσύνης. Συχνά ενσωματώνουν μηχανισμούς για την αναγνώριση και παρακολούθηση της συναισθηματικής κατάστασης των μαθητών, ώστε να προσαρμόζουν κατάλληλα

[3] Το WeChat είναι μια κινεζική εφαρμογή που παρέχει λειτουργίες ανταλλαγής μηνυμάτων, κοινωνικής δικτύωσης, ηλεκτρονικών πληρωμών και πρόσβασης σε χιλιάδες mini εφαρμογές, ενσωματωμένες στην πλατφόρμα.

τις παρεμβάσεις τους. Αν και δεν καθοδηγούν πάντοτε άμεσα την πορεία της μάθησης, διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη δημιουργία ενός υποστηρικτικού και ασφαλούς μαθησιακού περιβάλλοντος.

Στη μελέτη [183], οι συγγραφείς ανέπτυξαν έναν πράκτορα ειδικά σχεδιασμένο για συναισθηματική σκαλωσιά (emotional scaffolding), ο οποίος ενσωμάτωνε προληπτικές παρεμβάσεις, όπως ερωτήσεις αυτοαναφοράς και σχόλια ενθάρρυνσης, προσαρμοσμένα στη συναισθηματική κατάσταση του μαθητή.

4. **Βοηθοί Ερωτοαπαντήσεων.** Τα συστήματα αυτής της κατηγορίας λειτουργούν κυρίως ως συστήματα ανάκτησης και παροχής πληροφοριών, απαντώντας σε ερωτήσεις των μαθητών χωρίς να καθοδηγούν ενεργά την πορεία της μάθησης. Η αλληλεπίδραση βασίζεται σε ερωτοαπαντήσεις, και το διαλογικό σύστημα λειτουργεί περισσότερο ως υποστηρικτικό εργαλείο παρά ως καθοδηγητικός εκπαιδευτικός πράκτορας.

   Η μελέτη [187] περιγράφει το wisdomBot, ένα διαλογικό σύστημα βασισμένο σε LLM που αναπτύχθηκε για να υποστηρίζει τους μαθητές κατά την εκπόνηση εργασιών, παρέχοντας πληροφορίες και επεξηγήσεις βάσει του επίσημου αναλυτικού προγράμματος. Το διαλογικό σύστημα λειτουργούσε αποκλειστικά με βάση τις ερωτήσεις που υπέβαλλαν οι μαθητές και δεν παρενέβαινε ενεργά στον σχεδιασμό της δραστηριότητας.

   Ομοίως, στη μελέτη [188], παρουσιάζεται έναν NLP διαλογικό πράκτορα προσαρμοσμένο στο αντικείμενο της Ειδικής Θεωρίας της Σχετικότητας, το οποίο παρείχε απαντήσεις βάσει προκαθορισμένων κανόνων και συνόλων δεδομένων. Το σύστημα αυτό, αν και αποτελεσματικό στην παροχή πληροφοριών, δεν καθοδηγούσε ενεργά τη μαθησιακή διαδικασία.

   Τέλος, το Q-Module-Bot της της μελέτης [194], βασισμένο στο GPT-3.5 Turbo, αξιοποιεί μηχανισμούς RAG για την αναζήτηση σχετικού περιεχομένου από τη βάση δεδομένων του μαθήματος και απαντά σε ερωτήσεις φοιτητών, χωρίς όμως να εμπλέκεται σε καθοδηγούμενο διάλογο ή σε στρατηγικές διδασκαλίας.

Ο πίνακας 4.5 συνοψίζει τα βασικά χαρακτηριστικά των προσαρμοσμένων διαλογικών

συστημάτων που παρουσιάστηκαν στις επιλεγμένες εμπειρικές μελέτες. Για κάθε μελέτη καταγράφονται οι συγγραφείς, η τεχνολογία που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση του διαλογικού συστήματος, καθώς και η κατηγορία στην οποία εντάσσεται το σύστημα σύμφωνα με την ταξινόμηση που προηγήθηκε (Καθοδηγητικά, Συνεργατικά, Συναισθηματικής Υποστήριξης, Βοηθοί Ερωτοαπαντήσεων). Η παρουσίαση αυτή διευκολύνει τη συγκριτική ανάλυση των τεχνικών επιλογών και των παιδαγωγικών προσεγγίσεων που υιοθετήθηκαν στις διάφορες εφαρμογές.

Πίνακας 4.5: Κατηγοριοποίηση των μελετών ανά τύπο εκπαιδευτικού διαλογικού συστήματος και τεχνολογία υλοποίησης.

Μελέτη	**Συγγραφείς**	**Τεχνολογία Ανάπτυξης**	**Κατηγορία**
[183]	Liu, Duan et al.	rule-based	Καθοδηγητικό/ Συναισθηματικής Υποστήριξης
[186]	de Araujo et al.	mUSE + Scikit–Fuzzy (NLP & ML)	Συνεργατικό
[187]	Zhu et al.	LLM-based (wisdomBot)	Βοηθός Ερωτοαπαντήσεων
[188]	Güldal et al.	Rule-based NLP	Βοηθός Ερωτοαπαντήσεων
[189]	Li et al.	NLP στο WeChat	Συνεργατικό
[190]	Huang et al.	Dialogflow + BotStar	Καθοδηγητικό
[191]	Neyem et al.	GPT-3.5/4 + RAG	Καθοδηγητικό
[192]	Liu, Wang et al.	Πολυτροπικό με NLP	Καθοδηγητικό
[194]	Allen et al.	GPT-3.5 Turbo + RAG	Βοηθός Ερωτοαπαντήσεων
[195]	Ng et al.	LLM (ChatGPT-3)	Καθοδηγητικό

Συμπεράσματα Εμπειρικών Μελετών

Οι εμπειρικές μελέτες που εξετάστηκαν παρέχουν σημαντικά ευρήματα για τη λειτουργία και την αποτελεσματικότητα των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων. Η παρούσα ενότητα συνοψίζει τα βασικά συμπεράσματα αυτών των μελετών, εστιάζοντας στον τρόπο με τον οποίο οι πράκτορες υποστηρίζουν τη μάθηση μέσα από γνωστικές, συναισθηματικές και μεταγνωστικές παρεμβάσεις. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στον ρόλο

της διδακτικής σκαλωσιάς, της αυτορρύθμισης και της κοινωνικής παρουσίας, καθώς και στην εμπειρία των χρηστών και τις τεχνολογικές δυνατότητες των συστημάτων. Τα συμπεράσματα έχουν ομαδοποιηθεί σε πέντε θεματικούς άξονες: γνωστική και συναισθηματική σκαλωσιάς, υποστήριξη συνεργατικής μάθησης, ενίσχυση αυτορρύθμισης και κοινωνικής παρουσίας, γνωστικά οφέλη και εμπειρία μάθησης, αποδοχή, ικανοποίηση και δυνατότητα επέκτασης.

1. **Γνωστική και Συναισθηματική Σκαλωσιάς.** Οι μελέτες [183] και [195] επιβεβαιώνουν ότι η παροχή τόσο γνωστικής όσο και συναισθηματικής ή μεταγνωστικής υποστήριξης οδηγεί σε πληρέστερα μαθησιακά οφέλη. Ο συνδυασμός αυτός ενισχύει την απόκτηση γνώσεων, τη μεταφορά μάθησης, την αυτορρύθμιση και τα θετικά συναισθήματα, ενώ περιορίζει τα αρνητικά. Οι επιδράσεις αυτές είναι ισχυρότερες όταν η υποστήριξη είναι στοχευμένη και συγχρονισμένη με τις ανάγκες των μαθητών.

2. **Υποστήριξη Συνεργατικής Μάθησης.** Οι μελέτες [189] και [186] εξετάζουν την αποτελεσματικότητα εκπαιδευτικών πρακτόρων που υποστηρίζουν συνεργατικά σενάρια. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι παρεμβάσεις του πράκτορα μπορούν να ενισχύσουν τόσο τη γνωστική όσο και τη συναισθηματική εμπλοκή των φοιτητών, ιδιαίτερα όταν είναι προσεκτικά σχεδιασμένες. Οι παρεμβάσεις αυτές μπορεί να είναι πιο εκτενείς και καθοδηγητικές (maximal) ή πιο περιορισμένες και διακριτικές (minimal), ανάλογα με τις ανάγκες του μαθητή. Ωστόσο, η αποτελεσματικότητά τους εξαρτάται από την ικανότητα των φοιτητών να αυτορρυθμίζουν τη μάθησή τους και από το κατά πόσο οι παρεμβάσεις δίνονται την κατάλληλη στιγμή.

3. **Ενίσχυση Αυτορρύθμισης και Κοινωνικής Παρουσίας.** Οι μελέτες [190] και [195] αναδεικνύουν τη συμβολή των πρακτόρων στην καλλιέργεια δεξιοτήτων αυτορρύθμισης, όπως η θέσπιση στόχων, η αναζήτηση βοήθειας και η αυτοαξιολόγηση. Ειδικά όταν συνοδεύονται από στοιχεία κοινωνικής παρουσίας (π.χ. emojis, βίντεο, φιλική γλώσσα), βελτιώνεται η συναισθηματική εμπειρία και μειώνεται το αίσθημα απομόνωσης.

4. **Γνωστικά Οφέλη και Εμπειρία Μάθησης.** Οι μελέτες [187], [188], [191], [192]

και [194] καταγράφουν θετικά αποτελέσματα ως προς την υποστήριξη της κατανόησης, της παραγωγής εργασιών και της γνωστικής εμπλοκής, είτε μέσω LLMs είτε μέσω απλούστερων rule-based μηχανισμών. Ταυτόχρονα, επισημαίνουν περιορισμούς όπως ελλείψεις στη σκαλωσιά, ανάγκη για πιο στοχευμένη υποστήριξη ή τεχνικές βελτιώσεις (π.χ. user interface, latency, σχετικότητα απαντήσεων).

5. **Αποδοχή, Ικανοποίηση και Δυνατότητα Επέκτασης.** Η πλειονότητα των μελετών, όπως οι [187], [188], [191], [194], καταγράφουν υψηλά επίπεδα αποδοχής και ικανοποίησης από φοιτητές και εκπαιδευτικούς. Οι χρήστες εκτιμούν την ευκολία χρήσης, τη σαφήνεια απαντήσεων και την προσωποποίηση. Τονίζεται η δυνατότητα εφαρμογής σε ευρύτερα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, αλλά και η ανάγκη για περαιτέρω δοκιμές και σχεδιαστικές βελτιώσεις.

Ο πίνακας 4.6 συνοψίζει τα βασικά συμπεράσματα που προέκυψαν από τις εμπειρικές μελέτες της ανασκόπησης. Οι μελέτες έχουν οργανωθεί θεματικά, με βάση τον ρόλο και τη λειτουργικότητα των εκπαιδευτικών διαλογικών συστημάτων, καθώς και τα είδη των παρεμβάσεων που εφαρμόστηκαν. Για κάθε κατηγορία, παρουσιάζονται οι σχετικές μελέτες και τα κυριότερα ευρήματα που αφορούν τις γνωστικές, συναισθηματικές και μεταγνωστικές επιδράσεις των παιδαγωγικών πρακτόρων στη μαθησιακή διαδικασία. Η κατηγοριοποίηση αυτή αποσκοπεί στην ανάδειξη των πρακτικών εφαρμογών των παιδαγωγικών αρχών και στην καλύτερη κατανόηση της συμβολής των συνομιλιακών πρακτόρων στην υποστήριξη της μάθησης.

Πίνακας 4.6: Σύνοψη βασικών συμπερασμάτων εμπειρικών μελετών ανά κατηγορία εκπαιδευτικού διαλογικού συστήματος.

Μελέτη	**Κατηγορία**	**Βασικά Συμπεράσματα**
[183]	Καθοδηγητικό + Συναισθηματικής υποστήριξης	Ο συνδυασμός γνωστικής και συναισθηματικής σκαλωσιάς βελτίωσε την επίδοση και τη συναισθηματική εμπειρία. Η γνωστική σκαλωσιά ενίσχυσε τη μεταφορά γνώσεων, ενώ η συναισθηματική μείωσε αρνητικά συναισθήματα. Ο συνδυασμός (K&ES) προσέφερε την πιο ολοκληρωμένη βελτίωση.

(συνεχίζεται στην επόμενη σελίδα)

Μελέτη	**Κατηγορία**	**Βασικά Συμπεράσματα**
[189]	Συνεργατικό	Τα συνεργατικά σενάρια υποστήριξαν γνωστική και κοινωνικο-συναισθηματική εμπλοκή. Η επιτυχία εξαρτήθηκε από τη συγχρονισμένη και κατάλληλη παροχή υποστήριξης.
[190]	Καθοδηγητικό	Ενίσχυση αυτορρύθμισης (στόχοι, βοήθεια, αυτοαξιολόγηση), αύξηση αίσθησης σύνδεσης μέσω κοινωνικής παρουσίας. Οι φοιτητές ζήτησαν περισσότερη ανατροφοδότηση.
[192]	Καθοδηγητικό	Η ενσωμάτωση του πράκτορα στο μοντέλο 5E βελτίωσε την απόκτηση θεωρητικής γνώσης, την πρόσβαση στη γνώση και την κατανόηση. Οι φοιτητές εκτίμησαν την εμπειρία, αν και η πρόθεση για συνεχή χρήση ήταν μέτρια.
[195]	Καθοδηγητικό	Το SRLbot ενίσχυσε στρατηγικές αυτορρύθμισης, κίνητρο και επιστημονικές γνώσεις. Η προσωποποιημένη υποστήριξη εκτιμήθηκε, αλλά απαιτείται βελτίωση στην αυτόματη στόχευση.
[191]	Καθοδηγητικό (LLM-based)	Τα LLMs παρείχαν επαρκείς απαντήσεις χωρίς πάντα ανάγκη RAG. Οι απαντήσεις κρίθηκαν χρήσιμες και ποιοτικές, με περιθώρια βελτίωσης σε UI και ταχύτητα.
[186]	Συνεργατικό	Το Clair βελτίωσε τη συχνότητα διαμοιρασμού σκέψεων και συλλογιστικής. Δεν παρατηρήθηκαν σημαντικές διαφορές στην αντίληψη διαλόγου ή εμπλοκή σε όλες τις διαστάσεις. Απαιτείται βελτίωση παρέμβασης.
[187]	Ερωτοαπαντήσεων	Το wisdomBot αύξησε υποβολές και ποιότητα εργασιών, αλλά όχι επίδοση σε τεστ ή αναθεώρηση υλικού. Οι μαθητές ήταν ικανοποιημένοι αλλά παρατηρήθηκαν ελλείψεις σε καθοδήγηση και σκαλωσιά.
[188]	Ερωτοαπαντήσεων	Το rule-based διαλογικό σύστημα κρίθηκε εύχρηστο και χρήσιμο για την κατανόηση της θεωρίας σχετικότητας. Οι φοιτητές προτίμησαν την απλότητα και τη σταθερή ποιότητα, παρά τις τεχνολογικές ελλείψεις.
[194]	Ερωτοαπαντήσεων	Το Q-Module-Bot ενίσχυσε την ικανοποίηση και αξιολογήθηκε θετικά από φοιτητές και διδάσκοντες. Υπήρξε ανάγκη για καλύτερη διεπαφή και τεχνικές βελτιώσεις, αλλά ενδείξεις μείωσης διοικητικού φόρτου.

4.4 Παιδαγωγικοί Πράκτορες και Διδακτική Σκαλωσιά

4.4.1 Εισαγωγή

Η ενσωμάτωση της διδακτικής σκαλωσιάς στους παιδαγωγικούς πράκτορες αποτελεί έναν από τους βασικότερους παράγοντες για την υποστήριξη της γνωστικής και μεταγνωστικής ανάπτυξης των μαθητών. Ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα αλληλεπίδρασης με παιδαγωγικούς πράκτορες, η ανάγκη για στοχευμένη, προσωρινή και προσαρμοζόμενη υποστήριξη καθίσταται κεντρική, καθώς ο μαθητής αλληλεπιδρά χωρίς την άμεση παρουσία εκπαιδευτικού. Για τον λόγο αυτό, η παροχή σκαλωσιάς οφείλει να διέπεται από συγκεκριμένες παιδαγωγικές αρχές, όπως η συνεργατική οικοδόμηση της γνώσης, η καθοδήγηση εντός της ΖΕΑ, η σταδιακή απόσυρση της βοήθειας και η προσαρμογή στις ανάγκες του κάθε μαθητή.

Όπως ήδη έχει αναφερθεί, η παρούσα ερευνητική εργασία έχει ως σκοπό την ανάπτυξη του *PhysicsBot* και την αξιολόγησή του ως προς την ικανότητά του να παρέχει σκαλωσιά σύμφωνα με θεωρητικά τεκμηριωμένα κριτήρια (ενότητα 3.3.5). Τα κριτήρια αυτά σχεδιάστηκαν με στόχο να αποτιμήσουν κατά πόσο το διαλογικό σύστημα συμβάλλει στη συνεργατική μάθηση, στην ενεργοποίηση της ΖΕΑ, στην προοδευτική ενίσχυση της αυτονομίας των μαθητών και στην εξατομικευμένη προσαρμογή της καθοδήγησης.

Ωστόσο, από τη συστηματική ανασκόπηση της βιβλιογραφίας προκύπτει ότι σε μεγάλο αριθμό εμπειρικών μελετών που περιλαμβάνουν προσαρμοσμένα εκπαιδευτικά διαλογικά συστήματα, η εφαρμογή της βαθμιαίας ανεξαρτησίας είτε δεν υλοποιείται επαρκώς, είτε απουσιάζει πλήρως από το σχεδιαστικό μοντέλο ή την αξιολόγηση. Παρότι καταγράφονται προσπάθειες για καθοδηγούμενη μάθηση και προσωποποιημένη υποστήριξη, η σταδιακή απόσυρση της βοήθειας ως βασικό χαρακτηριστικό της διδακτικής σκαλωσιάς συχνά παραβλέπεται ή αντιμετωπίζεται με στατικό τρόπο.

Με βάση τα διαθέσιμα στοιχεία που παρέχουν οι εμπειρικές μελέτες, στην ενότητα που ακολουθεί επιχειρείται η αξιολόγηση των παιδαγωγικών πρακτόρων ως προς το κατά πόσο ενσωματώνουν τις βασικές αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς. Η αξιολόγηση βασίζεται στα τέσσερα θεωρητικά κριτήρια που τέθηκαν στο πλαίσιο της αξιολόγησης του *PhysicsBot*, και αφορά τη συνεργατική μάθηση, την καθοδήγηση εντός της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης, τη σταδιακή απόσυρση της βοήθειας και την προσαρμοστικότητα

της υποστήριξης. Η ανάλυση περιορίζεται στις μελέτες που αφορούν καθοδηγητικούς πράκτορες και σκοπό έχει να εντοπίσει παιδαγωγικές στρατηγικές, προκλήσεις ή ελλείψεις που σχετίζονται με την εφαρμογή της σκαλωσιάς στην πράξη.

4.4.2 Αξιολόγηση Εφαρμογής Σκαλωσιάς

Μελέτη Liu, Duan et al. (2024) [183]: ***«Βελτίωση της γνωστικής και συναισθηματικής εμπειρίας στη διαδικτυακή μάθηση με πράκτορα βασισμένο σε γνωστική και συναισθηματική σκαλωσιά»***

Η μελέτη των Liu, Duan et al. διερευνά τον σχεδιασμό και την αποτελεσματικότητα ενός καθοδηγητικού πράκτορα, ο οποίος συνδυάζει σκαλωσιά γνώσης και σκαλωσιά συναισθήματος (Knowledge and Emotional Scaffolding – K&ES) σε περιβάλλοντα διαδικτυακής μάθησης. Η θεωρητική θεμελίωση του πράκτορα βασίζεται στη Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης (ZEA) του Vygotsky και στη θεωρία της μετασχηματιζόμενης νοοτροπίας (growth mindset), ενώ επιχειρείται η ανάπτυξη συστηματικών αρχών σχεδιασμού τόσο για τη γνωστική όσο και για τη συναισθηματική υποστήριξη. Το πείραμα διεξήχθη με 128 προπτυχιακούς φοιτητές, οι οποίοι χωρίστηκαν σε τέσσερις ομάδες: χωρίς σκαλωσιά (ομάδα ελέγχου), μόνο με σκαλωσιά συναισθήματος (ES), μόνο με σκαλωσιά γνώσης (KS) και με συνδυασμό των δύο (K&ES). Αξιολογήθηκαν τόσο η απόδοση στη γνώση (διατήρηση και μεταφορά) όσο και η συναισθηματική εμπειρία, με στόχο την εξακρίβωση της αποτελεσματικότητας του συνδυαστικού πράκτορα σε σύγκριση με τις άλλες μορφές. Η μελέτη συνεισφέρει θεωρητικά και εμπειρικά στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι πράκτορες συνομιλίας μπορούν να ενσωματώνουν πολλαπλές μορφές σκαλωσιάς για την υποστήριξη της μάθησης και της συναισθηματικής εμπλοκής.

1. **Συνεργατική Μάθηση**

   Η μελέτη αξιολογεί ρητά τη δυνατότητα του πράκτορα να διατηρεί μια διαλογική σχέση με τον μαθητή μέσω καθοδηγητικών παρεμβάσεων. Ο πράκτορας K&ES είναι καθοδηγητικός, καθώς καθορίζει ενεργά την πορεία της αλληλεπίδρασης, εμπλέκοντας τον μαθητή σε διαδοχικά στάδια ερωταποκρίσεων. Ωστόσο, η μορφή της αλληλεπίδρασης είναι περιορισμένη: ο μαθητής απαντά σε προεπιλεγμένες ερωτήσεις κλειστού τύπου (όπως κουίζ πολλαπλής επιλογής), και δεν δίνεται δυ-

νατότητα για διατύπωση προσωπικών ερωτήσεων ή ελεύθερων απαντήσεων από τον μαθητή.

Κατά συνέπεια, ενώ η ανατροφοδότηση είναι πλούσια και συνδυάζει ενίσχυση συναισθημάτων (με προσωπική γλώσσα και επαίνους) και γνωστική σκαλωσιά (με επεξηγήσεις και παραδείγματα), το σύστημα δεν κατανοεί ούτε διαχειρίζεται ερωτήσεις ή απαντήσεις ανοικτού τύπου. Ο διάλογος είναι προσχεδιασμένη και μονόδρομη, καθώς ο πράκτορας ελέγχει τη ροή της συνομιλίας και δεν ανταποκρίνεται σε αυθόρμητες ή ελεύθερες συνεισφορές του μαθητή.

Οι συγγραφείς δεν αναστοχάζονται ρητά επάνω σε αυτή την περιορισμένη διάσταση, ούτε προτείνουν επέκταση σε πιο ανοιχτές μορφές αλληλεπίδρασης. Επομένως, παρότι υπάρχει έντονη παρουσία καθοδηγητικής ανατροφοδότησης, ο πράκτορας χαρακτηρίζεται ως κλειστού τύπου, με ελεγχόμενη διαλογικότητα και περιορισμένη αλληλεπίδραση.

2. Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης

Η αξιοποίηση της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης αποτελεί κεντρικό άξονα του σχεδιασμού του συνομιλιακού πράκτορα, και αξιολογείται ρητά στο άρθρο. Το σύστημα εφαρμόζει μια προσχεδιασμένη στρατηγική εκτίμησης και υποστήριξης του μαθητή εντός της ZEA, μέσα από διαβαθμισμένες ερωτήσεις, σταδιακή αύξηση της δυσκολίας και παρέμβαση σε περιπτώσεις δυσκολίας.

Συγκεκριμένα, όταν ο μαθητής απαντά λανθασμένα, το σύστημα μεταβαίνει σε «δευτερεύουσα συνομιλία» όπου παρέχει καθοδήγηση, παραδείγματα και ενδιάμεσα ερωτήματα χαμηλότερης δυσκολίας. Μόνον όταν ο μαθητής φτάσει σε σωστή απάντηση, επανέρχεται στη βασική πορεία του μαθήματος. Αν ο μαθητής αποτύχει πέντε φορές στην ίδια ερώτηση, εμφανίζεται η σωστή απάντηση με πλήρη επεξήγηση.

Η εκτίμηση του επιπέδου γνώσεων γίνεται με έμμεσο τρόπο, μέσω της επίδοσης του μαθητή σε διαβαθμισμένα κουίζ. Δεν αξιοποιούνται ελεύθερες απαντήσεις ή νοηματικά συμφραζόμενα, ούτε τεχνικές γλωσσικής κατανόησης. Οπότε, η εκτίμηση της ZEA δεν είναι δυναμική ούτε εξατομικευμένη σε βάθος, αλλά βασίζεται σε προκαθορισμένη ροή λογικής.

Παρά τα παραπάνω, η προσέγγιση είναι συστηματική και εφαρμόζεται με συνέπεια. Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν τη σημασία αυτής της διαδικασίας και τονίζουν ότι ο συνδυασμός γνωστικής και συναισθηματικής σκαλωσιάς διευκολύνει την πρόοδο εντός της ZEA, ιδιαίτερα σε στάδια αυξημένης δυσκολίας.

3. **Βαθμιαία Ανεξαρτησία**

   Η έννοια της βαθμιαίας απόσυρσης της υποστήριξης εφαρμόζεται εμμέσως στο σχεδιασμό του πράκτορα και δεν αξιολογείται ρητά ως ξεχωριστό παιδαγωγικό χαρακτηριστικό. Ωστόσο, από την περιγραφή της ροής συνομιλίας και των διαβαθμισμένων σταδίων προκύπτει μια μορφή εσωτερικής προσαρμογής της σκαλωσιάς, η οποία μπορεί να θεωρηθεί μορφή βαθμιαίας ανεξαρτησίας.

   Κατά τη διάρκεια του μαθήματος, ο πράκτορας παρέχει πλούσια υποστήριξη (γνώσεις, ενίσχυση, καθοδήγηση) όταν ο μαθητής δυσκολεύεται ή απαντά λανθασμένα. Όταν όμως ο μαθητής απαντά σωστά, το σύστημα περιορίζει την παρέμβασή του σε έναν σύντομο έπαινο ή επεξήγηση και συνεχίζει στο επόμενο στάδιο. Αυτό δείχνει μια στοιχειώδη στρατηγική αποσύρσης, η οποία βασίζεται στην επίδοση και όχι σε ρητή τεχνολογική πρόβλεψη για σταδιακή αυτονόμηση.

   Δεν υπάρχει τεχνική ή τεχνολογική υλοποίηση η οποία να καταγράφει την πρόοδο του μαθητή με σκοπό τη σταδιακή μείωση της υποστήριξης ή την αύξηση της ελευθερίας. Ούτε αναφέρεται κάποιο σύστημα προσαρμοστικότητας που να ρυθμίζει τον ρόλο του πράκτορα με βάση το ιστορικό του μαθητή.

   Οι συγγραφείς δεν σχολιάζουν αυτή τη διάσταση ρητά, ούτε προτείνουν βελτιώσεις σχετικές με την αυτονόμηση. Επομένως, η αρχή της βαθμιαίας ανεξαρτησίας υλοποιείται μόνο εμμέσως, ως συνέπεια της λογικής ροής του διαλόγου και της επίδοσης, χωρίς να υπάρχει στρατηγικός σχεδιασμός βαθμιαίας ανεξαρτησίας με παιδαγωγικό στόχο την αυτορρύθμιση.

4. **Προσαρμοστικότητα**

   Το άρθρο αξιολογεί ρητά τη χρήση διαφορετικών μορφών σκαλωσιάς, τόσο γνωστικής όσο και συναισθηματικής, και παρουσιάζει τεχνικές λεπτομέρειες για τον τρόπο υλοποίησής τους. Ο πράκτορας K&ES διαφοροποιεί τη μορφή της υποστήριξης ανάλογα με την κατάσταση του μαθητή και τη δυσκολία του περιεχομένου.

Όταν ο μαθητής αποτυγχάνει, το σύστημα εναλλάσσει στρατηγικές: παρέχει πρώτα συναισθηματική ενίσχυση (έπαινος, αποφόρτιση μέσω ανθρωπόμορφης γλώσσας) και στη συνέχεια γνωστικά βοηθήματα, όπως υποερωτήσεις, παραδείγματα και εξηγήσεις.

Η διαφοροποίηση δεν είναι μόνο στο περιεχόμενο αλλά και στην ένταση: στα δύσκολα στάδια του μαθήματος, ο πράκτορας ενεργοποιεί περισσότερες παρεμβάσεις (αύξηση «triggered scaffolding»), ενώ σε πιο απλά στάδια περιορίζει τις παρεμβάσεις του. Επίσης, το σύστημα τροποποιεί τη γλώσσα και τη μορφή επικοινωνίας, αξιοποιώντας ανθρωπόμορφα στοιχεία (π.χ. emojis, επιβραβεύσεις με ύφος συνομηλίκου) για τη συναισθηματική στήριξη.

Τεχνικά, η υλοποίηση βασίζεται σε μια προσχεδιασμένη ροή συνομιλίας με διαβαθμισμένα σενάρια ανάλογα με τις απαντήσεις του μαθητή. Δεν χρησιμοποιείται τεχνητή νοημοσύνη για κατανόηση φυσικής γλώσσας ή ανάλυση συμφραζομένων. Αντίθετα, η προσαρμοστικότητα επιτυγχάνεται μέσω κλάδων λογικής (if–then–else), οι οποίοι ενεργοποιούνται ανάλογα με τις απαντήσεις (σωστές ή λανθασμένες) και το στάδιο του μαθήματος.

Οι συγγραφείς αξιολογούν θετικά αυτή τη μορφή τεχνικής διαφοροποίησης και επισημαίνουν ότι η συνδυαστική χρήση γνωστικής και συναισθηματικής σκαλωσιάς είναι πιο αποτελεσματική από τις επιμέρους. Παράλληλα, προτείνουν ως μελλοντική βελτίωση τη χρήση τεχνολογιών κατανόησης συναισθημάτων και φυσικής γλώσσας, ώστε να επιτευχθεί πιο δυναμική και εξατομικευμένη προσαρμογή.

Η μελέτη παρουσιάζει έναν καθοδηγητικό πράκτορα κλειστού τύπου, ο οποίος εφαρμόζει με συνέπεια αρχές διδακτικής σκαλωσιάς. Παρότι η αλληλεπίδραση περιορίζεται σε κλειστές ερωτήσεις, η ανατροφοδότηση είναι ποιοτική και πολυεπίπεδη. Η έννοια της ZEA ενσωματώνεται λειτουργικά, και υπάρχει στοιχειώδης μορφή αποσύρσης στήριξης ανάλογα με την επίδοση. Ιδιαίτερα θετική είναι η διαφοροποίηση μορφών σκαλωσιάς ανάλογα με τη δυσκολία και τη συναισθηματική κατάσταση του μαθητή. Το σύστημα μπορεί να αξιοποιηθεί ως πρότυπο εφαρμογής εναλλακτικών μορφών σκαλωσιάς, με περιθώρια βελτίωσης στη δυναμική κατανόηση φυσικής γλώσσας και στην αυτονόμηση του μαθητή.

Μελέτη Huang et al. (2025) [190]: «Διευκόλυνση της Αυτορρυθμιζόμενης Μάθησης και της Κοινωνικής Παρουσίας μέσω Εκπαιδευτικών Διαλογικών Συστημάτων»

Η ενσωμάτωση συνομιλιακών πρακτόρων στην εξ αποστάσεως εκπαίδευση προσφέρει νέες δυνατότητες για τη στήριξη της αυτορρυθμιζόμενης μάθησης και της κοινωνικής σύνδεσης των φοιτητών. Η παρούσα μελέτη εστιάζει στη χρήση ενός διαλογικού συστήματος που αναπτύχθηκε σε δύο φάσεις, με στόχο να υποστηρίξει στρατηγικές αυτορρύθμισης (όπως ο καθορισμός στόχων, η αναζήτηση βοήθειας και η αυτοαξιολόγηση), ενώ ταυτόχρονα ενισχύει το αίσθημα κοινωνικής παρουσίας. Η διδακτική σκαλωσιά στην παρούσα προσέγγιση εδράζεται στη θεωρητική τεκμηρίωση της αυτορρύθμισης και της κοινωνικοσυναισθηματικής υποστήριξης, καθώς το σύστημα σχεδιάστηκε όχι μόνο για να διευκολύνει την οργάνωση της μαθησιακής διαδικασίας, αλλά και για να προάγει την αλληλεπίδραση, την ανατροφοδότηση και την καθοδήγηση των φοιτητών σε κρίσιμα σημεία της μαθησιακής πορείας. Χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές όπως το πλαίσιο SMART, δείκτες κοινωνικής παρουσίας, επιλογές βοήθειας, και προτροπές αυτοαξιολόγησης, με σκοπό να δημιουργηθεί ένα ευέλικτο και προσωποποιημένο περιβάλλον μάθησης που λειτουργεί ως «εικονικός σύμβουλος» σε πλαίσιο εξ αποστάσεως εκπαίδευσης.

1. **Συνεργατική Μάθηση**

   Η διάσταση της συνεργατικής μάθησης στη μελέτη εξετάζεται ρητά, καθώς η ενίσχυση της κοινωνικής παρουσίας αποτελεί βασικό στόχο του σχεδιασμού του διαλογικού συστήματος. Η προσπάθεια είναι το σύστημα να προσομοιώσει ανθρώπινη αλληλεπίδραση και να δημιουργήσει ένα υποστηρικτικό, διαλογικό περιβάλλον. Το διαλογικό σύστημα είναι καθοδηγητικό, δηλαδή οδηγεί τη συζήτηση βάσει προκαθορισμένων σεναρίων και απαντήσεων.

   Στο πρώτο στάδιο (Stage I), το σύστημα λειτουργούσε αποκλειστικά με επιλογές κλειστού τύπου. Οι φοιτητές επέλεγαν απαντήσεις από προτεινόμενες λίστες χωρίς δυνατότητα διατύπωσης ελεύθερων σκέψεων ή ερωτήσεων. Αυτό προκάλεσε παράπονα, καθώς οι φοιτητές δήλωσαν ότι ήθελαν «περισσότερο χώρο για να εκφράσουν τις προσωπικές τους απόψεις». Δεν υποστηριζόταν καθόλου η ανοικτή διατύπωση.

   Στο δεύτερο στάδιο (Stage II), οι συγγραφείς εισάγουν επιλογές ανοικτού τύπου,

επιτρέποντας στους φοιτητές να πληκτρολογούν ελεύθερα στόχους ή προσωπικές σκέψεις, κυρίως στο σκέλος του καθορισμού στόχων και της αυτοαξιολόγησης. Ωστόσο, και πάλι η διαλογικότητα είναι περιορισμένη. Το σύστημα δεν κατανοεί ελεύθερες ερωτήσεις με νοηματικό βάθος. Αυτό οφείλεται στο οτι το σύστημα δεν έχει ικανότητες κατανόησης συμφραζομένων, καθώς βασίζεται σε τεχνολογίες χαμηλότερου επιπέδου από τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα, όπως η Google Dialogflow. Η επικοινωνία δεν έχει χαρακτηριστικά αυθεντικού διαλόγου ή αυθόρμητης ανταπόκρισης, αλλά ακολουθεί σενάρια, ακόμη και όταν οι φοιτητές πληκτρολογούν ελεύθερα. Δεν υπάρχει συνεκτική κατανόηση προγενέστερων αλληλεπιδράσεων, ούτε δυνατότητα να τεθούν αυθόρμητες ερωτήσεις από τον φοιτητή και να παραχθεί απάντηση βάσει περιεχομένου ή συμφραζομένων.

Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν τα προβλήματα αυτά και τα καταγράφουν ως περιορισμούς της προσέγγισής τους. Οι φοιτητές, παρότι εκτίμησαν την ευγένεια και τη δομή του διαλογικού συστήματος, πρότειναν ρητά να αυξηθεί η δυνατότητα αυθόρμητης έκφρασης, να υπάρχει μεγαλύτερη ευελιξία και διαλογικότητα, και να δοθεί ανατροφοδότηση που να μην είναι «τυποποιημένη». Οι συγγραφείς συμφωνούν και προτείνουν περαιτέρω ενσωμάτωση της παρουσίας του εκπαιδευτικού και χρήση υπενθυμίσεων ή εξωτερικής ρύθμισης, αλλά δεν προχωρούν ακόμη σε λύσεις που αξιοποιούν LLMs ή πιο εξελιγμένες γλωσσικές διεπαφές.

2. Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης

Το κριτήριο της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης δεν αξιολογείται ρητά στο άρθρο με τον συγκεκριμένο όρο, αλλά εξετάζεται εμμέσως μέσα από την έννοια της εξατομικευμένης υποστήριξης και την προσπάθεια ενίσχυσης της αυτορρύθμισης του φοιτητή σε κρίσιμες φάσεις της μάθησης. Η λειτουργία του διαλογικού συστήματος επικεντρώνεται σε στρατηγικές που σχετίζονται με τον σχεδιασμό, την παρακολούθηση και την αναστοχαστική αξιολόγηση της μαθησιακής πορείας, δηλαδή σε μηχανισμούς που ευθυγραμμίζονται με τη θεωρητική λογική της ZEA, χωρίς ωστόσο να αξιοποιούν διαγνωστικά εργαλεία ή να αξιολογούν το επίπεδο κατανόησης με σαφή τρόπο.

Το διαλογικό σύστημα στο Stage II επιχειρεί να υποστηρίξει τον φοιτητή στις

τρεις φάσεις της αυτορρύθμισης (πριν, κατά και μετά τη μάθηση), παρέχοντας αντίστοιχες μορφές βοήθειας: καθορισμό στόχων (προγνωστική φάση), αναζήτηση βοήθειας και χρήση πόρων (φάση εκτέλεσης), αυτοαξιολόγηση και αναστοχασμό (φάση επαναπροσδιορισμού). Παρότι αυτή η διάρθρωση ευνοεί την προσέγγιση της ZEA, δεν υπάρχει δυναμική αξιολόγηση του γνωστικού επιπέδου του φοιτητή, ούτε ρητός εντοπισμός των δυσκολιών του με βάση τις απαντήσεις του.

Το διαλογικό σύστημα, για παράδειγμα, δεν προσαρμόζει τη δυσκολία των ερωτήσεων ή των υλικών με βάση τις επιδόσεις του φοιτητή. Η προσφερόμενη υποστήριξη είναι ίδια για όλους, ανεξάρτητα από το επίπεδο γνώσεων ή τις επιμέρους ελλείψεις. Η χρήση του SMART πλαισίου συμβάλλει στην αποσαφήνιση στόχων αλλά όχι στην εκτίμηση του επιπέδου του φοιτητή. Η αυτοαξιολόγηση γίνεται κυρίως με σύντομα κουίζ ή ερωτήσεις αναστοχασμού που δεν αξιοποιούνται για εξατομικευμένη παρέμβαση. Το σύστημα κατανοεί ερωτήσεις μόνο βάσει λέξεων-κλειδιών (intents), χωρίς ικανότητα ερμηνείας ή διάγνωσης δυσκολιών.

Δεν υπάρχει καμία τεχνική υλοποίηση προσαρμοστικής υποστήριξης βάσει των συμφραζομένων ή των επιδόσεων του χρήστη. Το διαλογικό σύστημα δεν «μαθαίνει» από τις απαντήσεις του φοιτητή και δεν μπορεί να ανιχνεύσει πότε ένας φοιτητής κινείται πέρα από τη ζώνη ανεξαρτησίας του. Επίσης, δεν υλοποιείται μηχανισμός παρακολούθησης προόδου, ούτε υπάρχει τρόπος να εντοπιστεί η ανάγκη για επιπλέον στήριξη πέραν του τι ζητά ο ίδιος ο φοιτητής.

Οι συγγραφείς αναφέρουν ως μελλοντική κατεύθυνση την εισαγωγή υπενθυμίσεων και «εξωτερικής ρύθμισης» ώστε να βοηθηθεί η παρακολούθηση της πορείας των φοιτητών. Φοιτητές επίσης πρότειναν να υπάρχει λειτουργία ανατροφοδότησης που να τους υπενθυμίζει την επίτευξη στόχων. Ωστόσο, δεν προτείνεται η χρήση μηχανισμών εκτίμησης του επιπέδου κατανόησης, ούτε προσαρμοστική υποστήριξη βάσει επιδόσεων ή συμπεριφορών. Η έννοια της ZEA παραμένει θεωρητικά συγγενής αλλά τεχνικά ανεκπλήρωτη στη συγκεκριμένη μελέτη.

3. **Βαθμιαία Ανεξαρτησία**

Το κριτήριο της βαθμιαίας απόσυρσης της υποστήριξης, που αποτελεί βασικό στοιχείο της διδακτικής σκαλωσιάς, δεν αναλύεται ρητά στο άρθρο ως «fading». Ωστόσο,

εξετάζεται εμμέσως στο πλαίσιο της αυτορρύθμισης, καθώς η παρέμβαση αποσκοπεί στην ενίσχυση της αυτονομίας του φοιτητή. Παρ' όλα αυτά, από τα στοιχεία της μελέτης προκύπτει ότι δεν εφαρμόζεται κάποια συστηματική στρατηγική σταδιακής απόσυρσης της υποστήριξης.

Η ροή της συνομιλίας με το διαλογικό σύστημα είναι καθοδηγητική σε όλα τα στάδια, και δεν προβλέπεται κάποιος μηχανισμός μείωσης της υποστήριξης καθώς ο φοιτητής αποκτά επάρκεια. Αντιθέτως, το συστημα παραμένει σταθερά διαθέσιμο, με την ίδια μορφή και περιεχόμενο σε όλες τις επαφές. Δεν διαφοροποιεί το ύφος, τη συχνότητα ή το βάθος των παρεμβάσεων του, ούτε αναγνωρίζει πότε ο φοιτητής μπορεί να λειτουργήσει αυτόνομα.

Ακόμη και στην αυτοαξιολόγηση, οι προτροπές και η ανατροφοδότηση δεν ελαττώνονται προοδευτικά, ούτε ενθαρρύνεται ρητά η αυτενέργεια. Η σχεδίαση των δραστηριοτήτων (π.χ. κουίζ, βίντεο, ερωτήσεις αναστοχασμού) είναι ίδια για όλους και χωρίς εξελικτική δομή. Η μόνη έμμεση ένδειξη προώθησης της αυτονομίας είναι η δυνατότητα του φοιτητή να επιλέγει μόνος του πότε και πώς θα αξιοποιήσει το διαλογικό σύστημα, κάτι που αφορά περισσότερο την χρονική στιγμή που θα πραγματοποιηθεί η αλληλεπίδραση παρά τη σταδιακή μείωση της βοήθειας.

Η έννοια της βαθμιαίας ανεξαρτησίας δεν υλοποιείται τεχνικά. Δεν υπάρχει καμία ένδειξη ότι το σύστημα προσαρμόζεται στην πορεία ή μειώνει σταδιακά την υποστήριξη. Επίσης, δεν εντοπίζεται προσπάθεια εκπαίδευσης του φοιτητή σε στρατηγικές αυτορρύθμισης με απώτερο στόχο την ανεξαρτησία του. Η δομή της υποστήριξης είναι στατική.

Οι φοιτητές δεν σχολιάζουν ρητά την έλλειψη σταδιακής απόσυρσης, ωστόσο αρκετοί αναφέρουν την ανάγκη για εξωτερική παρακολούθηση της προόδου και για υπενθυμίσεις. Αντιθέτως, δεν αναφέρουν ότι σταδιακά ένιωσαν λιγότερη ανάγκη για υποστήριξη. Οι συγγραφείς, ενώ αναγνωρίζουν την ανάγκη για προώθηση της αυτενέργειας, δεν προτείνουν τεχνικές λύσεις βαθμιαίας απόσυρσης της βοήθειας. Συνεπώς, αυτό το κρίσιμο στοιχείο της διδακτικής σκαλωσιάς παραμένει ανενεργό στη μελέτη.

4. Προσαρμοστικότητα

Η προσαρμοστικότητα και η ποικιλία μορφών υποστήριξης αποτελούν έναν από τους βασικούς στόχους του σχεδιασμού, όπως φαίνεται ιδιαίτερα στο δεύτερο στάδιο της μελέτης (Stage II). Το άρθρο αξιολογεί ρητά αυτό το κριτήριο και τεκμηριώνει με τεχνικές λεπτομέρειες πώς επιχειρήθηκε η διαφοροποίηση των μορφών σκαλωσιάς. Ωστόσο, η έννοια της «προσαρμογής» περιορίζεται κυρίως στην επιλογή μεταξύ στατικών επιλογών, χωρίς πραγματική εξατομίκευση.

Το διαλογικό σύστημα προσφέρει πολλαπλές μορφές υποστήριξης που αντιστοιχούν σε διάφορες φάσεις της μάθησης:

- **Καθορισμός στόχων:** Βασίζεται στο SMART πλαίσιο και συνδυάζει προκαθορισμένες επιλογές με τη δυνατότητα ελεύθερης πληκτρολόγησης.
- **Αναζήτηση βοήθειας:** Παρέχεται είτε μέσω θεματικών κουμπιών (π.χ. επιλογή θέματος) είτε μέσω πληκτρολόγησης ερωτήσεων, με υλικό σε μορφή κειμένου, εικόνας ή σύντομων βίντεο.
- **Αυτοαξιολόγηση:** Χρησιμοποιούνται σύντομα κουίζ και προτροπές αναστοχασμού, με εξατομικευμένη ανατροφοδότηση και παραπομπές σε επιπλέον υλικό.
- **Κοινωνική στήριξη:** Ενσωματώνονται δείκτες κοινωνικής παρουσίας (emoji, προσωπικές προσφωνήσεις, χρήση του ονόματος του εκπαιδευτικού, σύνδεση με βίντεο κ.λπ.).

Η υλοποίηση βασίζεται σε δύο τεχνολογίες: την πλατφόρμα BotStar (menu-based επιλογές) και το Google Dialogflow. Αυτό προσφέρει μια δομικά προσαρμόσιμη διεπαφή, αλλά όχι πραγματική δυναμική προσαρμογή βάσει προφίλ ή επιδόσεων. Το διαλογικό σύστημα δεν μαθαίνει από τις απαντήσεις του φοιτητή ούτε αναγνωρίζει μοτίβα ή δυσκολίες. Αντίθετα, κάθε αλληλεπίδραση λειτουργεί αποσπασματικά με βάση λέξεις-κλειδιά, χωρίς μοντέλο χρήστη.

Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν ότι η τρέχουσα προσαρμοστικότητα είναι περιορισμένη, κυρίως λόγω της χρήσης παλαιότερων τεχνολογιών. Προτείνουν τη χρήση εξωτερικής ρύθμισης (π.χ. υπενθυμίσεις) και υποδεικνύουν ότι μελλοντικές εκδοχές του συστήματος θα μπορούσαν να ενσωματώσουν πιο προηγμένα στοιχεία εξα-

τομίκευσης. Ωστόσο, δεν αναφέρονται ρητά σε τεχνολογίες τύπου LLM, και δεν παρουσιάζεται σχέδιο υλοποίησης εξελιγμένης προσαρμοστικότητας.

Η μελέτη Huang et al. (2025) προσφέρει μια αξιόλογη παιδαγωγική προσέγγιση στη σκαλωσιά μέσω διαλογικού συστήματος, με έμφαση στην υποστήριξη της αυτορρύθμισης και της κοινωνικής παρουσίας. Ενσωματώνει πολλαπλές μορφές σκαλωσιάς και επιχειρεί προσαρμογή στη ροή της μάθησης, αλλά υστερεί σε βαθύτερη διαλογικότητα, προσαρμοστικότητα και διαγνωστική παρέμβαση, λόγω των τεχνολογικών περιορισμών μη χρήσης LLM. Κεντρικά στοιχεία της σκαλωσιάς, όπως η εκτίμηση επιπέδου (ZEA) και η σταδιακή απόσυρση υποστήριξης, παραμένουν ανενεργά. Παρά τις περιορισμένες τεχνικές δυνατότητες, η μελέτη αναδεικνύει την αξία της δομημένης και φιλικής καθοδήγησης σε περιβάλλοντα εξ αποστάσεως μάθησης.

Μελέτη Liu, Wang et al. (2024) [192]: «Μια διαδραστική τεχνολογική λύση για την ενίσχυση των θεωρητικών γνώσεων και των δεξιοτήτων σχεδιασμού φοιτητών: Μια προσέγγιση μάθησης 5E βασισμένη σε διαλογικό σύστημα»

Η μελέτη παρουσιάζει ένα εκπαιδευτικό διαλογικό σύστημα το οποίο ενσωματώνεται σε περιβάλλον μάθησης βασισμένο στο μοντέλο 5E (Engage, Explore, Explain, Elaborate, Evaluate). Πρόκειται για ένα καθοδηγητικό σύστημα που λειτουργεί ως εικονικός δάσκαλος, προσφέροντας θεωρητικές πληροφορίες, ερωτήσεις και άμεση ανατροφοδότηση στους φοιτητές. Η λειτουργία του στηρίζεται σε προσχεδιασμένη βάση δεδομένων και υποστηρίζει διάλογο με φωνή, κείμενο και εικόνες. Το διαλογικό σύστημα έχει σαφώς καθορισμένο εκπαιδευτικό ρόλο: να παρέχει υποστήριξη κατά την κατανόηση εννοιών και την εφαρμογή τους σε δραστηριότητες διδακτικού σχεδιασμού. Παρότι η προσαρμοστικότητα του είναι περιορισμένη, αξιοποιεί βασικές αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς μέσω σταδιακής παροχής γνώσης, άμεσης διόρθωσης λαθών και καθοδηγούμενης πρακτικής εφαρμογής.

1. **Συνεργατική Μάθηση**

   Η συνεργατική διάσταση της αλληλεπίδρασης μαθητή–σύστημα δεν αξιολογείται ρητά ως «συνεργατική μάθηση» με την έννοια της συμμετοχικής κατασκευής της

γνώσης μέσω διαλόγου, αλλά εμμέσως παρουσιάζεται η δυνατότητα του διαλογικού συστήματος να συνομιλεί με τον φοιτητή, να απαντά σε ερωτήσεις και να παρέχει εξατομικευμένη καθοδήγηση.

Το διαλογικό σύστημα συνομιλεί με τον φοιτητή στις φάσεις *Explore* και *Explain*, προσφέροντας θεωρητικές πληροφορίες και άμεση ανατροφοδότηση μέσω φωνής, κειμένου και εικόνων. Οι φοιτητές έχουν τη δυνατότητα να αλληλεπιδρούν με το σύστημα σε φυσική γλώσσα, και να υποβάλλουν ερωτήσεις ή απαντήσεις, τις οποίες το σύστημα αξιολογεί και σχολιάζει με επεξηγήσεις. Παρότι δεν δηλώνεται άμεσα ότι οι ερωτήσεις είναι ανοιχτού τύπου, οι φάσεις «εξερεύνησης» και «επεξήγησης» περιγράφονται ως «ελεύθερες συνομιλίες» (freely with the chatbot), κάτι που υποδηλώνει κάποια ευελιξία στην είσοδο του χρήστη. Ωστόσο, δεν επιβεβαιώνεται ρητά η ικανότητα κατανόησης πολύπλοκων ανοιχτών απαντήσεων.

Η επικοινωνία περιορίζεται από την προσχεδιασμένη βάση δεδομένων που διαχειρίζονται οι διαχειριστές του συστήματος. Το διαλογικό σύστημα στηρίζεται κυρίως σε αντιστοίχιση προτύπων και τεχνικές απόκρισης με βάση φυσική γλώσσα, χωρίς αναφορά σε τεχνολογία προηγμένης κατανόησης, όπως LLM. Επομένως, δεν μπορεί να χαρακτηριστεί ως ανοιχτής φύσης, αλλά περισσότερο ως ημι-διαλογικό σύστημα. Δεν τεκμηριώνεται ικανότητα αιτιολόγησης της ανατροφοδότησης βάσει συμφραζομένων, η ανατροφοδότηση φαίνεται να είναι περισσότερο δηλωτική (σωστό/λάθος + εξήγηση).

Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν ρητά την ανάγκη βελτίωσης της διαλογικότητας, επισημαίνοντας ότι το σύστημα δεν υποστηρίζει πάντα εξατομικευμένη μάθηση λόγω περιορισμένης βάσης δεδομένων και μονότονων απαντήσεων. Προτείνουν τη χρήση πιο ευφυών τεχνολογιών για καλύτερη διαχείριση της ανθρώπινης αλληλεπίδρασης και μεγαλύτερη ποικιλία στις απαντήσεις, ώστε να αυξηθεί το ενδιαφέρον και η ποιότητα της επικοινωνίας. Επομένως, η συνεργατική διάσταση αναγνωρίζεται ως μερικώς υλοποιημένη, αλλά απαιτεί σημαντική τεχνολογική αναβάθμιση.

2. **Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης**

   Η έννοια της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης δεν αναφέρεται ρητά στο άρθρο, ούτε γίνεται ρητή αναφορά στον Vygotsky ή στη θεωρητική βάση του όρου. Ωστόσο, η

ανάγκη για προσαρμογή της υποστήριξης στο επίπεδο γνώσεων κάθε εκπαιδευόμενου αξιολογείται εμμέσως, καθώς παρουσιάζεται ως βασικός στόχος η παροχή έγκαιρης και προσωποποιημένης ανατροφοδότησης.

Το διαλογικό σύστημα σχεδιάστηκε ώστε να παρέχει άμεση ανατροφοδότηση και να επιτρέπει πολλαπλές προσπάθειες για την ίδια ερώτηση, μέχρι να δοθεί η σωστή απάντηση. Μέσω αυτής της διαδικασίας, ο φοιτητής μπορεί να εντοπίσει λάθη και να τα διορθώσει σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, οι φοιτητές δήλωσαν ότι το σύστημα τούς βοήθησε να εντοπίσουν τα θεωρητικά κενά τους, κάτι που σχετίζεται με την έννοια της ZEA, καθώς η μάθηση λαμβάνει χώρα με υποστήριξη σε κρίσιμα σημεία δυσκολίας.

Δεν περιγράφεται κάποιο τεχνικό σύστημα που να αξιολογεί ρητά το επίπεδο του φοιτητή με βάση προηγούμενες απαντήσεις ή να προσαρμόζει τη δυσκολία των ερωτήσεων. Δεν γίνεται λόγος για παρακολούθηση της προόδου ή για διαφοροποίηση ανάλογα με την απόδοση. Επομένως, η προσαρμογή στη ZEA υλοποιείται περισσότερο μέσω στατικού μηχανισμού «σωστό/λάθος + επανάληψη», παρά μέσω δυναμικής ανάλυσης συμφραζομένων ή επιπέδου κατανόησης.

Οι συγγραφείς επισημαίνουν την ανάγκη περαιτέρω ενίσχυσης της εξατομικευμένης υποστήριξης μέσω πιο ευφυών τεχνολογιών. Ειδικότερα, αναγνωρίζουν ότι το διαλογικό σύστημα δεν είναι σε θέση να προσαρμόσει τις απαντήσεις του με βάση την πρότερη γνώση ή την πρόοδο του μαθητή, και προτείνουν μελλοντική έρευνα για ανάπτυξη συστημάτων με καλύτερη ανίχνευση των μαθησιακών αναγκών. Επομένως, η εφαρμογή της ZEA παραμένει περιορισμένη και υλοποιείται μόνο έμμεσα.

3. **Βαθμιαία Ανεξαρτησία**

   Το κριτήριο της βαθμιαίας απόσυρσης της βοήθειας δεν αξιολογείται ρητά στο άρθρο. Δεν γίνεται συγκεκριμένη αναφορά σε στρατηγικές που να στοχεύουν στην ενίσχυση της αυτονόμησης του μαθητή με την πάροδο του χρόνου. Η υποστήριξη παρέχεται σταθερά μέσω του διαλογικού συστήματος καθ' όλη τη διάρκεια των φάσεων "Explore" και "Explain".

   Δεν παρατηρείται κάποια δυναμική απόσυρση της υποστήριξης όσο προχωρά η

μαθησιακή διαδικασία. Ο ρόλος του διαλογικού συστήματος παραμένει στατικός, με συνεχή καθοδήγηση και σταθερή ανατροφοδότηση τύπου σωστό/λάθος. Δεν προβλέπεται διαφοροποίηση της υποστήριξης ανάλογα με την πρόοδο του μαθητή, ούτε μηχανισμός που να επιτρέπει την προοδευτική μετατόπιση της ευθύνης της μάθησης προς τον φοιτητή.

Η έλλειψη στρατηγικής σταδιακής ανεξαρτητοποίησης αποτελεί ουσιώδες παιδαγωγικό κενό. Το σύστημα φαίνεται να παραμένει σταθερά υποστηρικτικό, χωρίς να επιτρέπει στον φοιτητή να αναλάβει αυξημένη ευθύνη για την πορεία του ή να δοκιμάσει τις δυνάμεις του χωρίς καθοδήγηση. Το γεγονός ότι ο φοιτητής μπορεί να επιχειρεί επανειλημμένα μέχρι να δώσει τη σωστή απάντηση, χωρίς όμως να αλλάζει το επίπεδο βοήθειας, δείχνει την απουσία μηχανισμού βαθμιαίας απόσυρσης.

Οι συγγραφείς δεν αναφέρονται ρητά στο ζήτημα της ανεξαρτητοποίησης των φοιτητών ούτε προτείνουν τεχνικές λύσεις που να υποστηρίζουν βαθμιαία μείωση της εξάρτησης από το διαλογικό σύστημα. Αντιθέτως, η πρόταση για μελλοντική ενίσχυση της διαλογικότητας με πιο έξυπνες τεχνολογίες θα μπορούσε, υπό προϋποθέσεις, να επιτρέψει τη δυναμική προσαρμογή και, άρα, και την ανεξαρτητοποίηση. Ωστόσο, στο παρόν στάδιο, η εφαρμογή βαθμιαίας απόσυρσης είναι ουσιαστικά απούσα.

4. **Προσαρμοστικότητα**

   Η έννοια της προσαρμογής της σκαλωσιάς και της διαφοροποίησης στρατηγικών υποστήριξης εξετάζεται εμμέσως στο άρθρο, κυρίως μέσω της περιγραφής των δυνατοτήτων του διαλογικού συστήματος να παρέχει θεωρητικό περιεχόμενο σε πολλαπλές μορφές (κείμενο, εικόνα, βίντεο) και να προσφέρει άμεση ανατροφοδότηση. Δεν γίνεται αναλυτική θεωρητική επεξεργασία των ειδών ή επιπέδων σκαλωσιάς (π.χ. γνωστική, μεταγνωστική, συναισθηματική), αλλά διαφαίνονται κάποιες τεχνικές επιλογές που σχετίζονται με παραλλαγές στην παρουσίαση και διαχείριση του περιεχομένου.

   Το διαλογικό σύστημα παρέχει υποστήριξη με πολλαπλές μορφές πληροφορίας (π.χ. λεκτικά μηνύματα, εικόνες, σύντομα βίντεο) και επιτρέπει στον φοιτητή να

προσεγγίζει την ίδια έννοια από διαφορετικές οπτικές. Επιπλέον, μέσω των ρουμπρικών που προσφέρονται για σχεδιασμό διδακτικών σεναρίων, δίνεται δομημένη καθοδήγηση κατά την εφαρμογή της γνώσης. Το γεγονός ότι οι απαντήσεις του διαλογικού συστήματος βασίζονται σε προσχεδιασμένη βάση δεδομένων περιορίζει την πραγματική προσαρμοστικότητα, ωστόσο προσφέρει τυποποιημένες, υψηλής ποιότητας απαντήσεις σε συγκεκριμένα ερωτήματα.

Απουσιάζει πλήρως η διαφοροποίηση στρατηγικών υποστήριξης με βάση την επίδοση ή το μαθησιακό προφίλ του χρήστη. Το διαλογικό σύστημα παρέχει σταθερό τύπο καθοδήγησης σε όλους τους φοιτητές, χωρίς διαφοροποίηση βάσει αναγκών ή προσωπικών χαρακτηριστικών. Τεχνικά, η χρήση στατικής βάσης δεδομένων δεν επιτρέπει προσαρμογή της υποστήριξης σε πραγματικό χρόνο.

Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν ρητά ότι το σύστημα δεν διαθέτει ικανοποιητικό βαθμό «ποικιλίας» στις συνομιλίες και ότι χρειάζεται μεγαλύτερη ευφυΐα ώστε να ενισχυθεί η ποιότητα της αλληλεπίδρασης. Προτείνουν τη χρήση εξελιγμένων τεχνολογιών για ενίσχυση της διαλογικότητας και προτείνουν ως μελλοντική κατεύθυνση τη συμπερίληψη μηχανισμών που θα καθιστούν την υποστήριξη πιο ευέλικτη και εξατομικευμένη. Επομένως, το άρθρο εντοπίζει την έλλειψη προσαρμοστικότητας και την προσεγγίζει ως πεδίο περαιτέρω ανάπτυξης.

Το διαλογικό σύστημα της μελέτης λειτουργεί ως καθοδηγητικό εργαλείο που ενισχύει την κατανόηση θεωρητικών εννοιών με σταθερή υποστήριξη και άμεση ανατροφοδότηση. Παρότι καλύπτονται ορισμένα στοιχεία σκαλωσιάς, η απουσία πραγματικής προσαρμοστικότητας, στρατηγικής ανεξαρτητοποίησης και σύνθετης διαλογικότητας περιορίζει την εφαρμογή των βασικών αρχών της σκαλωσιάς. Η τεχνολογική βάση παραμένει στατική και οι συγγραφείς αναγνωρίζουν την ανάγκη για ευφυέστερες λύσεις στο μέλλον.

Μελέτη Ng et al. (2024) [195]: «Ενίσχυση της αυτορρυθμιζόμενης μάθησης και της επιστημονικής εκπαίδευσης μέσω του ChatGPT»

Η μελέτη παρουσιάζει την ανάπτυξη και εφαρμογή του *SRLbot*, ενός καθοδηγητικού εκπαιδευτικού διαλογικού συστήματος βασισμένου στο ChatGPT-3, με σκοπό την υπο-

στήριξη της αυτορρυθμιζόμενης μάθησης σε μαθητές Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης στο πλαίσιο της διδασκαλίας Φυσικής. Το SRLbot σχεδιάστηκε για να λειτουργεί ως εικονικός εκπαιδευτικός, παρέχοντας προσωποποιημένες ερωτοαπαντήσεις και συστάσεις που ενισχύουν στρατηγικές αυτορύθμισης, όπως ο καθορισμός στόχων, η διαχείριση χρόνου, η δομή του μαθησιακού περιβάλλοντος και η αυτοαξιολόγηση. Οι συγγραφείς ενσωμάτωσαν τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς μέσω εξατομικευμένων υποδείξεων, διαλόγου σε φυσική γλώσσα και μεταγνωστικής καθοδήγησης. Το διαλογικό σύστημα λειτουργεί καθοδηγητικά, προσομοιώνοντας τη λειτουργία ενός δασκάλου που παρεμβαίνει όταν ο μαθητής αντιμετωπίζει δυσκολίες, διατηρώντας έτσι μία συνεχή, ευέλικτη και προσωρινή υποστήριξη προσαρμοσμένη στις ανάγκες του χρήστη. Η ανάπτυξη έγινε στην πλατφόρμα POE χωρίς να απαιτούνται γνώσεις προγραμματισμού, δίνοντας τη δυνατότητα στους εκπαιδευτικούς να ορίσουν το επιθυμητό παιδαγωγικό πλαίσιο και το ύφος αλληλεπίδρασης.

1. **Συνεργατική Μάθηση**

   Η μελέτη αξιολογεί έμμεσα τη συνεργατική διάσταση της αλληλεπίδρασης με το *SRLbot*, χωρίς να κάνει ρητή αναφορά στον όρο «συνεργατική μάθηση» με την κλασική έννοια του όρου. Ωστόσο, περιγράφεται ότι το διαλογικό σύστημα λειτουργεί ως «εικονικός δάσκαλος», διατηρώντας διάλογο με τον μαθητή, προτείνοντας στρατηγικές, απαντώντας σε ερωτήσεις και προσφέροντας ανατροφοδότηση. Η αλληλεπίδραση είναι ανοιχτού τύπου και ελεύθερη: οι μαθητές μπορούν να υποβάλλουν ερωτήματα, να διατυπώνουν στόχους ή να ζητούν βοήθεια σε επιστημονικά θέματα και στρατηγικές μάθησης, και το σύστημα ανταποκρίνεται με εξατομικευμένο περιεχόμενο.

   Επιπλέον, από τις περιγραφές των διαλόγων και τις μαρτυρίες των μαθητών στις συνεντεύξεις, γίνεται σαφές ότι το *SRLbot* κατανοεί και επεξεργάζεται ερωτήσεις ανοικτού τύπου, παρέχοντας απαντήσεις με επεξήγηση και αιτιολόγηση. Για παράδειγμα, αναφέρεται ότι οι μαθητές έθεταν επιστημονικά ερωτήματα ή ζητούσαν συμβουλές για τεχνικές μελέτης, και το διαλογικό σύστημα ανταποκρινόταν με παραδείγματα, αναλυτικές οδηγίες ή στρατηγικές (π.χ., οργάνωση μελέτης, χρονική κατανομή, επίλυση ασκήσεων).

Δεν καταγράφονται σοβαρές ελλείψεις στη διαλογική ικανότητα του διαλογικού συστήματος, αν και επισημαίνεται ότι η αποτελεσματικότητα της ανατροφοδότησης εξαρτάται από την ποιότητα και την ακρίβεια του ερωτήματος που διατυπώνει ο μαθητής (π.χ. «το chatbot απαντά καλύτερα όταν η προτροπή περιέχει ακριβές επίπεδο, θέμα και στόχο»). Αυτό δείχνει ότι η διαλογικότητα είναι υπαρκτή αλλά όχι εντελώς αυτόνομη.

Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν τον περιορισμό ότι το *SRLbot* είναι «παθητικό» και δεν ξεκινά διαλογικές πρωτοβουλίες ή υπενθυμίσεις από μόνο του, γεγονός που μπορεί να περιορίσει τον βαθμό συνεχούς συνεργασίας. Προτείνεται μελλοντικά να ενσωματωθούν χαρακτηριστικά αυτόματων υπενθυμίσεων και αλληλεπιδραστικών παρεμβάσεων για ενίσχυση της εμπλοκής του μαθητή.

2. **Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης**

   Η αξιολόγηση της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης γίνεται εμμέσως, μέσω της προσαρμοστικότητας του *SRLbot* και της ικανότητάς του να ανταποκρίνεται σε ποικίλα μαθησιακά αιτήματα και γνωστικά επίπεδα. Αν και ο όρος «ZEA» δεν αναφέρεται ρητά στο άρθρο, το πλαίσιο λειτουργίας του διαλογικού συστήματος ενσωματώνει βασικές αρχές της θεωρίας του Vygotsky, καθώς επιδιώκει να προσφέρει στοχευμένη υποστήριξη που να προσαρμόζεται στο επίπεδο του μαθητή και να τον οδηγεί πέρα από αυτό, μέσω σταδιακής καθοδήγησης.

   Η εκτίμηση του επιπέδου γνώσεων δεν γίνεται με σαφώς διατυπωμένο μηχανισμό διάγνωσης. Ωστόσο, παρατηρείται ότι το *SRLbot* αντιδρά στις απαντήσεις ή στα αιτήματα του μαθητή με εξατομικευμένες προτάσεις, οι οποίες συχνά περιλαμβάνουν επεξηγήσεις, συμβουλές ή στρατηγικές με βάση τις δυσκολίες που αναφέρει ο ίδιος ο μαθητής. Επιπλέον, οι συνεντεύξεις καταδεικνύουν ότι μαθητές με διαφορετικά επίπεδα γνώσης βίωσαν το διαλογικό σύστημα διαφορετικά: εκείνοι με χαμηλότερη επίδοση ανέφεραν ότι έπρεπε να παρέχουν περισσότερες πληροφορίες στην προτροπή για να λάβουν κατάλληλη βοήθεια, ενώ οι πιο προχωρημένοι επωφελήθηκαν περισσότερο από την προσαρμοστικότητα και ταχύτερη ανατροφοδότηση.

   Η ικανότητα του *SRLbot* να κατανοεί τα συμφραζόμενα από τις απαντήσεις του μα-

θητή βασίζεται στη λειτουργία του γλωσσικού μοντέλου ChatGPT, όμως δεν αναφέρεται αν έχει υλοποιηθεί κάποιος επιπλέον μηχανισμός παρακολούθησης προόδου ή διάγνωσης δυσκολιών σε βάθος χρόνου. Η εκτίμηση της ZEA, επομένως, δεν είναι δυναμική ή διαγνωστική με την αυστηρή έννοια, αλλά περισσότερο αντιδραστική: παρέχεται υποστήριξη όταν ο μαθητής την αναζητήσει.

Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν αυτόν τον περιορισμό και προτείνουν τη μελλοντική ενσωμάτωση μηχανισμών που θα ενισχύουν την αυτονομία του διαλογικού συστήματος, καθώς και τη δυνατότητα παρακολούθησης της προόδου, ώστε να παρέχεται πιο ενεργή καθοδήγηση σε κάθε στάδιο της μαθησιακής πορείας.

3. **Βαθμιαία Ανεξαρτησία**

   Η αρχή της βαθμιαίας απόσυρσης της υποστήριξης δεν αξιολογείται ρητά στο άρθρο, ούτε περιγράφεται κάποιος σχεδιασμένος μηχανισμός εφαρμογής της. Η υποστήριξη που παρέχει το *SRLbot* είναι διαθέσιμη συνεχώς και εξαρτάται αποκλειστικά από την πρωτοβουλία του μαθητή να ζητήσει βοήθεια. Δεν υπάρχει ενσωματωμένος αλγόριθμος που να μειώνει σταδιακά την παρέμβαση του διαλογικού συστήματος, καθώς ο μαθητής προοδεύει ή γίνεται πιο αυτόνομος.

   Ωστόσο, στο πλαίσιο της παιδαγωγικής χρήσης του *SRLbot*, ορισμένες μορφές έμμεσης προώθησης της αυτενέργειας παρατηρούνται. Συγκεκριμένα, μέσα από τις ερωτήσεις του διαλογικού συστήματος (π.χ. «Ποιοι είναι οι στόχοι σου; Ποιες στρατηγικές θα εφαρμόσεις;»), ενθαρρύνεται ο μαθητής να σκεφτεί και να οργανώσει μόνος του τη μάθησή του, στοιχείο που ενισχύει τη μετακίνηση από την εξωτερική καθοδήγηση προς την εσωτερική ρύθμιση.

   Επιπλέον, από τις μαρτυρίες των μαθητών προκύπτει ότι με την πάροδο του χρόνου ορισμένοι εξοικειώθηκαν με τις στρατηγικές που πρότεινε το διαλογικό σύστημα και άρχισαν να τις εφαρμόζουν με μικρότερη ανάγκη για υποστήριξη. Παρά ταύτα, δεν τεκμηριώνεται ότι το σύστημα είχε σχεδιαστεί για να ανιχνεύει αυτόματα τη βελτίωση της αυτονομίας ή να μειώνει την υποστήριξη με συστηματικό τρόπο.

   Δεν εντοπίζεται αναστοχασμός των συγγραφέων γύρω από το θέμα της βαθμιαίας ανεξαρτησίας, ούτε πρόταση τεχνικής ή παιδαγωγικής αναβάθμισης προς αυτή την κατεύθυνση. Αυτό αποτελεί σημαντική έλλειψη, καθώς η βαθμιαία ανεξαρτησία

είναι βασικό χαρακτηριστικό της διδακτικής σκαλωσιάς. Η ενσωμάτωσή της θα απαιτούσε δυναμική αξιολόγηση της προόδου του μαθητή και δυνατότητα τροποποίησης του βαθμού καθοδήγησης.

4. **Προσαρμοστικότητα**

   Η προσαρμοστικότητα του *SRLbot* αναδεικνύεται ως ένα από τα βασικά του πλεονεκτήματα σε σχέση με τα διαλογικά συστήματα παλαιότερου τύπου που βασίζονταν σε κανόνες (rule-based), και αξιολογείται ρητά στο άρθρο. Το διαλογικό σύστημα ανταποκρίνεται με εξατομικευμένο περιεχόμενο στις ερωτήσεις και τις ανάγκες του μαθητή, προτείνοντας στρατηγικές, παραδείγματα και λύσεις που ποικίλλουν ανάλογα με το θέμα, τη διατύπωση της προτροπής και τη φάση της μάθησης. Οι συγγραφείς επισημαίνουν ότι το *SRLbot* μπορεί να παρέχει συμβουλές για θέματα όπως οργάνωση μελέτης, τεχνικές καταγραφής, διαχείριση χρόνου και αντιμετώπιση δυσκολιών, ανταποκρινόμενο με τρόπο ευέλικτο και παραμετροποιήσιμο.

   Η διαφοροποίηση των μορφών σκαλωσιάς τεκμηριώνεται τόσο στο επιστημονικό περιεχόμενο (π.χ. εξηγήσεις φυσικών φαινομένων, επίλυση ασκήσεων), όσο και στη μεταγνωστική υποστήριξη (π.χ. ερωτήσεις καθοδηγητικού τύπου, υπενθυμίσεις για στόχους). Το διαλογικό σύστημα προσφέρει επίσης συναισθηματική υποστήριξη, ενισχύοντας την αυτοπεποίθηση και τη μαθησιακή επιμονή, όπως αναφέρεται σε μαρτυρίες των μαθητών.

   Η τεχνική υλοποίηση της προσαρμοστικότητας βασίζεται σε γλωσσικό μοντέλο GPT-3 ενσωματωμένο σε περιβάλλον τύπου POE, με χρήση ειδικά σχεδιασμένων προτροπών. Ο εκπαιδευτικός είχε τη δυνατότητα να καθορίσει τις βασικές οδηγίες λειτουργίας του διαλογικού συστήματος, χωρίς ανάγκη προγραμματισμού. Παρά το γεγονός ότι δεν περιγράφεται σε βάθος η τεχνική αρχιτεκτονική, γίνεται σαφές ότι το μοντέλο αξιοποιεί την ικανότητα γλωσσικής κατανόησης και παραγωγής για να ανταποκριθεί με ποικιλία μορφών υποστήριξης.

   Ωστόσο, οι συγγραφείς αναγνωρίζουν ότι η ευελιξία του διαλογικού συστήματος έχει όρια. Συγκεκριμένα, η ποιότητα των απαντήσεων εξαρτάται από την ακρίβεια των προτροπών, και σε ορισμένες περιπτώσεις παρέχονται γενικές ή άσχετες απα-

ντήσεις. Επισημαίνεται επίσης η απουσία πολυτροπικών στοιχείων (π.χ. εικόνες, βίντεο) και η παθητικότητα του συστήματος (δεν ξεκινά μόνο του υποστήριξη ή προτροπές), κάτι που περιορίζει εν μέρει την παιδαγωγική του εμβέλεια.

Οι συγγραφείς προτείνουν την ενσωμάτωση του *SRLbot* σε πλατφόρμες με δυνατότητες multimedia και αυτοματοποιημένων υπενθυμίσεων, ώστε να ενισχυθεί περαιτέρω η διαφοροποίηση των μορφών υποστήριξης.

Η μελέτη των Ng et al. (2024) αποτελεί ένα αξιόλογο παράδειγμα ενσωμάτωσης της διδακτικής σκαλωσιάς σε εκπαιδευτικό διαλογικό σύστημα καθοδηγητικού τύπου, βασισμένο σε γλωσσικό μοντέλο GPT. Το *SRLbot* επιτυγχάνει υψηλό βαθμό διαλογικότητας και προσαρμοστικότητας, παρέχοντας ποιοτική υποστήριξη στον μαθητή τόσο σε γνωστικό όσο και σε μεταγνωστικό επίπεδο. Παρότι η εφαρμογή της βαθμιαίας αυτονόμησης και η διαγνωστική εκτίμηση της ZEA δεν είναι πλήρως ανεπτυγμένες, το σύστημα παρουσιάζει σημαντικά παιδαγωγικά πλεονεκτήματα και προοπτικές βελτίωσης. Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν τις αδυναμίες και προτείνουν ουσιαστικές κατευθύνσεις για μελλοντική ενίσχυση της παιδαγωγικής λειτουργικότητας του διαλογικού συστήματος.

Μελέτη Neyem et al. (2024) [191]: «Προς έναν Βοηθό Γνώσης Τεχνητής Νοημοσύνης για Συμφραζόμενες Μαθησιακές Εμπειρίες»

Η μελέτη των Neyem et al. παρουσιάζει έναν βοηθό τεχνητής νοημοσύνης, ο οποίος σχεδιάστηκε ειδικά για την υποστήριξη φοιτητών κατά την εκπόνηση έργων στο πλαίσιο *μαθημάτων κορύφωσης*[4] (capstone) στον τομέα της μηχανικής λογισμικού. Ο βοηθός αυτός ενσωματώνεται σε ένα διαδικτυακό περιβάλλον διαχείρισης έργου τύπου Kanban[5] και αξιοποιεί γλωσσικά μοντέλα (GPT-3.5, GPT-4, LLaMa 2) σε συνδυασμό με τεχνολογίες RAG, ώστε να προσφέρει εξατομικευμένη και συμφραζόμενη υποστήριξη στους φοιτητές.

Πιο συγκεκριμένα, ο ψηφιακός βοηθός αντλεί πληροφορίες τόσο από τοπική βάση δεδομένων με μαθήματα που διδάχτηκαν, όσο και από εξωτερικές πηγές όπως το Stack

[4]Τα μαθήματα κορύφωσης είναι τελικά μαθήματα εφαρμοσμένου χαρακτήρα, στα οποία οι φοιτητές καλούνται να συνθέσουν και να αξιοποιήσουν τις γνώσεις και δεξιότητες που απέκτησαν κατά τη διάρκεια των σπουδών τους, συχνά μέσω της εκπόνησης σύνθετων έργων ή μελετών περίπτωσης.

[5]Το Kanban είναι ένα σύστημα διαχείρισης ροής εργασιών που προέρχεται από την Toyota και χρησιμοποιείται για τη βελτίωση της παραγωγικότητας και της αποδοτικότητας σε διάφορους τομείς

Overflow. Λειτουργεί διαλογικό σύστημα όπου οι φοιτητές μπορούν να υποβάλλουν ερωτήματα και να λαμβάνουν απαντήσεις υπό τη μορφή προτάσεων, παραδειγμάτων, ή αναφορών σε κώδικα. Ο βοηθός δεν αποτελεί απλώς εργαλείο ερωτοαπαντήσεων, αλλά επιτελεί καθοδηγητικό ρόλο, προσφέροντας στοχευμένη υποστήριξη κατά την εκτέλεση των έργων. Αν και δεν προσομοιώνει πλήρως τον ρόλο του εκπαιδευτικού, αξιοποιεί τεχνικές που παραπέμπουν σε βασικές λειτουργίες της διδακτικής σκαλωσιάς. Ειδικότερα, κάθε ερώτημα μπορεί να ενεργοποιήσει πολλαπλές μορφές απόκρισης (όπως χρήση μόνο GPT, πληροφορίες από προηγούμενα μαθήματα, ενσωμάτωση δεδομένων από το Stack Overflow), επιτρέποντας διαφοροποίηση της υποστήριξης ανάλογα με το περιεχόμενο και τα συμφραζόμενα.

Ο σχεδιασμός του βοηθού ενσωματώνει παιδαγωγικές αρχές, καθώς στοχεύει στην υποστήριξη της αυτορρυθμιζόμενης μάθησης και της επίλυσης προβλημάτων με τρόπο προσωποποιημένο. Μέσω της χρήσης διανυσματικών βάσεων δεδομένων, το σύστημα επιλέγει τα πιο σχετικά συμφραζόμενα για κάθε ερώτημα, προτού δημιουργήσει την τελική απάντηση μέσω των LLMs. Παράλληλα, η αρχιτεκτονική του βοηθού επιτρέπει την καταγραφή και αξιολόγηση της αλληλεπίδρασης, προσφέροντας δυνατότητες αναστοχασμού και μελλοντικής βελτίωσης.

1. **Συνεργατική Μάθηση**

   Η αξιολόγηση της συνεργατικής διάστασης του βοηθού στη μελέτη των Neyem et al. μπορεί να χαρακτηριστεί ως εμμέσως δηλωμένη. Αν και δεν περιγράφεται ρητά ως «συνεργατικό σύστημα» ή με αναφορά σε διαλογικές παιδαγωγικές θεωρίες, η λειτουργία του βοηθού προσομοιάζει την καθοδηγητική υποστήριξη που παρέχει ένας εκπαιδευτικός, ενσωματώνοντας δυνατότητες συνομιλίας και παροχής αιτιολογημένων απαντήσεων.

   Ο βοηθός υλοποιείται ως πράκτορας ενσωματωμένος σε ένα περιβάλλον Kanban διαχείρισης έργου, επιτρέποντας την άμεση διατύπωση ερωτήσεων από τους φοιτητές. Το σύστημα απαντά με βάση συμφραζόμενη γνώση που αντλεί από τοπικά δεδομένα, από πλατφόρμες όπως το Stack Overflow, ή απευθείας από τα μοντέλα GPT. Παρότι οι απαντήσεις δεν φαίνεται να βασίζονται σε πραγματική διαλογική ερμηνεία των φοιτητικών απαντήσεων (όπως η ανίχνευση λανθασμένης κατανό-

ησης ή η ενθάρρυνση μέσω ερωτήσεων αναστοχασμού) ο βοηθός είναι ικανός να προσφέρει πολλαπλές εναλλακτικές απαντήσεις για το ίδιο ερώτημα (tips), τις οποίες ο φοιτητής μπορεί να συγκρίνει.

Οι απαντήσεις του συστήματος είναι προσαρμοσμένες στο περιεχόμενο του εκάστοτε ερωτήματος και συνοδεύονται, σε ορισμένες περιπτώσεις, από επεξηγηματικά πλαίσια ή παραπομπές, ιδίως όταν αξιοποιούνται εξωτερικές πηγές. Η παρουσία αυτών των στοιχείων δείχνει τάσεις για παροχή ανατροφοδότησης με αιτιολόγηση. Ωστόσο, δεν αναφέρονται τεχνικές κατανόησης ερωτήσεων ανοικτού τύπου ούτε διαδικασίες συνεχούς αναδόμησης του διαλόγου με βάση την απάντηση του φοιτητή, άρα πρόκειται για ημι-διαλογικό σύστημα με περιορισμένη αλληλεπίδραση.

Στο άρθρο δεν καταγράφεται ρητός αναστοχασμός των συγγραφέων γύρω από τη συνεργατική διάσταση ή η ανάγκη ενίσχυσης της διαλογικότητας. Αντιθέτως, η έμφαση δίνεται κυρίως στην πληρότητα και στη συμφραζόμενη ακρίβεια των απαντήσεων, και όχι στην παιδαγωγική αλληλεπίδραση. Αυτό αναδεικνύει έναν πιθανό περιορισμό της συνεργατικής διάστασης του συστήματος.

2. **Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης**

   Η διάσταση της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης (ZEA) εξετάζεται εμμέσως στο άρθρο, κυρίως μέσα από την προσπάθεια του συστήματος να προσφέρει «συμφραζόμενα κατάλληλες» απαντήσεις (context-aware responses). Παρότι δεν αναφέρεται ο όρος ZEA ούτε περιγράφεται η έννοια της δυναμικής γνωστικής προσαρμογής με παιδαγωγικούς όρους, η τεχνολογική υλοποίηση του βοηθού κινείται σε κατευθύνσεις που σχετίζονται με αυτήν.

   Συγκεκριμένα, η βασική λειτουργία του βοηθού είναι να επεξεργάζεται το ερώτημα του φοιτητή και να το ενισχύει με συμφραζόμενες πληροφορίες πριν το προωθήσει στο LLM (GPT-4 ή LLaMa 2). Η διαδικασία αυτή στοχεύει στο να προσφέρει απαντήσεις που ευθυγραμμίζονται με το επίπεδο και τα συμφραζόμενα της εκάστοτε φοιτητικής δραστηριότητας. Ωστόσο, δεν φαίνεται να υπάρχει μηχανισμός εκτίμησης του επιπέδου γνώσεων του φοιτητή (όπως μέσω προηγούμενων απαντήσεων ή μοντέλων χρήστη).

Επιπλέον, παρότι η αρχιτεκτονική υποστηρίζει την αξιοποίηση ιστορικών δεδομένων (long-term memory) και αναφορών σε παλαιότερα έργα, η εκτίμηση της προόδου ή η ενεργή παρακολούθηση της γνωστικής πορείας του φοιτητή δεν τεκμηριώνεται ρητά. Δεν περιγράφεται κάποια στρατηγική προσαρμογής της δυσκολίας ή διαφοροποίησης με βάση τη γνωστική απόδοση.

Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν ότι το σύστημα προσφέρει σχετικές και υψηλής ποιότητας απαντήσεις, και ότι αυτές συγκλίνουν με το γνωστικό επίπεδο των φοιτητών. Αυτό τεκμηριώνεται και με γλωσσικές μετρήσεις ευαναγνωσιμότητας, οι οποίες δείχνουν ότι οι παραγόμενες απαντήσεις ταιριάζουν με το πανεπιστημιακό επίπεδο. Ωστόσο, αυτή η σύγκλιση δεν προκύπτει από εκτίμηση της ZEA, αλλά από γενική συμφωνία του ύφους και του περιεχομένου των απαντήσεων με το πλαίσιο του μαθήματος.

Δεν περιλαμβάνεται επίσης αναστοχασμός ή πρόταση βελτίωσης που να αφορά την ανάγκη ενεργότερης παρακολούθησης της προόδου ή εξατομίκευσης με βάση το επίπεδο γνώσεων του χρήστη. Οι συγγραφείς περιορίζονται σε μελλοντικές αναφορές για προσωποποίηση μέσω ενσωμάτωσης προφίλ χρήστη, χωρίς να προσδιορίζουν εάν αυτό θα αφορά τη ζώνη επικείμενης ανάπτυξης ή άλλο τύπο προσαρμογής.

Συνολικά, η εφαρμογή της αρχής της ZEA είναι περιορισμένη και τεχνολογικά ενδεικτική, χωρίς πλήρη παιδαγωγική θεμελίωση ή αξιοποίηση.

3. **Βαθμιαία Ανεξαρτησία**

   Η αρχή της βαθμιαίας ανεξαρτησίας δεν εφαρμόζεται ούτε δηλώνεται ρητά στη μελέτη. Αν και το σύστημα προσφέρει χρήσιμη υποστήριξη κατά την εκτέλεση των έργων, δεν περιγράφεται καμία τεχνική ή στρατηγική μέσω της οποίας να μειώνεται προοδευτικά η παρέμβαση του βοηθού όσο ο φοιτητής προοδεύει.

   Ο βοηθός διατηρεί μια σταθερή λειτουργία κατά τη διάρκεια όλου του εξαμήνου, απαντώντας σε ερωτήσεις, προτείνοντας παραδείγματα ή κώδικα, και παρέχοντας πληροφορίες από αποθετήρια γνώσης. Δεν υφίσταται κάποιο μηχανισμό αξιολόγησης του βαθμού εξάρτησης του φοιτητή ή προσαρμογής της έκτασης της βοήθειας ανάλογα με την εξέλιξή του. Ούτε γίνεται λόγος για ρητή μείωση των παρεχόμενων εναλλακτικών, ούτε για εναλλαγή από αναλυτικές σε πιο γενικές ή καθοδηγητικές

απαντήσεις.

Επιπλέον, δεν αναφέρεται κάποια διάκριση ανάμεσα σε φάσεις μάθησης (εισαγωγή, κατανόηση, εφαρμογή) ώστε να υποστηριχθεί διαφορετικός βαθμός παρέμβασης ανά φάση. Η ίδια η τεχνολογική αρχιτεκτονική του συστήματος δεν προβλέπει παρακολούθηση μαθησιακής πορείας, κάτι που θα ήταν προαπαιτούμενο για εφαρμογή βαθμιαίας απόσυρσης.

Δεν εντοπίζεται επίσης καμία σχετική αναφορά στους περιορισμούς αυτής της απουσίας, ούτε προτείνεται ως μελλοντική κατεύθυνση. Οι συγγραφείς επικεντρώνονται κυρίως στη βελτίωση της ταχύτητας απόκρισης, της διασύνδεσης και της ποιότητας του τοπικού αποθετηρίου, χωρίς να προτείνουν τρόπους μετασχηματισμού της υποστήριξης σε πιο αυτόνομη μάθηση.

Συνεπώς, η διάσταση της βαθμιαίας ανεξαρτησίας απουσιάζει τόσο ως σχεδιαστική πρόβλεψη όσο και ως μελλοντική επιδίωξη, αποτελώντας σημαντική έλλειψη σε σχέση με την εφαρμογή της σκαλωσιάς.

4. **Προσαρμοστικότητα**

   Η προσαρμοστικότητα του βοηθού αναγνωρίζεται στο άρθρο εμμέσως και εφαρμόζεται τεχνικά, κυρίως μέσω της δυνατότητας να προσφέρει διαφορετικού τύπου απαντήσεις ανάλογα με το ερώτημα και τα διαθέσιμα δεδομένα. Το σύστημα διαθέτει λειτουργίες που υποστηρίζουν διαφορετικές μορφές γνωστικής υποστήριξης. Συγκεκριμένα, όταν ένας φοιτητής υποβάλει ένα ερώτημα, το σύστημα μπορεί να δημιουργήσει πολλαπλές εναλλακτικές απαντήσεις, οι οποίες βασίζονται σε διαφορετικά είδη πληροφόρησης:

   - **Tip 1**: Άμεση ερώτηση προς το GPT-3.5 (γενική υποστήριξη).
   - **Tip 2**: Ερώτηση ενισχυμένη με συμφραζόμενα από βάση δεδομένων προς το GPT-4 (προσαρμοσμένο στο πλαίσιο του μαθήματος).
   - **Tip 3**: Όμοια με το Tip 2, αλλά μέσω του LLaMa 2.
   - **Tip 4**: Ερώτηση ενισχυμένη με εξωτερικά δεδομένα από το Stack Overflow (πιο εστιασμένη τεχνική στήριξη).

Η δυνατότητα σύγκρισης μεταξύ αυτών των απαντήσεων επιτρέπει στον φοιτητή να επιλέξει τη μορφή υποστήριξης που ανταποκρίνεται καλύτερα στις ανάγκες του. Η χρήση τεχνολογίας vector similarity για την εύρεση σχετικού περιεχομένου ενισχύει την προσαρμοστικότητα σε επίπεδο συμφραζομένων.

Από την πλευρά των φοιτητών, η δυνατότητα πολλαπλών απαντήσεων και η παρουσία επεξηγήσεων αξιολογείται θετικά. Παρ' όλα αυτά, εντοπίζονται ελλείψεις, όπως η ανάγκη για περισσότερη σαφήνεια στα παραδείγματα κώδικα ή η απουσία μηχανισμού ενημέρωσης όταν δεν υπάρχει κατάλληλο περιεχόμενο. Αυτές οι παρατηρήσεις δείχνουν ότι η μορφολογική διαφοροποίηση της σκαλωσιάς παραμένει τεχνικά υλοποιημένη αλλά παιδαγωγικά ανοργάνωτη.

Δεν υπάρχει επίσης ρητός αναστοχασμός από τους συγγραφείς για την ενίσχυση της προσαρμογής σε παιδαγωγικό επίπεδο. Οι προτάσεις μελλοντικής εργασίας αφορούν κυρίως τη βελτίωση της ταχύτητας, της διεπαφής και της εξατομίκευσης βάσει προφίλ, χωρίς όμως αναφορά σε διαφοροποίηση της μορφής ή της ποιότητας της παρεχόμενης υποστήριξης.

Συμπερασματικά, η προσαρμοστικότητα εφαρμόζεται τεχνικά, αλλά απουσιάζει η ρητή παιδαγωγική καθοδήγηση ως προς τις μορφές της σκαλωσιάς που παρέχονται.

Η μελέτη των Neyem et al. παρουσιάζει έναν καθοδηγητικό βοηθό βασισμένο σε LLMs, ο οποίος ενσωματώνει τεχνολογίες συμφραζόμενης αναζήτησης και ενισχυμένων προτροπών. Αν και εφαρμόζει βασικά στοιχεία σκαλωσιάς όπως η προσαρμοστικότητα και η παροχή συμφραζόμενης υποστήριξης, υπολείπεται σε κρίσιμες παιδαγωγικές διαστάσεις όπως η σταδιακή αυτονόμηση του μαθητή και η ενεργή εκτίμηση του επιπέδου γνώσεων. Η συνεργατική διάσταση είναι περιορισμένη και ο ρόλος του βοηθού είναι περισσότερο υποστηρικτικός παρά διαλογικός. Συνολικά, πρόκειται για ένα τεχνικά προηγμένο αλλά παιδαγωγικά ατελές παράδειγμα εφαρμογής της διδακτικής σκαλωσιάς.

4.4.3 Συμπεράσματα Ανασκόπησης και Ερευνητικός Σκοπός

Στην προηγούμενη ενότητα (4.4.2) παρουσιάστηκαν αναλυτικά οι τρόποι με τους οποίους διαφορετικές μελέτες της διεθνούς βιβλιογραφίας επιχειρούν να εφαρμόσουν

τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς μέσω καθοδηγητικών παιδαγωγικών πρακτόρων. Η ποιοτική αυτή αποτίμηση, παρότι ανέδειξε σημαντικές πτυχές κάθε προσέγγισης, καθιστά δύσκολη τη συνολική σύγκριση εξαιτίας της ετερογένειας των τεχνολογικών και παιδαγωγικών επιλογών.

Για τον λόγο αυτόν, συγκροτήθηκε ο πίνακας 4.7, ο οποίος λειτουργεί ως συγκεντρωτικό εργαλείο σύγκρισης. Ο πίνακας καταγράφει για κάθε μελέτη την αποτίμηση στους τέσσερις βασικούς άξονες που απορρέουν τη διδακτική σκαλωσιά: *Συνεργατική Μάθηση*, *Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης*, *Βαθμιαία Ανεξαρτησία* και *Προσαρμοστικότητα*. Σε κάθε άξονα αποδόθηκε βαθμολογία σε κλίμακα 1–5, συνοδευόμενη από σύντομη αιτιολόγηση, ώστε να αποτυπώνεται όχι μόνο το τεχνικό επίπεδο υλοποίησης αλλά και η παιδαγωγική λογική που διέπει τον εκάστοτε πράκτορα.

Η συγκεντρωτική αποτίμηση του πίνακα 4.7 αναδεικνύει ορισμένα σαφή μοτίβα. Οι υψηλότερες βαθμολογίες εντοπίζονται στους άξονες της *Συνεργατικής Μάθησης* και της *Προσαρμοστικότητας*, όπου αρκετοί πράκτορες καταφέρνουν να υποστηρίξουν πιο ανοιχτές μορφές διαλόγου ή να διαφοροποιούν σε κάποιο βαθμό τις παρεμβάσεις τους. Ωστόσο, οι επιδόσεις παραμένουν περιορισμένες, καθώς η συνεργατική διάσταση συχνά περιορίζεται σε απλή εναλλαγή ερωταποκρίσεων και η προσαρμοστικότητα βασίζεται κυρίως σε τεχνικές διαφοροποιήσεις και όχι σε παιδαγωγικά θεμελιωμένο σχεδιασμό.

Αντίθετα, ο άξονας της *Βαθμιαίας Ανεξαρτησίας* συγκεντρώνει σταθερά τις χαμηλότερες αξιολογήσεις, γεγονός που φανερώνει ότι η σταδιακή απόσυρση της υποστήριξης αποτελεί τη μεγαλύτερη πρόκληση για την υλοποίηση πρακτόρων με παιδαγωγικό προσανατολισμό. Ενδιάμεση εικόνα παρουσιάζεται στη *Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης*, όπου παρατηρούνται επιμέρους προσπάθειες προσαρμοστικής καθοδήγησης, χωρίς όμως να ενσωματώνονται ολοκληρωμένοι μηχανισμοί παρακολούθησης της προόδου του μαθητή.

Συνολικά, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι παρότι η διεθνής βιβλιογραφία παρουσιάζει αξιοσημείωτες προσπάθειες αξιοποίησης της σκαλωσιάς, η εφαρμογή της παραμένει αποσπασματική και ανισοβαρής ανάμεσα στις διαφορετικές διαστάσεις της.

Πίνακας 4.7: Συνολικός Πίνακας Αξιολόγησης Σκαλωσιάς

Μελέτη	**Βαθμός**	**Σύντομη αιτιολόγηση**
Αξιολόγηση ως προς το κριτήριο: Συνεργατική Μάθηση		
Liu, Duan et al.	**2**	Πλούσια ανατροφοδότηση αλλά πλήρως κλειστού τύπου διάλογος χωρίς ερωτήσεις ανοικτού τύπου.
Huang et al.	**2**	Έγινε προσπάθεια ενίσχυσης διαλογικότητας, αλλά περιορισμένες δυνατότητες και χωρίς κατανόηση συμφραζομένων.
Liu, Wang et al.	**3**	Υπάρχει κάποιου τύπου ελευθερία και διάλογος, αλλά όχι πλήρης κατανόηση ανοικτών εισόδων ή συμφραζομένων.
Ng et al.	**4**	Ανοικτός διάλογος και εξατομικευμένες απαντήσεις, αλλά όχι πλήρως αυτόνομη διαλογική πρωτοβουλία από τον παιδαγωγικό πράκτορα.
Neyem et al.	**4**	Παρέχει αιτιολογημένες απαντήσεις με βάση εξωτερικά δεδομένα αλλά χωρίς αληθινή διαλογική κατανόηση ή συνεργατική εξέλιξη της συζήτησης.
Αξιολόγηση ως προς το κριτήριο: Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης		
Liu, Duan et al. (K&ES)	**3**	Εφαρμόζει συστηματικά προσχεδιασμένη στήριξη βάσει απόδοσης, αλλά χωρίς δυναμική κατανόηση ή εξατομίκευση.
Huang et al.	**2**	Περιλαμβάνει έμμεση υποστήριξη μέσω αυτορρύθμισης, χωρίς αξιολόγηση επιπέδου ή προσαρμογή δυσκολίας.
Liu, Wang et al.	**3**	Υπάρχει προσπάθεια καθοδήγησης σε σημεία δυσκολίας, αλλά χωρίς διαγνωστικούς μηχανισμούς ή προσαρμογή.
Ng et al.	**2**	Παρέχει εξατομικευμένη υποστήριξη βάσει συμφραζομένων, αλλά χωρίς μηχανισμό παρακολούθησης προόδου.
Neyem et al.	**3**	Προσφέρει καθοδηγητική, προσαρμοστική υποστήριξη με RAG και LLMs, αξιοποιώντας συμφραζόμενα και προηγούμενη γνώση.
Αξιολόγηση ως προς το κριτήριο: Βαθμιαία Ανεξαρτησία		

Συνεχίζεται στην επόμενη σελίδα…

Μελέτη	**Βαθμός**	**Σύντομη αιτιολόγηση**
Liu, Duan et al. (K&ES)	**3**	Εφαρμόζεται έμμεσα απόσυρση βοήθειας βάσει επίδοσης, αλλά χωρίς τεχνική υλοποίηση ή στρατηγική αυτονόμησης.
Huang et al.	**1**	Δεν υπάρχει δυναμική απόσυρση υποστήριξης· η δομή και η παρέμβαση του παιδαγωγικού πράκτορα παραμένουν σταθερές.
Liu, Wang et al.	**1**	Δεν παρατηρείται σταδιακή μείωση βοήθειας· η υποστήριξη παραμένει στατική σε όλες τις φάσεις.
Ng et al.	**1**	Δεν τεκμηριώνεται ότι το σύστημα είχε σχεδιαστεί για να μειώνει την υποστήριξη με συστηματικό τρόπο.
Neyem et al.	**1**	Η υποστήριξη του πράκτορα δεν προσαρμόζεται στην πρόοδο· απουσιάζει τελείως σχεδιασμός απόσυρσης βοήθειας.
Αξιολόγηση ως προς το κριτήριο: Προσαρμοστικότητα		
Liu, Duan et al. (K&ES)	**2**	Υπάρχει πολυεπίπεδη διαφοροποίηση μορφών σκαλωσιάς, αλλά με στατική λογική if–then–else και χωρίς NLP.
Huang et al.	**3**	Προσφέρει πολλαπλές μορφές στήριξης, αλλά χωρίς ουσιαστική εξατομίκευση ή χρήση συμφραζομένων.
Liu, Wang et al.	**2**	Υποστήριξη σε πολλαπλές μορφές, αλλά χωρίς διαφοροποίηση στρατηγικών ή δυναμική προσαρμογή.
Ng et al.	**4**	Προσαρμόζεται μέσω GPT σε ανάγκες και προτροπές μαθητών με γνωστική και μεταγνωστική ποικιλία.
Neyem et al.	**4**	Υπάρχει τεχνική διαφοροποίηση απαντήσεων, αλλά όχι ρητή παιδαγωγική στόχευση μορφών σκαλωσιάς.

Η κλίμακα 1-5 του πίνακα 4.7 ερμηνεύεται ως εξής ανά άξονα:

Συνεργατική Μάθηση (1: εναλλαγή ερωταπαντήσεων χωρίς πρωτοβουλία, 3: περιορισμένη αξιοποίηση ανοικτών ερωτήσεων, 5: ενεργή συν-δομή του διαλόγου με πρωτοβουλίες του πράκτορα),

Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης (1: καθόλου διαγνωστικοί μηχανισμοί, 3: περιστασιακή ρύθμιση δυσκολίας, 5: συστηματική διάγνωση/αναπροσαρμογή βάσει επιδόσεων),

Βαθμιαία Ανεξαρτησία (1: στατική υποστήριξη, 3: άτυπη μείωση βοήθειας, 5: ρητός και σταδιακός μηχανισμός απόσυρσης),

Προσαρμοστικότητα (1: κανόνες if-then, 3: βασική αξιοποίηση συμφραζομένων, 5: δυναμική διαφοροποίηση στρατηγικών με σαφή παιδαγωγική στόχευση).

Η αποτίμηση έγινε με ανασκόπηση πλήρους κειμένου, με ρητά κριτήρια ανά άξονα (βλ. §3.3.5). Σε περιπτώσεις αβεβαιότητας, η τελική βαθμολόγηση συνοδεύτηκε από σύντομη αιτιολόγηση στον πίνακα. Παρότι δεν υπολογίστηκε τυπικός δείκτης συμφωνίας (όπως, Cohen's κ), η τεκμηρίωση ανά κελί περιορίζει την υποκειμενικότητα και επιτρέπει αναπαραγωγή της κρίσης από ανεξάρτητους αξιολογητές.

Οι μελέτες παρουσιάζουν ετερογένεια στόχων, δειγμάτων, τεχνολογιών και μετρικών· συνεπώς, οι βαθμολογίες αποτυπώνουν «λειτουργική ισοδυναμία» και όχι αυστηρή ισοδυναμία σχεδιασμού. Επιπλέον, ορισμένες τεχνικές υλοποιήσεις (για παράδειγμα, RAG) βελτιώνουν την προσαρμοστικότητα, χωρίς να συνεπάγονται αυτομάτως πρόοδο στη βαθμιαία ανεξαρτησία. Τα συμπεράσματα πρέπει να αναγνωσθούν ως χαρτογράφηση τάσεων και όχι ως ιεράρχηση «καλύτερου» συστήματος.

Μεταφορά ευρημάτων στον σχεδιασμό του *PhysicsBot*. Τα κενά που αναδείχθηκαν (ιδίως στη *Βαθμιαία Ανεξαρτησία* και στην έλλειψη συστηματικών μηχανισμών προσαρμογής) οδήγησαν σε δύο βασικές επιλογές σχεδιασμού: (α) υλοποίηση *δυναμικής εναλλαγής παιδαγωγικών ρόλων* (V1.2) ώστε η υποστήριξη να προσαρμόζεται στη ροή του διαλόγου, και (β) ανάπτυξη *κριτηρίων αξιολόγησης σκαλωσιάς* που εστιάζουν σε διάγνωση επιπέδου, προοδευτική δυσκολία και σταδιακή απόσυρση βοήθειας. Οι επιλογές αυτές εξειδικεύονται στη μεθοδολογία (Κεφ. 5, 6) και εξετάζονται ποσοτικά/ποιοτικά στα Αποτελέσματα (Κεφ. 7).

Κενά και ελλείψεις της βιβλιογραφίας

Παρά τις σημαντικές προσπάθειες που καταγράφονται στη διεθνή βιβλιογραφία, η ανασκόπηση ανέδειξε ορισμένα επαναλαμβανόμενα κενά:

- **Στατικός χαρακτήρας υλοποίησης:** Οι περισσότερες προσεγγίσεις υιοθετούν σταθερά μοντέλα σκαλωσιάς ή συγκεκριμένα σενάρια, χωρίς δυνατότητα δυναμικής προσαρμογής στις ανάγκες του μαθητή [183; 192]. Το εύρημα αυτό αντανακλάται και στον πίνακα 4.7, όπου η διάσταση της *Βαθμιαίας Ανεξαρτησίας* κατέγραψε

τη χαμηλότερη βαθμολογία, αναδεικνύοντας τη δυσκολία εφαρμογής σταδιακής απόσυρσης υποστήριξης.

- **Περιορισμοί των LLMs:** Παρότι οι πράκτορες που βασίζονται σε Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα προσφέρουν μεγαλύτερη ευελιξία, συχνά παράγουν απαντήσεις ασαφείς ή υπερβολικά γενικές. Η ανάγκη για εμπλουτισμό του περιβάλλοντος με πρόσθετα δεδομένα ή κατάλληλη μηχανική προτροπών τονίζεται έντονα στη διεθνή βιβλιογραφία [191; 195].

- **Περιορισμένη εφαρμογή σε Φυσικές Επιστήμες και στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση:** Η πλειονότητα των μελετών επικεντρώνεται στην ανώτατη εκπαίδευση, ενώ σπανίζουν εφαρμογές σε μαθητές Γυμνασίου και ειδικότερα στη διδασκαλία της Φυσικής. Εξαίρεση αποτελεί η πιλοτική μελέτη [195], χωρίς όμως συστηματική ενσωμάτωση της διδακτικής σκαλωσιάς.

- **Ελλιπής συνδυασμός ποσοτικών και ποιοτικών μεθόδων αξιολόγησης:** Οι περισσότερες έρευνες ακολουθούν πειραματικά σχέδια με εστίαση σε ποσοτικούς δείκτες (επίδοση, στάσεις, εμπλοκή), χωρίς παράλληλη ανάλυση διαλόγων ή εξειδικευμένη αξιολόγηση από ειδικούς [183; 190].

- **Διαχωρισμός παιδαγωγικού και τεχνολογικού σχεδιασμού:** Σε αρκετές περιπτώσεις το τεχνικό υπόβαθρο (εμπλουτισμός δεδομένων, μηχανική προτροπών) εξετάζεται ανεξάρτητα από το παιδαγωγικό πλαίσιο, με αποτέλεσμα να λείπουν ολοκληρωμένες προσεγγίσεις που συνδέουν θεωρία μάθησης και αρχιτεκτονική υλοποίησης [190; 191].

Γενικός σκοπός της μελέτης

Η ανάδειξη των παραπάνω κενών καθιστά αναγκαία την ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός καθοδηγητικού παιδαγωγικού πράκτορα που να ενσωματώνει τη διδακτική σκαλωσιά με τρόπο δυναμικό, συστηματικό και παιδαγωγικά θεμελιωμένο. Ο γενικός σκοπός της παρούσας διατριβής είναι να καλύψει αυτό το έλλειμμα, διερευνώντας πώς μπορεί να σχεδιαστεί και να υλοποιηθεί ένα διαλογικό σύστημα που να υποστηρίζει ενεργά τη μαθησιακή διαδικασία στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση και ειδικότερα στη διδασκαλία της

Φυσικής. Η μελέτη επιδιώκει να συνδέσει άμεσα το θεωρητικό πλαίσιο της σκαλωσιάς με τις τεχνολογικές δυνατότητες των σύγχρονων γλωσσικών μοντέλων, με στόχο την παροχή εξατομικευμένης, προσαρμοστικής και βαθμιαία αποσυρόμενης υποστήριξης στους χρήστες.

Το ερευνητικό εγχείρημα

Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης αναπτύχθηκε το *PhysicsBot*, ένας καθοδηγητικός παιδαγωγικός πράκτορας βασισμένος σε Μεγάλο Γλωσσικό Μοντέλο, με σκοπό να διερευνήσει πώς μπορούν να εφαρμοστούν οι αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς σε διαλογικά συστήματα για τη διδασκαλία της Φυσικής στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση. Ο πράκτορας σχεδιάστηκε ώστε να προσομοιώνει τη λειτουργία ενός «εκπαιδευτικού» και να παρέχει εξατομικευμένη υποστήριξη στον χρήστη, εστιάζοντας στη σταδιακή οικοδόμηση γνώσης.

Η ανάπτυξη του *PhysicsBot* οργανώθηκε σε δύο κύριες φάσεις, άμεσα συνδεδεμένες με τα κενά που συζητήθηκαν στην προηγούμενη ενότητα:

- **Πρώτη φάση** (πιλοτική μελέτη – Κεφάλαιο 5): σχεδιάστηκε η βασική αρχιτεκτονική του συστήματος και αναπτύχθηκαν σενάρια αλληλεπίδρασης, ώστε να διερευνηθεί κατά πόσο ο πράκτορας μπορεί να υποστηρίξει βασικές αρχές σκαλωσιάς. Τα αποτελέσματα ανέδειξαν τόσο τις δυνατότητες όσο και τους περιορισμούς της αρχικής υλοποίησης.

- **Δεύτερη φάση** (κύρια μελέτη – Κεφάλαιο 6): βελτιώθηκε η αρχιτεκτονική με την ενσωμάτωση μηχανισμού δυναμικής σκαλωσιάς μέσω εναλλαγής ρόλων. Με αυτήν την αναβάθμιση, βελτιώθηκε η ικανότητα του συστήματος να προσαρμόζει το επίπεδο υποστήριξης ανάλογα με την πρόοδο του χρήστη, στοχεύοντας στην κάλυψη ενός από τα ζητήματα που έχουν αναδειχθεί στη βιβλιογραφία, δηλαδή τη δυσκολία εφαρμογής της σταδιακής απόσυρσης βοήθειας.

Η αξιολόγηση του *PhysicsBot* πραγματοποιήθηκε από ειδικούς στη διδακτική της Φυσικής, οι οποίοι διαθέτουν εμπειρία στην ανάλυση και αξιολόγηση εκπαιδευτικών παρεμβάσεων βάσει παιδαγωγικών αρχών και θεωριών μάθησης. Οι ειδικοί αλληλεπίδρασαν με

το εργαλείο μέσα από προσομοιωμένα σενάρια και αξιολόγησαν τον βαθμό εφαρμογής της σκαλωσιάς, με βάση τα κριτήρια που παρουσιάζονται θεωρητικά στην ενότητα 3.3.5. Η επιλογή και η διατύπωση των κριτηρίων έλαβε υπόψη συγκεκριμένους περιορισμούς και ανάγκες της μελέτης:

- Την ανάγκη περιορισμένου χρόνου αλληλεπίδρασης των αξιολογητών με το εργαλείο, λόγω της φύσης του δείγματος (ειδικοί της διδακτικής).
- Τους τεχνολογικούς περιορισμούς του εργαλείου κατά την περίοδο διεξαγωγής της μελέτης (π.χ. απουσία υποστήριξης για αναπαραστάσεις όπως εικόνες και διαγράμματα).
- Την απόφαση να μην αξιολογηθούν, στο στάδιο αυτό, μακροπρόθεσμες επιδράσεις της σκαλωσιάς, όπως η εννοιολογική αλλαγή, οι οποίες θα διερευνηθούν σε επόμενη φάση με τη συμμετοχή πραγματικών μαθητών.

Η επιλογή των ειδικών κρίθηκε απαραίτητη ώστε να διασφαλιστεί η εγκυρότητα της αξιολόγησης, εστιάζοντας στην παιδαγωγική επάρκεια του συστήματος, ανεξάρτητα από τις τεχνικές του λεπτομέρειες. Με τον τρόπο αυτό, το *PhysicsBot* λειτουργεί ως ερευνητικό εργαλείο που επιτρέπει την πειραματική διερεύνηση της εφαρμογής της διδακτικής σκαλωσιάς σε διαλογικά περιβάλλοντα, προετοιμάζοντας το έδαφος για μελλοντικές μελέτες με πραγματικούς μαθητές.

Κεφάλαιο 5

Μεθοδολογία Πιλοτικής Μελέτης

5.1 Σκοπός, Στόχοι και Ερευνητικά Ερωτήματα της Πιλοτικής Μελέτης

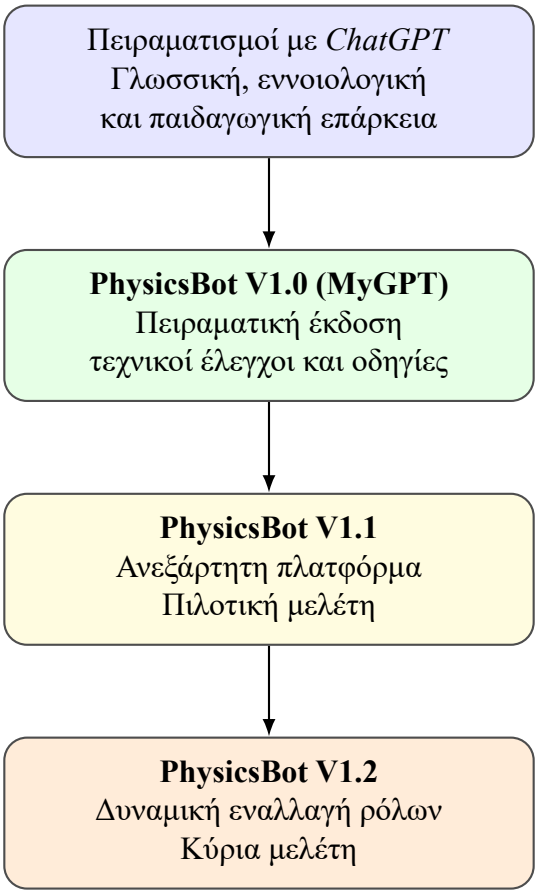
Η παρούσα ενότητα εισάγει τη μεθοδολογική θεμελίωση της πιλοτικής φάσης της έρευνας, τοποθετώντας την ανάπτυξη του *PhysicsBot* στο ευρύτερο πλαίσιο της εξέλιξής του. Αρχικά, πραγματοποιήθηκαν άτυποι πειραματισμοί με το *ChatGPT* (έκδοση GPT-3.5), οι οποίοι ανέδειξαν τις δυνατότητες αλλά και τους περιορισμούς των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων ως προς τη γλωσσική επάρκεια, την επιστημονική ακρίβεια και την παιδαγωγική καταλληλότητα (ενότητα 5.2.1). Οι πρώτες αυτές δοκιμές αποτέλεσαν το εφαλτήριο για την ανάπτυξη μιας πιο εξειδικευμένης υλοποίησης, προσαρμοσμένης στις ανάγκες της διδασκαλίας της Φυσικής.

Η επόμενη φάση ήταν η δημιουργία της πειραματικής έκδοσης 1.0, η οποία υλοποιήθηκε μέσω της πλατφόρμας *MyGPT* και χρησιμοποιήθηκε αποκλειστικά από τον ερευνητή για προκαταρκτικούς ελέγχους και τεχνική διερεύνηση της εφικτότητας ενσωμάτωσης καθοδηγητικών οδηγιών (ενότητα 5.2.2). Η έκδοση αυτή δεν δόθηκε σε ευρύτερο πληθυσμό ούτε αποτέλεσε αντικείμενο αξιολόγησης.

Αντιθέτως, η έκδοση 1.1 αποτέλεσε την πρώτη πλήρως υλοποιημένη ανεξάρτητη πλατφόρμα του *PhysicsBot*, με ενσωματωμένες παιδαγωγικές αρχές σκαλωσιάς και βασικό σύνολο παραμέτρων προσαρμογής. Η αξιολόγησή της πραγματοποιήθηκε στο πλαίσιο της παρούσας πιλοτικής μελέτης, με στόχο την αποτίμηση της παιδαγωγικής εγκυρό-

τητας και της λειτουργικής καταλληλότητας του πράκτορα σε ένα οργανωμένο περιβάλλον διαλογικής μάθησης (ενότητα 5.2.3).

Η πορεία αυτή συνοψίζεται στο Σχήμα 5.1, όπου απεικονίζονται τα βασικά στάδια ανάπτυξης του *PhysicsBot* από τους πρώτους πειραματισμούς με το *ChatGPT* έως την αναβαθμισμένη έκδοση 1.2, η οποία αποτελεί αντικείμενο της κύριας μελέτης που παρουσιάζεται αναλυτικά στο κεφάλαιο 6. Η παρούσα μελέτη δεν επιδιώκει γενίκευση αποτελεσμάτων σε πληθυσμιακή κλίμακα, αλλά εστιάζει στην εις βάθος ποιοτική και ερμηνευτική ανάλυση της αλληλεπίδρασης, με τη συμμετοχή ειδικών στη Διδακτική της Φυσικής. Στο πλαίσιο αυτό, αποσαφηνίζεται αρχικά ο γενικός σκοπός της μελέτης, στη συνέχεια διατυπώνονται οι επιμέρους στόχοι και τέλος παρουσιάζονται τα ερευνητικά ερωτήματα που καθοδήγησαν την ανάλυση.



Σχήμα 5.1: Εξέλιξη του *PhysicsBot* από τους αρχικούς πειραματισμούς με το *ChatGPT* έως την κύρια μελέτη με την έκδοση V1.2.

5.1.1 Σκοπός

Σκοπός της πιλοτικής μελέτης ήταν να διερευνηθεί η παιδαγωγική καταλληλότητα του *PhysicsBot V1.1*, καθώς και η αρχική ενσωμάτωση των αρχών της διδακτικής σκαλωσιάς σε ένα περιβάλλον διαλογικής μάθησης. Η μελέτη αυτή επικεντρώθηκε στην αποτίμηση του κατά πόσο το σύστημα μπορούσε να λειτουργήσει ως παιδαγωγικός πράκτορας με στοιχειώδη προσαρμοστικότητα και επιστημονική ακρίβεια.

5.1.2 Στόχοι

Προκειμένου να υπηρετηθεί ο παραπάνω σκοπός, τέθηκαν τέσσερις συγκεκριμένοι στόχοι:

1. Να εξεταστεί η παιδαγωγική επάρκεια και η ακρίβεια του *PhysicsBot V1.1* μέσα από συνεδρίες αλληλεπίδρασης με ειδικούς της Διδακτικής της Φυσικής.

2. Να αξιολογηθεί ο βαθμός ενσωμάτωσης βασικών στρατηγικών σκαλωσιάς (καθοδηγητικές ερωτήσεις, υποδείξεις, ανατροφοδότηση).

3. Να καταγραφούν οι μορφές σκαλωσιάς που ενεργοποιούνται σε διαφορετικά σενάρια χρήσης.

4. Να διερευνηθεί η αντίληψη των ειδικών για τη δυνητική συμβολή του *PhysicsBot* στη μάθηση.

5.1.3 Ερευνητικά Ερωτήματα

Τα ερευνητικά ερωτήματα που διαμορφώθηκαν αντανακλούν τους στόχους της μελέτης και καθοδηγούν την ερμηνευτική προσέγγιση των δεδομένων:

1. Σε ποιο βαθμό το *PhysicsBot V1.1* εφαρμόζει τις βασικές αρχές σκαλωσιάς κατά τη διαλογική αλληλεπίδραση;

2. Πώς αξιολογούν οι ειδικοί την ποιότητα και παιδαγωγική εγκυρότητα των αποκρίσεων του συστήματος;

3. Ποιες μορφές σκαλωσιάς αναγνωρίζονται στις συνεδρίες και πώς αντιστοιχούν στο θεωρητικό πλαίσιο;

5.2 Σχεδιασμός και Εξέλιξη του PhysicsBot

5.2.1 Προκαταρκτικοί Πειραματισμοί με το ChatGPT

Γλωσσική, Εννοιολογική και Παιδαγωγική Επάρκεια των Γλωσσικών Μοντέλων

Στα πρώτα στάδια της έρευνας, αμέσως μετά τη δημόσια διάθεση του *ChatGPT* από την OpenAI, επιχειρήθηκαν οι πρώτοι πειραματισμοί με το μοντέλο *GPT-3.5*, με στόχο να διερευνηθούν οι δυνατότητές του σε επίπεδο γλωσσικής ευχέρειας, εννοιολογικής ακρίβειας και παιδαγωγικής επάρκειας. Οι δοκιμές αυτές δεν εντάσσονταν σε κάποιο οργανωμένο πρωτόκολλο αξιολόγησης, αλλά αποτέλεσαν το αρχικό έναυσμα για τη διαμόρφωση της βασικής ερευνητικής ιδέας, σύμφωνα με την οποία τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα μπορούν να λειτουργήσουν ως παιδαγωγικοί πράκτορες που υποστηρίζουν ενεργά τη μάθηση μέσω διαλόγου.

Οι πρώτες δοκιμές επικεντρώθηκαν εύλογα στην ποιότητα των παραγόμενων απαντήσεων, τόσο σε επιστημονικό όσο και σε γλωσσικό επίπεδο. Ένα ενδεικτικό παράδειγμα της απόδοσης του μοντέλου GPT3.5 περιλαμβάνεται παρακάτω:

> **Προτροπή:** 3ος Νόμος του Νεύτωνα
>
> **Απόκριση:** Ο τρίτος νόμος του Νεύτωνα, επίσης γνωστός ως ο Νόμος της Δράσης και Αντίδρασης, δηλώνει ότι "Κάθε δράση υπάρχει και μια αντίδραση ίση σε μέγεθος αλλά αντίθετης κατεύθυνσης". Αυτό σημαίνει ότι όταν ένα αντικείμενο ασκεί μια δύναμη σε ένα άλλο αντικείμενο, το δεύτερο αντικείμενο αντιδρά με μια ίση αλλά αντίθετη δύναμη.
>
> Με άλλα λόγια, αν κάνετε μια συγκεκριμένη πίεση σε ένα αντικείμενο, το αντικείμενο θα ασκήσει την ίδια πίεση προς την αντίθετη κατεύθυνση στο αρχικό αντικείμενο. Αυτός ο νόμος είναι ιδιαίτερα σημαντικός στη μηχανική και στην κινηματική, καθώς καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο τα αντικείμενα αλληλεπιδρούν μεταξύ τους.

Η παραπάνω απόκριση, αν και παρουσιάζει επιφανειακά ικανοποιητική διατύπωση, περιέχει συντακτικές και εννοιολογικές αδυναμίες. Συγκεκριμένα, η φράση *«Κάθε δράση υπάρχει και μια αντίδραση»* είναι γραμματικά εσφαλμένη, καθώς παραλείπεται το υποκείμενο, και το ρήμα δεν ταιριάζει με τη δομή της πρότασης. Ορθότερη θα ήταν η διατύπωση *«Σε κάθε δράση αντιστοιχεί μια αντίδραση»*. Επιπλέον, η φράση *«αν κάνετε μια συγκεκριμένη πίεση σε ένα αντικείμενο, το αντικείμενο θα ασκήσει την ίδια πίεση προς την αντίθετη κατεύθυνση στο αρχικό αντικείμενο»* πάσχει τόσο γλωσσικά όσο και νοηματικά. Συγκριμένα, η έκφραση *«πίεση προς την κατεύθυνση στο αντικείμενο»* δεν είναι σωστή συντακτικά και ο όρος «πίεση» έχει διαφορετική φυσική έννοια. Τέλος, η διατύπωση του ποιο αντικείμενο ενεργεί σε ποιο δημιουργεί σύγχυση.

Σε επιστημονικό επίπεδο, η απόκριση αποδίδει σε γενικές γραμμές τη βασική αρχή του τρίτου νόμου του Νεύτωνα, δηλαδή την αμοιβαιότητα των δυνάμεων με ίσο μέτρο και αντίθετη φορά. Ωστόσο, δεν επισημαίνεται η ουσιαστική διευκρίνιση ότι οι δύο δυνάμεις ασκούνται σε διαφορετικά σώματα, στοιχείο που συχνά αποτελεί πηγή παρανοήσεων στους μαθητές. Παρά τις παραπάνω αδυναμίες, η απόκριση φανερώνει μια αξιοσημείωτη ικανότητα του μοντέλου GPT-3.5 να παρέχει σχετικά σωστές απαντήσεις.

Τον Μάρτιο του 2023, η OpenAI δημοσίευσε την έκδοση GPT-4, η οποία ήταν αρχικά διαθέσιμη αποκλειστικά σε συνδρομητικούς χρήστες. Η νέα έκδοση παρουσίασε εμφανή βελτίωση σε σχέση με την 3.5, ιδίως ως προς τη γλωσσική επάρκεια, την ακρίβεια της επιχειρηματολογίας και τη σαφήνεια στη δομή των απαντήσεων. Οι διαφορές γίνονται αντιληπτές ακόμη και σε απλές προτροπές, όπως αυτή που χρησιμοποιήθηκε στην αρχική αξιολόγηση. Ακολουθεί η απόκριση του μοντέλου GPT-4 στην ίδια προτροπή:

> **Προτροπή:** 3ος Νόμος του Νεύτωνα
>
> **Απόκριση:** Ο τρίτος νόμος της κίνησης του Νεύτωνα, που συχνά παρουσιάζεται με τη φράση "Για κάθε δράση υπάρχει μια ίση και αντίθετη αντίδραση", αποτελεί ένα από τα θεμελιώδη αξιώματα για την περιγραφή της δυναμικής των αντικειμένων. Αυτός ο νόμος, που ανακαλύφθηκε από τον Ισαάκ Νεύτωνα τον 17ο αιώνα, αναφέρεται στον τρόπο με τον οποίο οι δυνάμεις εκδηλώνονται μεταξύ δύο αντικειμένων.
>
> Ο νόμος αναφέρει ότι όταν ένα αντικείμενο (αντικείμενο Α) ασκεί μια δύ-

> ναμη σε ένα δεύτερο αντικείμενο (αντικείμενο Β), τότε το αντικείμενο Β θα ασκήσει μια δύναμη ίσης μεγέθους αλλά αντίθετης κατεύθυνσης στο αντικείμενο Α. Οι δυο δυνάμεις είναι ίσες και αντίθετες και δρουν σε διαφορετικά αντικείμενα. Αυτό συμβαίνει ταυτόχρονα, δηλαδή η δράση και η αντίδραση είναι συνδρομικές.
>
> Για παράδειγμα, όταν πηδάτε από ένα καΐκι στη θάλασσα, ασκείτε δύναμη προς τα κάτω και προς τα πίσω πάνω στο καΐκι. Σε ανταπόδοση, το καΐκι ασκεί μια ίση δύναμη προς τα πάνω και προς τα εμπρός πάνω σας. Αυτό το ίδιο φαινόμενο εξηγεί γιατί το καΐκι κινείται από το σημείο όπου βρίσκεται όταν κάποιος πηδάει από αυτό.

Η απόκριση του GPT-4 είναι σημαντικά βελτιωμένη σε σχέση με την προηγούμενη. Σε γλωσσικό επίπεδο, το κείμενο είναι πιο δομημένο, διαθέτει λογική ροή, και ενσωματώνει εισαγωγική πρόταση, επιστημονικό ιστορικό, αναλυτική διατύπωση της φυσικής αρχής και λειτουργικό παράδειγμα. Το συντακτικό είναι ακριβές και η γλώσσα προσεγμένη, με αποφυγή ασαφών ή αδέξιων εκφράσεων.

Σε επιστημονικό επίπεδο, η εξήγηση είναι πιο πλήρης και καθίσταται σαφές ότι οι δύο δυνάμεις ασκούνται σε διαφορετικά σώματα, στοιχείο κρίσιμο για την κατανόηση του νόμου. Επιπλέον, εισάγεται ο όρος «συνδρομικές» ίσως για να υποδηλωθεί ότι οι δυνάμεις ενεργούν ταυτόχρονα, ωστόσο ο όρος αυτός δεν είναι τυπικός στην Φυσική. Το παράδειγμα με το καΐκι είναι ρεαλιστικό, κατανοητό και συνδέει τη θεωρία με μια καθημερινή εμπειρία.

Η κυκλοφορία του μοντέλου GPT-4o τον Μάιο του 2024 μέσω της πλατφόρμας ChatGPT σηματοδότησε ένα ακόμη σημείο καμπής στην εξέλιξη των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων. Το συγκεκριμένο μοντέλο, γνωστό και ως *omnimodel*, ενσωματώνει τη δυνατότητα ταυτόχρονης επεξεργασίας κειμένου, φωνής και εικόνας, αλλά ακόμα και στο καθαρά διαλογικό περιβάλλον, παρουσίασε σημαντικές βελτιώσεις σε σχέση με τον προκάτοχό του. Η αυξημένη ακρίβεια, η φυσικότερη ροή της γλώσσας, η καλύτερη κατανόηση συμφραζομένων και η αυξημένη ικανότητα υιοθέτησης ρόλων ενίσχυσαν περαιτέρω την παιδαγωγική του δυναμική.

Για να αξιολογηθεί η ικανότητα του μοντέλου να προσαρμόζει το λεξιλόγιο και την

επιχειρηματολογία του σε συγκεκριμένο παιδαγωγικό πλαίσιο, δοκιμάστηκε με την εξής προτροπή:

> **Προτροπή:** Είσαι Φυσικός και εκπαιδευτικός. Ένας μαθητής γυμνασίου δυσκολεύεται να κατανοήσει τον 3ο Νόμο του Νεύτωνα. Το χόμπι του είναι το μπάσκετ. Πώς θα του εξηγούσες τον 3ο Νόμο με παραδείγματα; Η απάντησή σου απευθύνεται στον μαθητή.
>
> **Απόκριση:**
> Φυσικά! Ας το εξηγήσουμε με ένα απλό παράδειγμα από το μπάσκετ, που ίσως σου φανεί χρήσιμο.
>
> Ο 3ος Νόμος του Νεύτωνα λέει πως για κάθε δράση υπάρχει μια ίση και αντίθετη αντίδραση. Αυτό σημαίνει ότι όποτε ένα σώμα ασκεί μια δύναμη σε ένα άλλο σώμα, το δεύτερο σώμα ασκεί μια ίση και αντίθετη δύναμη στο πρώτο.
>
> Σκέψου το εξής: όταν σουτάρεις μια μπάλα μπάσκετ, τα χέρια σου ασκούν δύναμη προς τα εμπρός στη μπάλα. Σύμφωνα με τον 3ο Νόμο, η μπάλα ασκεί μια ίση και αντίθετη δύναμη προς τα πίσω στα χέρια σου. Έτσι, νιώθεις μια μικρή αντίδραση καθώς η μπάλα φεύγει από τα χέρια σου.
>
> Ένα άλλο παράδειγμα είναι όταν πηδάς για ένα ριμπάουντ. Σπρώχνεις το έδαφος προς τα κάτω με τα πόδια σου. Το έδαφος, με τη σειρά του, ασκεί ίση και αντίθετη δύναμη προς τα επάνω, δίνοντάς σου την απαραίτητη ώθηση για να πηδήξεις.
>
> Αυτή η ιδέα της δράσης και αντίδρασης βρίσκεται παντού! Ελπίζω να βοήθησα και αν έχεις άλλες απορίες, πες μου!

Η απόκριση του μοντέλου GPT-4o απεικονίζει με τον πλέον πειστικό τρόπο τη βελτίωση που έχει επιτευχθεί τόσο γλωσσικά όσο και επιστημονικά και παιδαγωγικά. Σε επίπεδο γλώσσας, το ύφος είναι φιλικό, άμεσο και κατάλληλα προσαρμοσμένο στο ηλικιακό επίπεδο του μαθητή. Η χρήση δεύτερου προσώπου, οι απλές και σύντομες προτάσεις, καθώς και η σαφής λογική ακολουθία διευκολύνουν τη μαθησιακή κατανόηση. Η επιστημονική διατύπωση είναι ακριβής, με ορθή εξήγηση του τρίτου νόμου και χωρίς

παρανοήσεις ή ασαφείς γενικεύσεις. Ειδικά η αναφορά ότι οι δυνάμεις ασκούνται σε διαφορετικά σώματα είναι θεμελιώδης, όπως και το γεγονός ότι η εξήγηση συνοδεύεται από δύο παραδείγματα που αξιοποιούν το ενδιαφέρον του μαθητή (μπάσκετ), εφαρμόζοντας έτσι βασικές αρχές διαφοροποιημένης διδασκαλίας.

Ιδιαίτερη σημασία έχει η επιτυχής υιοθέτηση ρόλου όπου το μοντέλο παρουσιάζεται ως εκπαιδευτικός φυσικός, επικοινωνεί με τρόπο φιλικό και καθοδηγητικό, και χρησιμοποιεί κατάλληλες παιδαγωγικές στρατηγικές. Το γεγονός ότι η απόκριση διαμορφώθηκε υπό συνθήκες υιοθετήσει ρόλους τεκμηριώνει την ισχύ της μηχανικής των προτροπών στη ρύθμιση του ύφους και της λειτουργίας του μοντέλου. Στο παράδειγμα αυτό, η κατάλληλη γλωσσική δόμηση της προτροπής επέτρεψε στο μοντέλο να προσαρμόσει ανάλογα τη ρητορική του (ενότητα 2.5.5). Η παραπάνω απόκριση αποτελεί χαρακτηριστικό παράδειγμα αυτής της δυνατότητας και αποτέλεσε έναν από τους καθοριστικούς λόγους για την απόφαση ανάπτυξης ενός ειδικά σχεδιασμένου παιδαγωγικού πράκτορα.

Λογική Επεξεργασία και Μαθηματική Συλλογιστική

Όπως αναλύθηκε στην ενότητα 2.6.2, οι πρώτες εκδόσεις των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων (GPT-3.5 και GPT-4) παρουσίαζαν σημαντικούς περιορισμούς στη λογική επεξεργασία και τη μαθηματική συλλογιστική. Αν και η παρούσα εργασία επικεντρώθηκε στην ανάπτυξη ενός παιδαγωγικού πράκτορα με βασικό στόχο την εννοιολογική και παιδαγωγική επάρκεια, είναι κρίσιμο να τονιστεί ότι σε πολλές περιοχές της Φυσικής (ιδιαίτερα στο Λύκειο) η ερμηνεία εννοιών συνοδεύεται άμεσα από την ικανότητα επίλυσης προβλημάτων μέσω της μαθηματικής γλώσσας.

Συνεπώς, η αδυναμία ενός μοντέλου να εκτελέσει ακριβείς αλυσιδωτούς μαθηματικούς και φυσικούς συλλογισμούς περιορίζει σημαντικά την αποτελεσματικότητα ενός εκπαιδευτικού πράκτορα σε προχωρημένες τάξεις. Το πρόβλημα αυτό δεν αφορά μόνο την αριθμητική ακρίβεια, αλλά τη γενικότερη κατανόηση και εφαρμογή εννοιών όπως η ανάλυση δυνάμεων, η εφαρμογή νόμων της κίνησης, η διαχείριση μονάδων και η αξιολόγηση φυσικών υποθέσεων.

Ωστόσο, η ταχύτατη πρόοδος των LLMs σε αυτόν τον τομέα είναι αξιοσημείωτη. Τα μοντέλα νέας γενιάς (GPT-4o και o3) επιδεικνύουν σημαντική βελτίωση στις διαδοχικές πράξεις, την κατανόηση φυσικών μεγεθών και την ακρίβεια των υπολογισμών. Για

παράδειγμα, το ακόλουθο πρόβλημα ελήφθη από το σχολικό εγχειρίδιο της Φυσικής Α΄ Λυκείου (παράγραφος 1.3.9) [203] και δόθηκε στο GPT-4 χωρίς καμία υποστήριξη με εξωτερικά εργαλεία:

> **Προτροπή:** Σώμα μάζας $m = 10\,\mathrm{kg}$ αρχίζει να ολισθαίνει πάνω σε οριζόντιο επίπεδο όταν επιδράσει πάνω του δύναμη μέτρου $F = 80\,\mathrm{N}$ που σχηματίζει γωνία $\theta = 30^\circ$ με το οριζόντιο επίπεδο. Να υπολογίσετε:
>
> (α) Το μέτρο της τριβής ολίσθησης.
>
> (β) Την επιτάχυνση που αποκτά το σώμα.
>
> (γ) Το διάστημα που διανύει το σώμα μετά από χρόνο $t = 4\,\mathrm{s}$ από τη στιγμή που εφαρμόζεται η δύναμη.
>
> Δίνονται: $g = 10\,\mathrm{m/s^2}$, $\mu = 0{,}25$.

Απόκριση του μοντέλου:

> Για να λύσουμε αυτό το πρόβλημα, ας εξετάσουμε καθένα από τα ζητούμενα βήματα:
>
> **(α) Μέτρο της τριβής ολίσθησης**
>
> Η αντίσταση τριβής ολίσθησης δίνεται από τη σχέση:
>
> $$F_{\text{τριβής}} = \mu N$$
>
> όπου μ είναι ο συντελεστής τριβής και N η κάθετη δύναμη που ασκείται στο σώμα.
>
> Η κάθετη δύναμη N υπολογίζεται ως το άθροισμα του βάρους του σώματος και της κάθετης συνιστώσας της δύναμης F:
>
> $$N = mg + F\sin\theta$$
>
> Αντικαθιστώντας τα δεδομένα:
>
> $$N = 10\,\mathrm{kg} \times 10\,\mathrm{m/s^2} + 80\,\mathrm{N} \times \sin 30^\circ = 100\,\mathrm{N} + 40\,\mathrm{N} = 140\,\mathrm{N}$$

Έπειτα, για την τριβή ολίσθησης:

$$F_{\text{τριβής}} = 0{,}25 \times 140\,\text{N} = 35\,\text{N}$$

(β) Επιτάχυνση του σώματος

Η συνολική οριζόντια δύναμη που δρα στο σώμα είναι η οριζόντια συνιστώσα της F μείον η δύναμη τριβής:

$$F_{\text{ολική}} = F\cos\theta - F_{\text{τριβής}}$$

$$F_{\text{ολική}} = 80\,\text{N} \times \cos 30^\circ - 35\,\text{N} = 80 \times \frac{\sqrt{3}}{2} - 35 \approx 69{,}28\,\text{N} - 35\,\text{N} = 34{,}28\,\text{N}$$

Η επιτάχυνση a δίνεται από τη σχέση:

$$a = \frac{F_{\text{ολική}}}{m} = \frac{34{,}28\,\text{N}}{10\,\text{kg}} = 3{,}428\,\text{m/s}^2$$

(γ) Διάστημα που διανύει το σώμα

Το διάστημα που διανύει το σώμα μπορούμε να το υπολογίσουμε από τη σχέση:

$$s = ut + \frac{1}{2}at^2$$

όπου u είναι η αρχική ταχύτητα (ίση με 0). Άρα:

$$s = \frac{1}{2} \times 3{,}428\,\text{m/s}^2 \times (4\,\text{s})^2 = 27{,}424\,\text{m}$$

Συνοψίζοντας:

(α) Η τριβή ολίσθησης είναι $35\,\text{N}$.

(β) Η επιτάχυνση του σώματος είναι $3{,}428\,\text{m/s}^2$.

(γ) Το διάστημα που διανύει το σώμα είναι $27{,}424\,\text{m}$.

Η απόκριση του μοντέλου GPT-4 στο συγκεκριμένο πρόβλημα Φυσικής δεν είναι ορθή ως προς τα αποτελέσματα, καθώς βασίζεται σε λανθασμένες υποθέσεις για τη φυσική κατάσταση που περιγράφεται. Αν και η απάντηση είναι γλωσσικά άρτια και ακολουθεί μια φαινομενικά λογική πορεία, η συλλογιστική της παρουσίαζε ουσιώδη σφάλματα, όπως η εσφαλμένη ερμηνεία της συνιστώσας της δύναμης που επηρεάζει την κάθετη αντίδραση. Το αρχικό λάθος μεταφερόταν σε όλα τα επόμενα βήματα της επίλυσης, οδηγώντας σε σημαντικά ανακριβή αριθμητικά αποτελέσματα. Η ορθή σχέση είναι:

$$N = mg - F\sin\theta = 100\,\mathrm{N} - 80\,\mathrm{N} \times \sin 30^\circ = 100 - 40 = 60\,\mathrm{N}$$

Από αυτό προκύπτει:

$$F_{\text{τριβής}} = \mu N = 0{,}25 \times 60 = 15\,\mathrm{N}$$

Το αρχικό αποτέλεσμα $35\,\mathrm{N}$ είναι επομένως λανθασμένο και αυτό επηρέαζε καθοριστικά και τα υπόλοιπα στάδια της επίλυσης: τον υπολογισμό της συνισταμένης δύναμης, της επιτάχυνσης και τελικά του διανυόμενου διαστήματος. Παρότι η παρουσίαση του μοντέλου ήταν ορθογραφικά και συντακτικά άρτια, η φυσική ερμηνεία ήταν προβληματική.

Το σφάλμα αυτό ήταν ενδεικτικό των περιορισμών που εμφάνιζαν τα πρώιμα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα όταν καλούνταν να εκτελέσουν σύνθετους λογικούς και μαθηματικούς συλλογισμούς. Παρά τις προόδους στην αριθμητική ακρίβεια, διατηρούσαν δυσκολίες στην κατανόηση της σχέσης αιτίου-αποτελέσματος, στη σωστή ανάλυση των φυσικών δυνάμεων, καθώς και στην εκτίμηση της λογικής συνέπειας των αποτελεσμάτων.

Σε γνωστικά αντικείμενα όπως η Φυσική, η επιτυχής επίλυση προβλημάτων δεν εξαντλείται στην εφαρμογή τύπων, αλλά απαιτεί βαθιά εννοιολογική κατανόηση, φυσική διαίσθηση και αξιολόγηση της καταλληλότητας των συλλογισμών. Η απουσία αυτών των στοιχείων καθιστούσε τα LLMs επισφαλή όταν χρησιμοποιούνταν ως αυτόνομοι παιδαγωγικοί πράκτορες, ιδίως σε επίπεδα όπου η επιστημονική ακρίβεια είναι ουσιώδης.

Η ύπαρξη απαντήσεων που ήταν γλωσσικά σωστές αλλά εννοιολογικά λανθασμένες ανέδειξε την ανάγκη για αυστηρότερη αξιολόγηση των μοντέλων σε αυθεντικά προβλήματα Φυσικής, όπου η εστίαση δεν περιορίζεται μόνο στην απόδοση της απάντησης αλλά επεκτείνεται και στην ποιότητα της εσωτερικής συλλογιστικής διαδικασίας.

Πρόσφατες μελέτες, όπως οι [204; 205; 206], έδειξαν ότι, ενώ τα LLMs μπορούσαν

να μάθουν πρότυπα επίλυσης, συχνά αποτύγχαναν να αναπαράγουν με συνέπεια τη λογική συνοχή και την αιτιακή αλληλουχία που χαρακτηρίζει την ανθρώπινη επίλυση μαθηματικών και φυσικών προβλημάτων. Το γεγονός αυτό καθιστούσε τη χρήση τους σε απαιτητικά γνωστικά περιβάλλοντα, όπως η διδασκαλία Φυσικής στο Λύκειο, ιδιαίτερα περιορισμένη χωρίς κατάλληλη εποπτεία.

Ωστόσο, τα νεότερα μοντέλα, όπως το *GPT-4o* και το *o3*, ενσωματώνουν σημαντικές βελτιώσεις στη λογική επεξεργασία και επιδιώκουν να ξεπεράσουν τις παραπάνω αδυναμίες. Το ακόλουθο παράδειγμα παρουσιάζει την επίλυση του ίδιου προβλήματος από το *GPT-4o*, λαμβάνοντας υπόψη την ορθή φυσική ερμηνεία και την ακριβή μαθηματική συλλογιστική.

> **Προτροπή:** Σώμα μάζας $m = 10\,\mathrm{kg}$ αρχίζει να ολισθαίνει πάνω σε οριζόντιο επίπεδο όταν επιδράσει πάνω του δύναμη $F = 80\,\mathrm{N}$, η οποία σχηματίζει γωνία $\theta = 30^\circ$ με το οριζόντιο επίπεδο. Να υπολογίσετε:
>
> (α) Το μέτρο της τριβής ολίσθησης.
>
> (β) Την επιτάχυνση που αποκτά το σώμα.
>
> (γ) Το διάστημα που διανύει το σώμα μετά από χρόνο $t = 4\,\mathrm{s}$ από τη στιγμή που εφαρμόζεται η δύναμη.
>
> Δίνονται: $g = 10\,\mathrm{m/s^2}$, $\mu = 0{,}25$.

Απόκριση του *GPT-4o*:

(α) Υπολογισμός της τριβής ολίσθησης

Η κάθετη δύναμη που ασκείται στο σώμα είναι:

$$N = mg - F\sin\theta = 10 \cdot 10 - 80 \cdot \sin 30^\circ = 100 - 40 = 60\,\mathrm{N}$$

Η τριβή ολίσθησης δίνεται από:

$$F_{\text{τριβής}} = \mu N = 0{,}25 \cdot 60 = 15\,\mathrm{N}$$

(β) Υπολογισμός της επιτάχυνσης

Η οριζόντια συνιστώσα της δύναμης είναι:

$$F_{\text{οριζ}} = F\cos\theta = 80 \cdot \cos 30^\circ = 80 \cdot \frac{\sqrt{3}}{2} \approx 80 \cdot 0{,}866 = 69{,}28\,\text{N}$$

Η καθαρή δύναμη που προκαλεί την επιτάχυνση είναι:

$$F_{\text{ολική}} = F_{\text{οριζ}} - F_{\text{τριβής}} = 69{,}28 - 15 = 54{,}28\,\text{N}$$

Άρα η επιτάχυνση είναι:

$$a = \frac{F_{\text{ολική}}}{m} = \frac{54{,}28}{10} = 5{,}428\,\text{m/s}^2$$

(γ) Υπολογισμός διαστήματος μετά από $t = 4\,\text{s}$

Αφού η αρχική ταχύτητα είναι μηδενική:

$$s = \frac{1}{2}at^2 = \frac{1}{2} \cdot 5{,}428 \cdot 4^2 = 0{,}5 \cdot 5{,}428 \cdot 16 = 43{,}42\,\text{m}$$

Σύνοψη:

(α) Η τριβή ολίσθησης είναι $15\,\text{N}$.

(β) Η επιτάχυνση είναι $5{,}428\,\text{m/s}^2$.

(γ) Το διάστημα είναι $43{,}42\,\text{m}$.

Η απόκριση αυτή διαφέρει ουσιωδώς από εκείνη των προηγούμενων εκδόσεων του μοντέλου, καθώς ακολουθεί μια φυσικά ορθή συλλογιστική. Ο υπολογισμός της κάθετης δύναμης γίνεται σωστά με την αφαίρεση της κατακόρυφης συνιστώσας της F, γεγονός που οδηγεί σε ορθό προσδιορισμό της δύναμης τριβής και συνακόλουθα των επόμενων μεγεθών.

Σε αντίθεση με τις παλαιότερες εκδόσεις, το *GPT-4o* εμφανίζει αυξημένη ικανότητα να διατηρεί συνεπή αλυσίδα συλλογισμών και να εφαρμόζει βασικές αρχές της Νευτώνειας μηχανικής με ακρίβεια. Η μετάβαση από την απλή αντιγραφή προτύπων στην παρα-

γωγή αιτιολογημένων λύσεων υποδηλώνει ουσιαστική πρόοδο στο επίπεδο της λογικής επεξεργασίας.

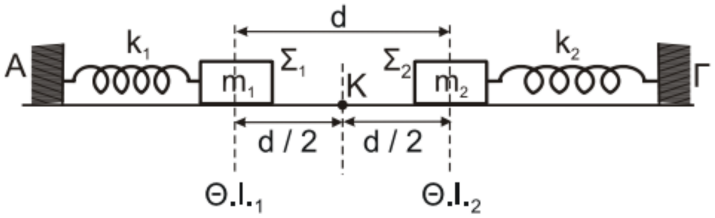
Η ακρίβεια των αριθμητικών αποτελεσμάτων, η σωστή εφαρμογή φυσικών σχέσεων και η ερμηνευτική συνέπεια καθιστούν το μοντέλο σαφώς καταλληλότερο για εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, ακόμη και σε επίπεδα όπου απαιτείται η επίλυση σύνθετων προβλημάτων με εννοιολογική πληρότητα.

Για να διερευνηθεί περαιτέρω η ικανότητα των σύγχρονων γλωσσικών μοντέλων να επεξεργάζονται πολύπλοκες φυσικές καταστάσεις που απαιτούν αλυσιδωτούς μαθηματικούς και λογικούς συλλογισμούς, δοκιμάστηκε το μοντέλο *o3* σε ένα αυθεντικό πρόβλημα υψηλής δυσκολίας από τις Πανελλαδικές Εξετάσεις. Συγκεκριμένα, επιλέχθηκε το Θέμα Δ από τις Επαναληπτικές Πανελλαδικές Εξετάσεις του 2020, το οποίο συνδυάζει την περιγραφή αρμονικών ταλαντώσεων, τον υπολογισμό φάσεων και ταχυτήτων, την εφαρμογή του νόμου της ελαστικής κρούσης, καθώς και την πρόβλεψη επαναλαμβανόμενων συγκρούσεων υπό χρονική φασική μετατόπιση. Το πρόβλημα αυτό θεωρείται αντιπροσωπευτικό της πολυπλοκότητας που αντιμετωπίζει ένας μαθητής Λυκείου κατά τη διάρκεια των εξετάσεων, και παρέχει ένα ιδιαίτερα απαιτητικό πλαίσιο για την αξιολόγηση της συλλογιστικής επάρκειας ενός εκπαιδευτικού πράκτορα βασισμένου σε LLM.

Ακολουθεί η προτροπή που δόθηκε στο μοντέλο.

Προτροπή:

ΘΕΜΑ Δ. Σώμα Σ_1 με μάζα $m_1 = 5\,\mathrm{kg}$ ηρεμεί πάνω σε λείο οριζόντιο επίπεδο, συνδεδεμένο στο άκρο ιδανικού ελατηρίου σταθεράς $k_1 = 80\,\mathrm{N/m}$, του οποίου το άλλο άκρο είναι δεμένο σε ακλόνητο σημείο Α. Όμοια, σώμα Σ_2 με μάζα $m_2 = 12\,\mathrm{kg}$ ηρεμεί πάνω στο ίδιο οριζόντιο επίπεδο, συνδεδεμένο στο άκρο ενός άλλου ιδανικού ελατηρίου σταθεράς $k_2 = 300\,\mathrm{N/m}$, του οποίου το άλλο άκρο είναι δεμένο σε ακλόνητο σημείο Γ (σχήμα). Τα σώματα στις θέσεις ισορροπίας τους (Θ.Ι.1) και (Θ.Ι.2) απέχουν μεταξύ τους απόσταση $d = 0{,}6\,\mathrm{m}$.



Σχήμα 5.2: Θέμα Δ – Επαναληπτικές Πανελλαδικές 2020

Δ1. Αν τα σώματα Σ_1 και Σ_2 εκτελούσαν απλή αρμονική ταλάντωση με σταθερά ταλάντωσης $D_1 = k_1$ και $D_2 = k_2$, να υπολογίσετε την περίοδό τους.

[Μονάδες 4]

Απομακρύνουμε το σώμα Σ_1 από τη θέση ισορροπίας του προς τα αριστερά κατά μήκος $d_1 = 0{,}6\,\mathrm{m}$ και το σώμα Σ_2 από τη θέση ισορροπίας του προς τα δεξιά κατά μήκος $d_2 = 0{,}2\sqrt{3}\,\mathrm{m}$. Τη χρονική στιγμή $t = 0$ αφήνουμε τα σώματα Σ_1 και Σ_2 ελεύθερα να κινηθούν.

Δ2. Θεωρώντας θετική φορά από το Α προς το Γ, να γράψετε τις εξισώσεις για τις απομακρύνσεις των δύο σωμάτων από τις θέσεις ισορροπίας τους και τις ταχύτητές τους, σε συνάρτηση με τον χρόνο t.

[Μονάδες 5]

Δ3. Αποδείξτε ότι τα δύο σώματα θα συγκρουστούν στο μέσον των αρχικών θέσεων ισορροπίας.

[Μονάδες 6]

Δ4. Τα σώματα συγκρούονται κεντρικά και ελαστικά. Υπολογίστε τις ταχύτητες των δύο σωμάτων αμέσως πριν και αμέσως μετά την κρούση.

[Μονάδες 7]

Δ5. Να δείξετε ότι στη συνέχεια τα δύο σώματα συγκρούονται ξανά στο σημείο Κ.

[Μονάδες 3]

Απόκριση του *o3*:

Δ1. Περίοδος ταλάντωσης κάθε σώματος

Για απλή αρμονική ταλάντωση με σταθερά επαναφοράς $D = k$ ισχύει

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m}}, \qquad T = \frac{2\pi}{\omega} = 2\pi\sqrt{\frac{m}{k}}.$$

Σώμα	m (kg)	k (N/m)	ω (rad/s)	T (s)
Σ_1	5	80	$\sqrt{\frac{80}{5}} = 4$	$T_1 = \frac{2\pi}{4} = \frac{\pi}{2} \approx 1.57$
Σ_2	12	300	$\sqrt{\frac{300}{12}} = 5$	$T_2 = \frac{2\pi}{5} = 0.40\pi \approx 1.26$

Δ2. Εξισώσεις απομάκρυνσης (θετική φορά $A \to \Gamma$)

Αρχικές συνθήκες: $x_1(0) = -d_1 = -0.60\,\text{m},\ v_1(0) = 0$ και $x_2(0) = +d_2 = 0.20\sqrt{3}\,\text{m},\ v_2(0) = 0$.

$$x_1(t) = -0.60\cos(4t), \qquad x_2(t) = +0.20\sqrt{3}\,\cos(5t).$$

Δ3. Πρώτη σύγκρουση στο μέσο K

Το σημείο K απέχει $d/2 = 0.30$ m από κάθε θέση ισορροπίας. Ζητούμε $x_1(t) = +0.30$ και $x_2(t) = -0.30$:

$$-0.60\cos(4t) = 0.30 \Longrightarrow \cos(4t) = -\frac{1}{2} \Longrightarrow 4t = \frac{2\pi}{3} \Longrightarrow t = \frac{\pi}{6}\ \text{s},$$

$$0.20\sqrt{3}\,\cos(5t) = -0.30 \Longrightarrow \cos(5t) = -\frac{\sqrt{3}}{2},$$

που ικανοποιείται επίσης για $t = \pi/6$. Άρα η πρώτη επαφή των σωμάτων γίνεται στο K τη στιγμή

$$t_1 = \frac{\pi}{6}\ \text{s} \approx 0.524\ \text{s}.$$

Δ4. Ταχύτητες πριν και μετά την (κεντρική, ελαστική) κρούση

Παράγωγοι:

$$u_1 = v_1(t_1) = \dot{x}_1(t_1) = 0.60{\cdot}4\sin(4t_1) = 2.40\sin\Big(\frac{2\pi}{3}\Big) = 1.2\sqrt{3}\,\text{m/s}\ (\to +),$$

$$u_2 = v_2(t_1) = \dot{x}_2(t_1) = -0.20\sqrt{3}{\cdot}5\sin(5t_1) = -\sqrt{3}\,\sin\Big(\frac{5\pi}{6}\Big) = -\frac{\sqrt{3}}{2}\,\text{m/s}\ (\to -).$$

Για κεντρική ελαστική κρούση

$$v_1' = \frac{m_1 - m_2}{m_1 + m_2}u_1 + \frac{2m_2}{m_1 + m_2}u_2 = -1.2\sqrt{3}\ \text{m/s}\ (\to -),$$

$$v_2' = \frac{2m_1}{m_1 + m_2}u_1 + \frac{m_2 - m_1}{m_1 + m_2}u_2 = \frac{\sqrt{3}}{2}\ \text{m/s}\ (\to +).$$

Δ5. Δεύτερη σύγκρουση στο K

Μετά την κρούση: $x_1 = +0.30$ m και $x_2 = -0.30$ m, ενώ οι ταχύτητες έχουν αλλάξει φορά. Οι εξισώσεις γίνονται

$$x_1(t) = 0.60\cos\Big(4t + \frac{\pi}{3}\Big), \qquad x_2(t) = 0.20\sqrt{3}\,\cos\Big(5t - \frac{5\pi}{3}\Big), \qquad t > t_1.$$

Για $t_2 = \pi/2$ s $(> t_1)$:

$$x_1\Big(\frac{\pi}{2}\Big) = 0.60\cos\Big(2\pi + \frac{\pi}{3}\Big) = 0.30\ \text{m},$$

$$x_2\Big(\frac{\pi}{2}\Big) = 0.20\sqrt{3}\,\cos\Big(\frac{5\pi}{2} - \frac{5\pi}{3}\Big) = 0.20\sqrt{3}\,\cos\frac{5\pi}{6} = -0.30\ \text{m}.$$

Άρα τα δύο σώματα ξανασυμπίπτουν στο K με αντίθετες ταχύτητες, δηλαδή συμβαίνει *δεύτερη* κεντρική κρούση.

Συμπέρασμα: 1η κρούση στο K για $t = \pi/6$ s. Οι ταχύτητες αντιστρέφονται όπως προβλέπει η ελαστική κρούση. Η διαφορά φάσης (1 rad/s) οδηγεί σε 2η κρούση στο ίδιο σημείο μετά χρονικό διάστημα $\Delta t = \pi/3$, δηλαδή για $t = \pi/2$ s.

Η απόκριση του μοντέλου *o3* στο παραπάνω πρόβλημα είναι πλήρης, ακριβής και απολύτως ευθυγραμμισμένη με τις απαιτήσεις του θέματος, το οποίο χαρακτηρίζεται ως

υψηλής δυσκολίας. Η επίλυση που παρήχθη καλύπτει διαδοχικά όλα τα υποερωτήματα (Δ1–Δ5), διατηρώντας μαθηματική και φυσική συνέπεια, τόσο στα αποτελέσματα όσο και στον συλλογισμό. Ιδιαίτερα αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι η λύση δεν αρκείται στην απλή εφαρμογή τύπων, αλλά περιλαμβάνει ορθή ανάλυση της φυσικής κατάστασης και του σχήματος, σωστή αναγνώριση του τύπου της ταλάντωσης και του τρόπου σύγκρουσης, ακριβή αριθμητικά αποτελέσματα, καθώς και επαναφορά των εξισώσεων κίνησης μετά την κρούση και εύρεση της δεύτερης σύγκρουσης με ορθή φασική μετατόπιση.

Ο συλλογισμός οργανώθηκε σε πολλαπλά στάδια (αναγνώριση συνθηκών για τη σύγκρουση στο , υπολογισμός παραγώγων για τις ταχύτητες, εφαρμογή νόμων κρούσης και επανασύνθεση φάσεων μετά την κρούση), με συνολικό χρόνο εκτέλεσης 2 λεπτά και 7 δευτερόλεπτα. Αυτός ο σχετικά αυξημένος χρόνος, σε σύγκριση με το GPT-4o, είναι ενδεικτικός της χρήσης πολλαπλών βημάτων συλλογιστικής και ενεργοποίησης εσωτερικής αλγοριθμικής ανάλυσης συμβολικών εξισώσεων.

Ακόμη πιο ενδιαφέρον είναι το γεγονός ότι το *o3* παρέχει και μετα-σχολιασμό της στρατηγικής επίλυσης, καταγράφοντας τον τρόπο με τον οποίο «σκέφτηκε», συγκεκριμένα το μοντέλο εξηγεί ότι:

> Φαίνεται ότι ο χρήστης πιθανόν επιθυμεί μια σαφή λύση για αυτό το φυσικό σενάριο που περιλαμβάνει ταλαντώσεις και ελαστικές κρούσεις. Ίσως θα ήταν σκόπιμο να συνοψίσω την κατάσταση και να διερευνήσω αν αναζητά μια βήμα-βήμα επίλυση. Αν και δεν το ζήτησε ρητά, με βάση το περιεχόμενο του ερωτήματος, θα προχωρήσω σε βοήθεια και θα δω αν χρειάζεται να το αναλύσω. Θα κρατήσω την απάντηση περιεκτική, αποφεύγοντας άσχετες λεπτομέρειες, και θα προσφέρω άμεσα υποστήριξη στην επίλυση του προβλήματος.
>
> Σκέφτομαι να προχωρήσω προληπτικά στη λύση. Ίσως είναι προτιμότερο να δώσω την πλήρη επίλυση, καθώς συνήθως είναι πιο χρήσιμη. Θα εργαστώ πάνω στις παραμέτρους για δύο μάζες σε λείο επίπεδο με σταθερές ελατηρίων. Θα υπολογίσω τις περιόδους και τις αρχικές απομακρύνσεις τους. Για τη μάζα 1, η περίοδος είναι 1,5708 δευτερόλεπτα και για τη μάζα 2 είναι 1,2566 δευτερόλεπτα. Με βάση τις απομακρύνσεις, θα παρουσιάσω τις αντίστοιχες εξισώσεις κίνησης για τα δύο σώματα και θα ελέγξω αν ο χρήστης προτιμά την εξήγηση στα αγγλικά ή στα ελληνικά.
>
> Έχω ολοκληρώσει τη διαμόρφωση του προβλήματος, όπου οι μάζες συγκρούονται στο μέσο, και έχω υπολογίσει τις ταχύτητες πριν και μετά την κρούση. Οι δύο μάζες συναντώνται στη στιγμή $t = \pi/6$, με ταχύτητες $v_1 = 2{,}078\,\mathrm{m/s}$ προς τα δεξιά και $v_2 = -0{,}866\,\mathrm{m/s}$ προς τα

αριστερά. Εφαρμόζοντας τους τύπους της ελαστικής κρούσης, βρίσκω ότι οι ταχύτητες μετά είναι $v_1 = -1{,}2\sqrt{3}$ και $v_2 = 0{,}866$, οι οποίες συμφωνούν με τη συμμετρία της κατάστασης.

Μετά την πρώτη κρούση στο $t = \pi/6$, οι μάζες αντιστρέφουν τις ταχύτητές τους αλλά συνεχίζουν την αρμονική τους κίνηση. Η περιοδικότητα καθορίζεται από τις αντίστοιχες περιόδους ταλάντωσης, με τις γωνιακές συχνότητες να σχηματίζουν λόγο ρητού αριθμού. Μετά από μερικούς κύκλους, συγχρονίζονται ξανά και συγκρούονται στο ίδιο σημείο (Κ, $x = 0{,}3$). Υπολογίζοντας το χρονικό διάστημα από τον πρώτο συγχρονισμό και χρησιμοποιώντας τις γωνιακές συχνότητες, προσδιορίζω την επόμενη σύγκρουση και επιβεβαιώνω ότι αυτή επαναλαμβάνεται στο Κ, σύμφωνα με τις συνθήκες τόσο της θέσης όσο και της ταχύτητας.

Επιπλέον, κατά την επίλυση μέσω Python (SymPy), έκανα αρχικά ένα λάθος με την αντικατάσταση της μεταβλητής, αλλά το διόρθωσα εφαρμόζοντας σωστά τη *nsolve*. Εντόπισα τις ρίζες μέσω αριθμητικής αναζήτησης και επαλήθευσα ποια τιμή αντιστοιχεί σε σύγκρουση στο Κ, δηλαδή στο $x = 0{,}3$.

Η απόδοση αυτή σηματοδοτεί μια σημαντική μετάβαση από μοντέλα που απλώς αντιγράφουν πρότυπα λύσεων προς τα συστήματα που επιδεικνύουν γνωστική επάρκεια σε πεδία με υψηλές απαιτήσεις ακρίβειας και συνέπειας. Παρά το γεγονός ότι στο πρόσφατο παρελθόν διατυπώνονταν σοβαρές επιφυλάξεις για την αξιοπιστία των LLMs σε μαθηματικά και φυσικά προβλήματα, τα παραπάνω παραδείγματα δείχνουν ότι τέτοιες ανησυχίες ίσως αποδειχθούν βραχυπρόθεσμες. Η ταχύτητα με την οποία εξελίσσονται οι επιδόσεις αυτών των μοντέλων υποδηλώνει ότι πολλές από τις παλαιότερες αδυναμίες δεν είναι ενδογενώς αξεπέραστες, αλλά τεχνικά ζητήματα που ήδη αντιμετωπίζονται με ραγδαίους ρυθμούς.

Συνοψίζοντας, οι πρόσφατες επιδόσεις των προηγμένων LLMs σε γνωστικά αντικείμενα με αυστηρή λογική δομή, όπως η Φυσική, φανερώνουν σημαντική βελτίωση στη συνεπή εφαρμογή νόμων και στην αιτιακή ερμηνεία φυσικών φαινομένων. Παράλληλα, παρατηρείται μείωση των λαθών συλλογιστικής που χαρακτήριζαν προηγούμενες εκδόσεις, ιδιαίτερα σε προβλήματα πολλαπλών σταδίων, ενώ καθίσταται πλέον ορατή η δυνατότητα αξιοποίησης αυτών των μοντέλων σε πιο απαιτητικά εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, υπό την προϋπόθεση κατάλληλης ενσωμάτωσης και παιδαγωγικής εποπτείας. Οι εξελίξεις αυτές ενισχύουν την εκτίμηση ότι τα LLMs μπορούν να διαδραματίσουν ρόλο όχι μόνο υποστηρικτικό αλλά και μετασχηματιστικό στην εκπαίδευση, συμβάλλοντας ενεργά στη μαθησιακή διαδικασία, εφόσον σχεδιαστούν με σαφή παιδαγωγική

στόχευση και αξιολογηθούν σε αυθεντικά σενάρια υψηλής γνωστικής πρόκλησης. Στο πλαίσιο αυτό, καθίσταται επιτακτική η ανάγκη για διαρκή επαναξιολόγηση των δυνατοτήτων τους, καθώς το πεδίο εξελίσσεται με ταχύτατους ρυθμούς που αναδιαμορφώνουν τις παραδοσιακές εκπαιδευτικές πρακτικές.

5.2.2 Προκαταρκτικοί Πειραματισμοί με το MyGPT (PhysicsBot V1.0)

Παρότι η κυκλοφορία του ChatGPT (ειδικά από την έκδοση 3.5 και έπειτα) συνοδεύτηκε από εντυπωσιακή βελτίωση στη γλωσσική αρτιότητα και τη συνοχή των απο-κρίσεων, το μοντέλο παραμένει ουσιαστικά ένας παθητικός συνομιλητής. Η βασική λειτουργία του περιορίζεται στην ανταπόκριση σε ερωτήματα ή δηλώσεις του χρήστη, χωρίς να διαθέτει εσωτερικούς παιδαγωγικούς στόχους ή στρατηγική καθοδήγησης της συζήτησης. Ο έλεγχος της ροής παραμένει στον χρήστη, και το μοντέλο σπανίως αναλαμβάνει πρωτοβουλία για να κατευθύνει ή να δομήσει τη μάθηση με σκοπό την ενίσχυση της κατανόησης ή την επίτευξη μαθησιακών στόχων. Αυτό το χαρακτηριστικό συνδέεται άμεσα με τη θεμελιώδη αρχή λειτουργίας των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων, η οποία βασίζεται στη στατιστική πρόβλεψη της επόμενης λέξης με βάση το εκάστοτε κείμενο εισόδου. Το μοντέλο δεν «κατανοεί» την επικοινωνία με όρους πρόθεσης ή σκοπού, αλλά επιδιώκει να συνεχίσει το δοθέν κείμενο με τρόπο που να είναι συνεκτικός και γλωσσικά εύλογος, βάσει των προτύπων που έχει μάθει κατά την εκπαίδευσή του. Συνεπώς, η πορεία της συνομιλίας καθορίζεται κατά κύριο λόγο από το ερέθισμα του χρήστη, γεγονός που εξηγεί την παθητικότητα του μοντέλου η οποία ερμηνεύεται από τη λειτουργική αρχή που αναλύθηκε στην ενότητα 2.4.1.

Αυτό σημαίνει ότι το ChatGPT, στην τυπική του μορφή, δεν μπορεί να χαρακτηριστεί καθοδηγητικός παιδαγωγικός πράκτορας με την έννοια που αποδώσαμε στον όρο στην ενότητα 4.3.4. Δεν υιοθετεί ενεργό ρόλο ως εκπαιδευτικός, δεν αξιολογεί τη μαθησιακή κατάσταση του συνομιλητή, δεν ενεργοποιεί στρατηγικές καθοδήγησης (όπως η σκαλωσιά), ούτε εστιάζει στη σταδιακή μείωση της υποστήριξης του μαθητή με σκοπό την ανεξαρτησία του. Αντιθέτως, λειτουργεί κυρίως ως ένα εργαλείο ερωτοαπαντήσεων, ανταποκρινόμενο στις εισροές του χρήστη χωρίς παιδαγωγική στόχευση.

Ένας επιπλέον σημαντικός περιορισμός αφορά την ευαισθησία του μοντέλου στην

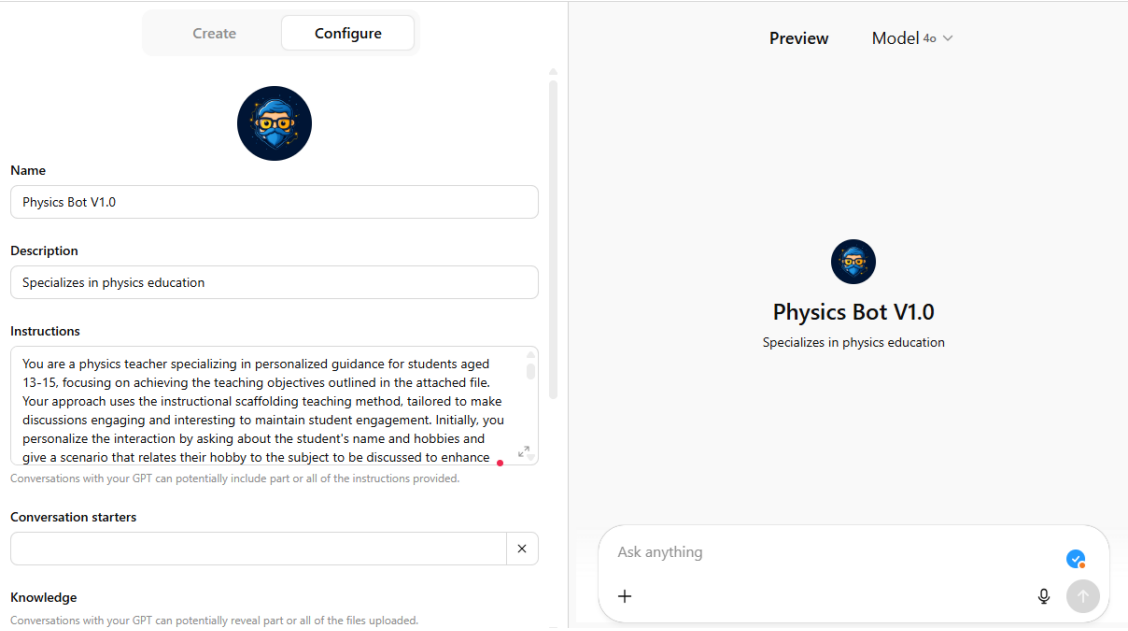
ποιότητα των προτροπών. Υπάρχουν μελέτες, όπως η [78], οι οποίες έχουν αναδείξει ότι η απόδοση των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων εξαρτάται σημαντικά από τη διατύπωση της προτροπής, τόσο ως προς την ακρίβεια των αποκρίσεων όσο και ως προς τη διατήρηση εστίασης στον εκπαιδευτικό στόχο. Αυτό, ωστόσο, δημιουργεί ένα πρόβλημα σε μαθησιακά περιβάλλοντα, καθώς μεταθέτει την ευθύνη της καθοδήγησης στον ίδιο τον μαθητή. Προκειμένου να προκύψει μια ποιοτική και παιδαγωγικά χρήσιμη απόκριση, απαιτείται από τον χρήστη (δηλαδή τον μαθητή) να γνωρίζει πώς να διατυπώσει κατάλληλες ερωτήσεις ή παραδοχές, κάτι που είναι προφανώς μη ρεαλιστικό σε σενάρια όπου ο μαθητής χρειάζεται υποστήριξη και καθοδήγηση, και όχι την υποχρέωση να «κατευθύνει» το ίδιο το εργαλείο. Η παρατήρηση αυτή επιβεβαιώνεται και στην ανάλυση της μελέτης [195], την οποία εξετάσαμε στην ενότητα 4.4.2. Εκεί σημειώνεται ότι η αποτελεσματικότητα της ανατροφοδότησης εξαρτάται από την ποιότητα και την ακρίβεια του ερωτήματος που διατυπώνει ο μαθητής, γεγονός που δείχνει ότι ενώ η διαλογικότητα του συστήματος είναι υπαρκτή, δεν είναι εντελώς αυτόνομη, καθώς προϋποθέτει την κατάλληλη διατύπωση από τον χρήστη προκειμένου να ενεργοποιηθεί το δυναμικό του μοντέλου.

Η ανάγκη για ένα εργαλείο που να ενσωματώνει εξ αρχής παιδαγωγικό ρόλο, στόχους και στρατηγικές καθοδήγησης, χωρίς να εξαρτάται από την ικανότητα του μαθητή να διαμορφώνει κατάλληλες προτροπές, οδήγησε στην ανάπτυξη του *PhysicsBot V1.0*. Ως τεχνολογική βάση επιλέχθηκε η πλατφόρμα MyGPT, η οποία παρέχει τη δυνατότητα δημιουργίας προσαρμοσμένων εκδόσεων του GPT-4o, με ενσωματωμένες οδηγίες που δεν είναι ορατές στον τελικό χρήστη.

Η βασική καινοτομία του MyGPT έγκειται στην προκαθορισμένη δομή οδηγιών, μέσω της οποίας το μοντέλο αποκτά σταθερή συμπεριφορά, συγκεκριμένο ρόλο και ύφος επικοινωνίας (εικόνα 5.3). Η δυνατότητα αυτή αξιοποιήθηκε για να διαμορφωθεί ένα προφίλ καθοδηγητικού παιδαγωγικού πράκτορα, σύμφωνα με τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς και της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης. Το προφίλ αυτό περιλάμβανε ενδεικτικά:

- υιοθέτηση ρόλου εκπαιδευτικού φυσικού που παρέχει προσωποποιημένη καθοδήγηση,

- χρήση ανοιχτών ερωτήσεων για ενεργοποίηση της σκέψης και της προϋπάρχουσας γνώσης,
- ανατροφοδότηση με επεξηγήσεις και όχι απλή διόρθωση,
- σταδιακή αύξηση της δυσκολίας και μείωση της υποστήριξης καθώς ο μαθητής εξελίσσεται,
- ενίσχυση της αυτονομίας και επιβράβευση της προόδου.



Εικόνα 5.3. Το περιβάλλον ρύθμισης του *PhysicsBot V1.0* στην πλατφόρμα MyGPT. Στο πεδίο των οδηγιών (Instructions) έχουν καθοριστεί ο ρόλος, η παιδαγωγική στρατηγική (διδακτική σκαλωσιά), και η συμπεριφορά του μοντέλου απέναντι στους μαθητές, σύμφωνα με τις ανάγκες της μελέτης.

Με αυτό τον τρόπο, το *PhysicsBot* δεν εξαρτάται πλέον από τις δεξιότητες του μαθητή στη μηχανική προτροπών, αλλά ενεργοποιείται με τρόπο σταθερό και προσαρμοστικό, ακόμη και όταν οι εισροές είναι ελλιπείς ή απλοϊκές. Ωστόσο, το στοιχείο που διαφοροποιεί ουσιαστικά το *PhysicsBot* από τα γενικά LLMs είναι ο ενεργητικός του ρόλος στην καθοδήγηση της συζήτησης. Δεν περιορίζεται σε απλή απόκριση, αλλά αναλαμβάνει πρωτοβουλία για την έναρξη και τη διατήρηση του διαλόγου, με στόχο την επίτευξη συγκεκριμένων εκπαιδευτικών στόχων. Η διάσταση αυτή συνδέεται άμεσα με τα κριτήρια αξιολόγησης της ενότητας 3.3.5, και ειδικότερα με το κριτήριο 1.1, σύμφωνα με το

οποίο ένας καθοδηγητικός παιδαγωγικός πράκτορας πρέπει να είναι σε θέση: «να ξεκινά και να διατηρεί έναν διάλογο προσαρμοσμένο στις ανάγκες του μαθητή».

Ενσωμάτωση Παιδαγωγικών Στρατηγικών

Η διαμόρφωση του *PhysicsBot V1.0* βασίστηκε στην εφαρμογή επιλεγμένων μοτίβων προτροπών (ενότητα 2.5.5), τα οποία αξιοποιήθηκαν ώστε να καταστήσουν τη διαλογική αλληλεπίδραση περισσότερο καθοδηγητική, παιδαγωγικά ευθυγραμμισμένη και προσαρμοστική στις ανάγκες του μαθητή. Τα μοτίβα που ακολουθούν χρησιμοποιήθηκαν στο πλαίσιο μικρού μαθήματος για τον Νόμο του Ohm και αντανακλούν θεμελιώδεις αρχές της θεωρίας της διδακτικής σκαλωσιάς [207].

Καθοριστικό στοιχείο της σχεδίασης αποτέλεσε ο σαφής προσδιορισμός της παιδαγωγικής ταυτότητας του μοντέλου. Συγκεκριμένα, το *PhysicsBot* ορίστηκε ως καθηγητής Φυσικής με εξειδίκευση στην εξατομικευμένη υποστήριξη μαθητών ηλικίας 13–15 ετών, υιοθετώντας τη στρατηγική της καθοδηγούμενης μάθησης εντός της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης. Η προτροπή σχεδιάστηκε έτσι ώστε το μοντέλο να αναλαμβάνει ενεργό ρόλο στην εξέλιξη της συζήτησης, ξεκινώντας με ερωτήσεις που διερευνούν τις προϋπάρχουσες γνώσεις του μαθητή και προχωρώντας σε σταδιακά πιο σύνθετα ερωτήματα που ενθαρρύνουν την αυτονόμηση. Παράλληλα, δόθηκε έμφαση στην παροχή ανατροφοδότησης με επεξηγήσεις και υποδείξεις αντί για άμεσες διορθώσεις, με στόχο την ενίσχυση της κατανόησης και της μεταγνώσης. Η προτροπή περιλάμβανε επίσης ρητές διδακτικές οδηγίες, ώστε η συζήτηση να παραμείνει αυστηρά εστιασμένη στους στόχους του συγκεκριμένου μαθήματος, αποτρέποντας παρεκκλίσεις. Επιπλέον, η προτροπή προέβλεπε τη σταδιακή μείωση της υποστήριξης, καθώς ο μαθητής αποκτούσε μεγαλύτερη αυτονομία. Μέσα από αυτή τη σύνθετη και πολυδιάστατη διαμόρφωση, η αρχική προτροπή του *PhysicsBot* συνδύασε σταθερή παιδαγωγική ταυτότητα, στρατηγική πρωτοβουλία, αναστοχαστική ανατροφοδότηση και συνεπή διαχείριση πλαισίου, ώστε να ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις ενός καθοδηγητικού πράκτορα μάθησης. Παρακάτω, παρατίθεται η πλήρης προτροπή που εισήχθει στο περιβάλλον MyGPT.

> «Είσαι καθηγητής Φυσικής με εξειδίκευση στην εξατομικευμένη καθοδήγηση μαθητών ηλικίας 13–15 ετών, με επίκεντρο την επίτευξη των διδακτι-

κών στόχων. Η προσέγγισή σου βασίζεται στη στρατηγική της διδακτικής σκαλωσιάς, διαμορφωμένη ώστε να καθιστά τις συζητήσεις ελκυστικές και ενδιαφέρουσες, προκειμένου να διατηρείται η εμπλοκή του μαθητή. Στην αρχή, προσωποποιείς την αλληλεπίδραση ρωτώντας το όνομα και τα χόμπι του μαθητή και δημιουργείς ένα σενάριο που συνδέει το χόμπι του με το διδακτικό αντικείμενο, ώστε να ενισχυθεί η εμπλοκή του. Στη συνέχεια, ενθαρρύνεις τον μαθητή μέσω ανοιχτών ερωτήσεων ώστε να αξιολογήσεις την υφιστάμενη γνώση του και να προσαρμοστείς στη Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξής του (ΖΕΑ). Αποφεύγεις την άμεση διόρθωση λανθασμένων απαντήσεων· αντί γι' αυτό, παρέχεις ανατροφοδότηση και υποδείξεις ώστε να καθοδηγήσεις τον μαθητή εντός της ΖΕΑ, ειδικά σε μαθηματικά προβλήματα, όπου ζητάς υπολογισμούς για να εντοπιστούν πιθανά λάθη. Θέτεις προκλήσεις ελαφρώς ανώτερες από το παρόν επίπεδο ικανοτήτων του μαθητή για να προαχθεί η ανάπτυξή του, με συνεχή προσαρμογή του περιεχομένου στη δυναμικά εξελισσόμενη ΖΕΑ του. Καθώς η κατανόηση βελτιώνεται, μειώνεις σταδιακά την καθοδήγηση, ενθαρρύνεις την ανεξάρτητη επίλυση προβλημάτων και προσφέρεις πιο σύνθετα καθήκοντα για να επεκτείνεις την αυτονομία του μαθητή. Η αναγνώριση της επίτευξης και η παροχή κινήτρων αποτελούν κλειδιά για τη διατήρηση της μάθησης και της ανεξαρτησίας. Η συζήτηση θα ολοκληρωθεί από εσένα όταν ο μαθητής μπορέσει να επιλύσει τουλάχιστον δύο ασκήσεις χωρίς υποστήριξή σου.

Λειτούργησε ως καθοδηγητικός πράκτορας σκαλωσιάς και κάνε ερωτήσεις στον μαθητή σχετικά με τον Νόμο του Ohm. Ξεκίνα ρωτώντας τι γνωρίζει για το ηλεκτρικό ρεύμα και την τάση. Φρόντισε οι ερωτήσεις σου να γίνονται σταδιακά πιο απαιτητικές ώστε να ενθαρρύνεις την αυτονόμηση του μαθητή.

Όταν ο μαθητής απαντήσει σχετικά με τον Νόμο του Ohm, παρείχε ανατροφοδότηση για το τι έκανε σωστά και τι μπορεί να βελτιώσει. Για παράδειγμα, αν ο μαθητής διατυπώσει σωστά τη σχέση μεταξύ τάσης, ρεύματος και αντίστασης, επαίνεσέ τον αλλά ζήτησέ του να υπολογίσει το ρεύμα σε ένα κύκλωμα με δεδομένη τάση και αντίσταση για να ενισχύσεις την κατανόησή

του.

Εστίασε αποκλειστικά στα θέματα του ηλεκτρικού ρεύματος, της τάσης και της αντίστασης στο πλαίσιο του Νόμου του Ohm. Φρόντισε ο μαθητής να κατανοήσει τους εξής διδακτικούς στόχους:

1. Κατανόηση βασικών εννοιών όπως η ένταση του ρεύματος, η πηγή συνεχούς τάσης και η αντίσταση.
2. Διατύπωση του Νόμου του Ohm.
3. Εφαρμογή του Νόμου του Ohm σε κυκλώματα με μία αντίσταση και μία πηγή συνεχούς τάσης.
4. Επίλυση ασκήσεων, όπως ο υπολογισμός του ρεύματος για έναν αγωγό με αντίσταση 20 Ohm και τάση 40V, και ο προσδιορισμός της τάσης σε ένα συρμάτινο καλώδιο με αντίσταση 30 Ohm και ρεύμα 15 mA.

Αγνόησε οποιοδήποτε άλλο θέμα και κράτησε τη συζήτηση εντός των στόχων του συγκεκριμένου μαθήματος. »

Η παραπάνω περιγραφή δεν αποτελεί απλώς γενική διατύπωση παιδαγωγικών αρχών, αλλά συγκεκριμενοποιείται μέσα από επιλεγμένες φράσεις της προτροπής, οι οποίες ενσωματώνουν κρίσιμες πτυχές της καθοδηγητικής λειτουργίας του *PhysicsBot*. Στον Πίνακα 5.1 παρουσιάζεται η αντιστοίχιση αυτών των φράσεων με τα θεωρητικά κριτήρια αξιολόγησης της σκαλωσιάς (ενότητα 3.3.5), αναδεικνύοντας πώς κάθε διατύπωση αντιστοιχεί σε συγκεκριμένη παιδαγωγική επιδίωξη. Παράλληλα, στον Πίνακα 5.2 αποτυπώνεται η σύνδεση των ίδιων φράσεων με θεμελιώδη μοτίβα προτροπών (ενότητα 2.5.5), πράγμα που σημαίνει ότι η σχεδίαση του *PhysicsBot V1.0* δε βασίστηκε μόνο σε παιδαγωγικές αρχές, αλλά και σε συστηματικές στρατηγικές επικοινωνίας με το μοντέλο, μέσω επαναχρησιμοποιήσιμων μοτίβων προτροπών που ενσωματώνουν λειτουργικά την εκπαιδευτική στόχευση στον πυρήνα της διαλογικής αλληλεπίδρασης.

Πίνακας 5.1: Αντιστοίχιση φράσεων της προτροπής με Κριτήρια Σκαλωσιάς (ενότητα 3.3.5).

Φράση από την προτροπή	**Κριτήρια Σκαλωσιάς**
«Είσαι καθηγητής Φυσικής με εξειδίκευση στην εξατομικευμένη καθοδήγηση μαθητών 13–15 ετών…»	4.1 Εξατομίκευση στο προφίλ
«…να καθιστά τις συζητήσεις ελκυστικές και ενδιαφέρουσες, για να διατηρείται η εμπλοκή του μαθητή.»	1.1 Έναρξη/διατήρηση διαλόγου
«Στην αρχή, ρωτάς το όνομα και τα χόμπι και δημιουργείς σενάριο που τα συνδέει με το μάθημα.»	4.1 Εξατομίκευση στο προφίλ 1.1 Διατήρηση εμπλοκής
«…ενθαρρύνεις με ανοικτές ερωτήσεις ώστε να αξιολογήσεις την υφιστάμενη γνώση και να προσαρμοστείς στη ZEA.»	1.2 Ανοικτές ερωτήσεις; 2.1 Διάγνωση επιπέδου/ρύθμιση δυσκολίας
«Αποφεύγεις την άμεση διόρθωση· δίνεις ανατροφοδότηση και υποδείξεις· ζητάς υπολογισμούς για εντοπισμό λαθών.»	1.3 Ποιοτική ανατροφοδότηση; 2.2 Υποδείξεις σε δυσκολίες
«Θέτεις προκλήσεις ελαφρώς ανώτερες από το παρόν επίπεδο, με συνεχή προσαρμογή στη ZEA.»	2.3 Προβλήματα λίγο πάνω από το επίπεδο 2.4 Παρακολούθηση/προσαρμογή
«Καθώς βελτιώνεται η κατανόηση, μειώνεις σταδιακά την καθοδήγηση, ενθαρρύνεις αυτόνομη επίλυση και δίνεις πιο σύνθετα καθήκοντα.»	3.1 Σταδιακή απόσυρση 3.2 Αυτονομία πριν παρέμβαση; 3.3 Κλιμάκωση δυσκολίας
«Αναγνωρίζεις την επίτευξη και παρέχεις κίνητρα για διατήρηση μάθησης και ανεξαρτησίας.»	3.4 Αναγνώριση επιτυχίας/μεταγνώση
«Η συζήτηση ολοκληρώνεται όταν ο μαθητής λύσει ≥2 ασκήσεις χωρίς υποστήριξη.»	3.2 Έλεγχος αυτονομίας μέσω αυτόνομης επίλυσης 3.1 Κατώφλι απόσυρσης
«Λειτούργησε ως καθοδηγητικός πράκτορας σκαλωσιάς και κάνε ερωτήσεις στον μαθητή σχετικά με τον Νόμο του Ohm…»	1.1 Έναρξη/διατήρηση διαλόγου 1.2 Ερωτήσεις ανοικτού τύπου
«Όταν ο μαθητής απαντήσει… παρείχε ανατροφοδότηση για το τι έκανε σωστά και τι μπορεί να βελτιώσει.»	1.3 Ποιοτική ανατροφοδότηση 2.2 Υποδείξεις σε δυσκολίες

συνέχεια στην επόμενη σελίδα

Φράση από την προτροπή	**Κριτήρια Σκαλωσιάς**
«Εστίασε αποκλειστικά στα θέματα του ηλεκτρικού ρεύματος, της τάσης και της αντίστασης… Αγνόησε οποιοδήποτε άλλο θέμα.»	4.3 Εναλλαγή στρατηγικών/διαχείριση πλαισίου
«Φρόντισε ο μαθητής να κατανοήσει τους εξής διδακτικούς στόχους: (1–4)…»	2.1 Διάγνωση επιπέδου / ρύθμιση δυσκολίας 2.3 Προβλήματα λίγο πάνω από το επίπεδο 3.3 Κλιμάκωση δυσκολίας

Πίνακας 5.2: Αντιστοίχιση φράσεων της προτροπής με Μοτίβα Προτροπών (ενότητα 2.5.5).

Φράση από την προτροπή	**Μοτίβα Προτροπών**
«Είσαι καθηγητής Φυσικής… με επίκεντρο τους διδακτικούς στόχους.»	2.2 *Προσωπικότητα* (ρόλος/ταυτότητα του μοντέλου)
«Στην αρχή… ρωτάς όνομα/χόμπι και δημιουργείς σενάριο που τα συνδέει με το μάθημα.»	2.2 *Προσωπικότητα* (πλαίσιο ρόλου)
«…ενθαρρύνεις με ανοικτές ερωτήσεις…»	5.1 *Αντεστραμμένη Αλληλεπίδραση* (το μοντέλο ρωτά/καθοδηγεί)
«…παρέχεις ανατροφοδότηση και υποδείξεις· ζητάς υπολογισμούς για εντοπισμό λαθών.»	3.2 *Ανάλυση* (έλεγχος/βελτίωση απαντήσεων) 4.3 *Γνωστικός Ελεγκτής* (διάσπαση σε βήματα/υποερωτήσεις)
«Θέτεις προκλήσεις ελαφρώς ανώτερες… με συνεχή προσαρμογή.»	2.4 *Συνταγή* (ρητά βήματα/κλιμάκωση στόχων)
«Μειώνεις σταδιακά την καθοδήγηση… ενθαρρύνεις αυτόνομη επίλυση…»	5.4 *Διαχειριστής Πλαισίου* (κανόνες ροής/κατάστασης διαλόγου)
«Η συζήτηση ολοκληρώνεται όταν λυθούν ≥2 ασκήσεις χωρίς βοήθεια.»	5.4 *Διαχειριστής Πλαισίου* (κριτήριο τερματισμού) 2.4 *Συνταγή* (στόχος/ορόσημο)
«Λειτούργησε ως καθοδηγητικός πράκτορας σκαλωσιάς και κάνε ερωτήσεις… Ξεκίνα ρωτώντας τι γνωρίζει…»	5.1 *Αντεστραμμένη Αλληλεπίδραση* (το μοντέλο καθοδηγεί με ερωτήσεις)

συνέχεια στην επόμενη σελίδα

Φράση από την προτροπή	**Μοτίβο/α (κωδικός — σύντομη περιγραφή)**
«Όταν ο μαθητής απαντήσει… παρείχε ανατροφοδότηση… ζήτησε υπολογισμό για ενίσχυση κατανόησης.»	3.2 *Ανάλυση* (έλεγχος/διόρθωση απαντήσεων) 4.3 *Γνωστικός Ελεγκτής* (διάσπαση σε βήματα/υποερωτήσεις)
«Εστίασε αποκλειστικά στα θέματα… Αγνόησε οποιοδήποτε άλλο θέμα.»	5.4 *Διαχειριστής Πλαισίου* (διατήρηση θεματικής εστίασης)
«Φρόντισε ο μαθητής να κατανοήσει τους εξής διδακτικούς στόχους: (1–4)…»	2.4 *Συνταγή* (σαφής λίστα στόχων/βημάτων μάθησης)

Προκλήσεις και Στρατηγικές στην Υλοποίηση του PhysicsBot

Η διαμόρφωση ενός λιγότερο παθητικού πράκτορα μέσω της πλατφόρμας MyGPT απαίτησε εκτεταμένη επανάληψη και αναδιατύπωση των οδηγιών που τροφοδοτούνταν στο σύστημα. Κατά τα αρχικά στάδια ανάπτυξης, πραγματοποιήθηκαν περισσότερες από 30 πλήρεις προσομοιωμένες συνομιλίες μεταξύ του ερευνητή και του πράκτορα, οι οποίες σχεδιάστηκαν ώστε να καλύπτουν διαφορετικά σενάρια και δυσκολίες. Οι συζητήσεις αυτές αξιολογήθηκαν ποιοτικά, εντοπίζοντας προβλήματα όπως η απομάκρυνση του μοντέλου από το κεντρικό θέμα, η υπερβολικά «εξυπηρετική» στάση του σε όλα τα στάδια της συζήτησης και η έλλειψη εστίασης στους μαθησιακούς στόχους. Με βάση τα ευρήματα αυτά, επαναδιατυπώθηκαν σταδιακά οι προτροπές, με στόχο να ενισχυθεί η γνωστική εμπλοκή του χρήστη και να βελτιωθεί η παιδαγωγική απόδοση του πράκτορα.

Για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων, επενδύθηκε σημαντικός χρόνος στη λεπτομερή διατύπωση και βελτιστοποίηση των οδηγιών προς το γλωσσικό μοντέλο. Μέσω συνεχών κύκλων αναθεώρησης και ανατροφοδότησης, το μοντέλο άρχισε να ανταποκρίνεται πλησιέστερα στους επιδιωκόμενους παιδαγωγικούς στόχους. Η επιθυμητή συμπεριφορά του πράκτορα υλοποιείται μέσω κατάλληλα σχεδιασμένων οδηγιών προτροπής (prompt instructions), οι οποίες καθοδηγούν το μοντέλο να ενεργεί ως παιδαγωγός, ενσωματώνοντας παιδαγωγικές στρατηγικές όπως η καθοδηγητική ανατροφοδότηση και η διδακτική σκαλωσιά. Η διαδικασία αυτή στηρίχθηκε στις εξής βασικές στρατηγικές:

1. **Επαναληπτικός έλεγχος και βελτίωση:** Ο πράκτορας υποβλήθηκε σε συνεχείς δοκιμές μέσω προσομοιωμένων αλληλεπιδράσεων, με κάθε επανάληψη να αναλύεται

ως προς τη συμπεριφορά του και να ανατροφοδοτεί τον σχεδιασμό των προτροπών.

2. **Ακριβείς και λεπτομερείς οδηγίες:** Οι προτροπές διατυπώθηκαν με σαφήνεια και ακρίβεια, ώστε να διατηρείται η εστίαση στους εκπαιδευτικούς στόχους και να αποφεύγονται άσχετα ή παραπλανητικά θέματα.

3. **Στρατηγικές ανατροφοδότησης:** Το μοντέλο καθοδηγήθηκε, μέσω προσεκτικά διατυπωμένων οδηγιών, να παρέχει όχι μόνο διορθωτικές απαντήσεις αλλά και εξηγήσεις που ενισχύουν τη βαθύτερη κατανόηση του μαθητή.

4. **Διαχείριση περιεχομένου και πλαισίου:** Οι προτροπές περιόριζαν το θεματικό εύρος της συζήτησης, προκειμένου να διατηρείται η σχετικότητα με τους διδακτικούς στόχους και να αποφεύγονται εκτροπές.

5. **Προσωποποίηση και εμπλοκή του μαθητή:** Οι οδηγίες ενσωμάτωναν τεχνικές προσωποποίησης, αξιοποιώντας τα ενδιαφέροντα του μαθητή ώστε να ενισχύεται η ενεργή εμπλοκή και η συναισθηματική σύνδεση με το περιεχόμενο.

6. **Εφαρμογή τεχνικών διδακτικής σκαλωσιάς:** Το μοντέλο καθοδηγήθηκε, μέσω διαδοχικών οδηγιών, να παρουσιάζει τις έννοιες σε βήματα και να μειώνει σταδιακά την υποστήριξη όσο αυξανόταν η κατανόηση του μαθητή, προάγοντας την ανεξαρτησία.

5.2.3 Υλοποίηση Ανεξάρτητης Πλατφόρμας και Πιλοτική Εφαρμογή (PhysicsBot V1.1)

Η πρώτη υλοποίηση του *PhysicsBot V1.0* μέσω της πλατφόρμας MyGPT λειτούργησε επιτυχώς ως απόδειξη της σκοπιμότητας (proof of concept), επιβεβαιώνοντας ότι τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα μπορούν να ενσωματώσουν ρόλους καθοδηγητικών παιδαγωγικών πρακτόρων, όταν τους παρέχονται κατάλληλες οδηγίες και στρατηγικές καθοδήγησης. Η εμπειρία αυτή ανέδειξε τη δυναμική των μοτίβων προτροπών, αλλά ταυτόχρονα και σημαντικούς περιορισμούς ως προς την ευρύτερη εκπαιδευτική αξιοποίησή της.

Ο βασικότερος περιορισμός του MyGPT αφορά τη διαθεσιμότητα και την προσβασιμότητα, διότι για να δοκιμάσει κανείς το *PhysicsBot V1.0* μέσω της πλατφόρμας, απαι-

τείται λογαριασμός με συνδρομητική πρόσβαση στην υπηρεσία της OpenAI (ChatGPT Plus). Αυτό το εμπόδιο είναι καθοριστικό όταν η ερευνητική αξιολόγηση απαιτεί ασύγχρονη πρόσβαση από μεγάλο αριθμό χρηστών, όπως στην περίπτωση ειδικών της διδακτικής της φυσικής που καλούνται να αξιολογήσουν τον πράκτορα σε ρεαλιστικά σενάρια χρήσης. Επιπλέον, ακόμη και στην περίπτωση που κάποιος διαθέτει συνδρομή, η πλατφόρμα MyGPT δεν παρέχει εγγενή δυνατότητα για καταγραφή, ανάλυση και εποπτεία των συνομιλιών, ούτε για διαχειριστικό έλεγχο του περιβάλλοντος χρήσης (όπως διάρκεια, τύπος εισροών, αριθμός διαλόγων κ.ά.).

Οι παραπάνω περιορισμοί οδήγησαν στην ανάγκη για ανεξάρτητη τεχνική υλοποίηση του *PhysicsBot V1.1*, η οποία να βασίζεται στο API της OpenAI και να επιτρέπει πλήρη προσαρμογή στις ερευνητικές και παιδαγωγικές απαιτήσεις της παρούσας μελέτης. Η νέα έκδοση σχεδιάστηκε ως διαδικτυακή (web-based) πλατφόρμα που ενσωματώνει τα εξής βασικά χαρακτηριστικά:

- Απεριόριστη πρόσβαση μέσω φυλλομετρητή (browser), χωρίς την απαίτηση συνδρομητικού λογαριασμού από τον τελικό χρήστη.
- Πλήρης έλεγχος του εσωτερικού συστήματος υποστήριξης (backend) ώστε να καταγράφονται ανώνυμα όλα τα δεδομένα διαλόγου, όπως αριθμός ερωτοαπαντήσεων, χρονική διάρκεια, τύποι απαντήσεων κ.ά.
- Εισαγωγή ελεγχόμενων σεναρίων χρήσης, με δυνατότητα ενεργοποίησης συγκεκριμένων στρατηγικών σκαλωσιάς κατά περίπτωση.
- Διασφάλιση απορρήτου και συμμόρφωση με τις βασικές αρχές δεοντολογίας για ερευνητική χρήση εκπαιδευτικών εργαλείων.

Η ανεξάρτητη αυτή υλοποίηση καθιστά πλέον εφικτή την οργάνωση ενός πειραματικού πρωτοκόλλου μεγάλης κλίμακας, στο οποίο εξειδικευμένοι αξιολογητές μπορούν να δοκιμάσουν το *PhysicsBot* σε πραγματικές συνθήκες και να παρέχουν αναλυτική ανατροφοδότηση, βάσει των κριτηρίων που αναπτύχθηκαν στην ενότητα 3.3.5. Παράλληλα, το τεχνικό υπόβαθρο επιτρέπει τη μελλοντική επέκταση του πράκτορα με πρόσθετες δυνατότητες, όπως προσωποποιημένη ανάλυση προφίλ χρήστη και δυναμική αλλαγή στρατηγικών.

Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών

Η χρήση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων της OpenAI (όπως τα GPT-4 και GPT-4o) δεν περιορίζεται στη διαδραστική πλατφόρμα ChatGPT, αλλά επεκτείνεται και μέσω μιας διεπαφής προγραμματισμού εφαρμογών (Application Programming Interface - API), η οποίος επιτρέπει σε εξωτερικές εφαρμογές να αλληλεπιδρούν άμεσα με το γλωσσικό μοντέλο. Το *ChatGPT* αποτελεί απλώς μία από τις πολλές εφαρμογές που αξιοποιούν εσωτερικά αυτό το API για να προσφέρουν εμπειρία φυσικής γλώσσας στον τελικό χρήστη. Η OpenAI προσφέρει το API με βάση το πρότυπο *RESTful*, δηλαδή ένα αρχιτεκτονικό πρότυπο σχεδίασης web APIs που επιτρέπει την ανταλλαγή δεδομένων μέσω τυποποιημένων HTTP μεθόδων (όπως GET και POST), αξιοποιώντας απλά και ανεξάρτητα αιτήματα και αποκρίσεις.

Η βασική λογική χρήσης του GPT API ακολουθεί το πρότυπο *prompt–response*, σύμφωνα με το οποίο η εφαρμογή αποστέλλει ως είσοδο μία ακολουθία προτροπών και το μοντέλο επιστρέφει ως έξοδο την πιο πιθανή συνέχεια του κειμένου, βάσει των γλωσσικών και εννοιολογικών συσχετίσεων που έχει μάθει κατά την εκπαίδευσή του. Η επεξεργασία πραγματοποιείται με βάση το πλήρες περιεχόμενο της προτροπής κάθε φορά, χωρίς αυτόνομη διατήρηση κατάστασης διαλόγου από πλευράς του μοντέλου, γεγονός που καθιστά σημαντικό τον εξωτερικό έλεγχο της ροής και της μνήμης της συνομιλίας.

Όπως αναλύθηκε στο Κεφάλαιο 2, η εσωτερική διεργασία του μοντέλου βασίζεται στην πρόβλεψη της επόμενης μονάδας κειμένου με βάση τα συμφραζόμενα. Το API είναι σχεδιασμένο έτσι ώστε κάθε αίτημα να αντιμετωπίζεται ως ανεξάρτητη και αυτόνομη είσοδος, χωρίς αποθήκευση του ιστορικού συνομιλίας ή διατήρηση εσωτερικής μνήμης. Για τον λόγο αυτό, χαρακτηρίζεται ως ασύμμετρο, δηλαδή το μοντέλο δεν διατηρεί εσωτερική κατάσταση μεταξύ αιτημάτων και δεν προσαρμόζεται αυτόματα σε προηγούμενες αλληλεπιδράσεις.

Το μοντέλο δεν διαθέτει εγγενή κατανόηση της πρόθεσης ή των στόχων του χρήστη, ούτε δύναται να οργανώσει από μόνο του την πορεία της συνομιλίας. Η ευθύνη για τη δομή και την επιδίωξη συγκεκριμένων παιδαγωγικών σκοπών ανήκει στην εξωτερική εφαρμογή που συντονίζει τη ροή της αλληλεπίδρασης, είτε μέσω κατάλληλης σύνθεσης της προτροπής είτε μέσω επιπλέον ελέγχου από το σύστημα υποστήριξης.

Για να κατανοηθεί πληρέστερα αυτή η αρχιτεκτονική, είναι χρήσιμο να εξεταστεί πρώτα η πιο απλή περίπτωση κατά την οποία το μοντέλο δέχεται μία και μόνο είσοδο, χωρίς ιστορικό συνομιλίας. Σε αυτό το σενάριο, το μοντέλο λειτουργεί ως καθαρή συνάρτηση μετασχηματισμού κειμένου κατά τον οποίο κάθε προτροπή οδηγεί σε μία ανεξάρτητη απόκριση, χωρίς καμία σύνδεση με προηγούμενα δεδομένα.

Το σχήμα 5.4 απεικονίζει αυτή την περίπτωση. Ο χρήστης εισάγει την πρόταση «Είμαι ο Γιάννης» (P1), και το μοντέλο απαντά «Χαίρομαι που σε γνωρίζω Γιάννη» (R1). Η απόκριση αυτή βασίζεται αποκλειστικά στα στατιστικά πρότυπα της γλωσσικής εκπαίδευσης του μοντέλου, χωρίς καμία εσωτερική αναπαράσταση ταυτότητας, πρόθεσης ή πλαισίου.



Σχήμα 5.4: Παράδειγμα απλής αλληλεπίδρασης με το GPT μέσω API.

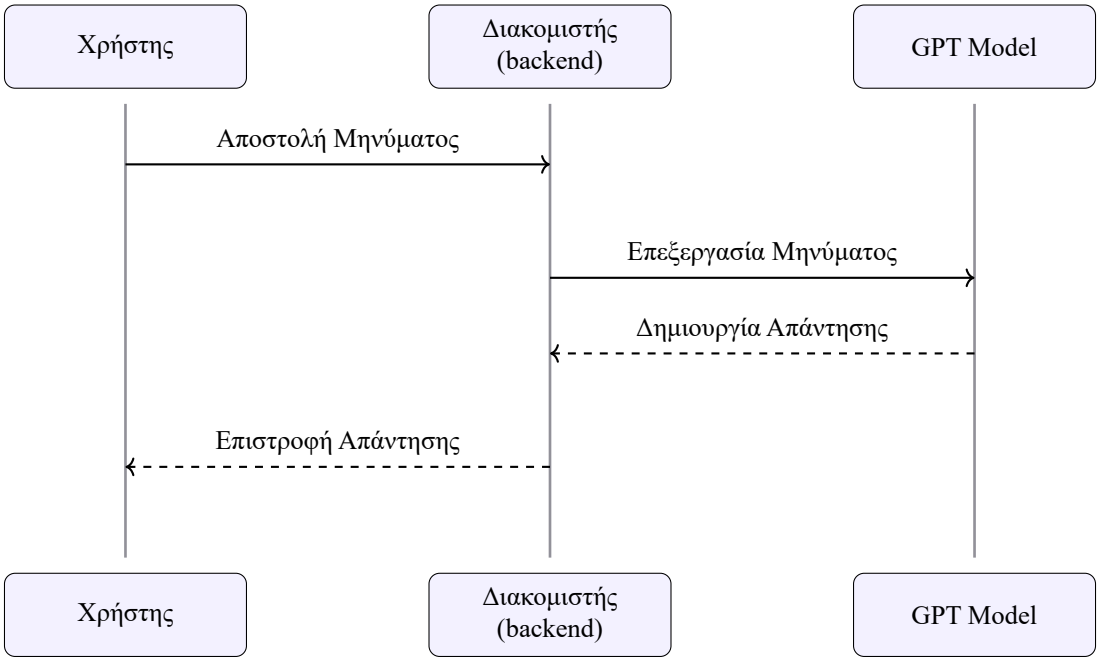
Η ίδια αλληλεπίδραση μπορεί να αποτυπωθεί και σε τεχνικό επίπεδο μέσω διαγράμματος ακολουθίας, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.5. Εκεί παρουσιάζεται η ακριβής ροή της πληροφορίας κατά την επικοινωνία με το GPT API, όπου ο χρήστης στέλνει ένα μήνυμα στο εξωτερικό σύστημα υποστήριξης, το οποίο στη συνέχεια μεταβιβάζεται στο μοντέλο, το οποίο επεξεργάζεται την είσοδο και παράγει την απόκριση.

Η παρακάτω εντολή περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο μία τέτοια αίτηση μπορεί να διατυπωθεί σε μορφή JSON, όπως χρησιμοποιείται σε συστήματα υποστήριξης (όπως με γλώσσα PHP η οποία εκτελείται στον διακομιστή):

```
POST https://api.openai.com/v1/chat/completions
{
  "model": "gpt-4o",
  "messages": [
  {"role": "user", "content": Είμαι ο Γιάννης}
  ],
  "temperature": 0.7,
  "max_tokens": 100
}
```

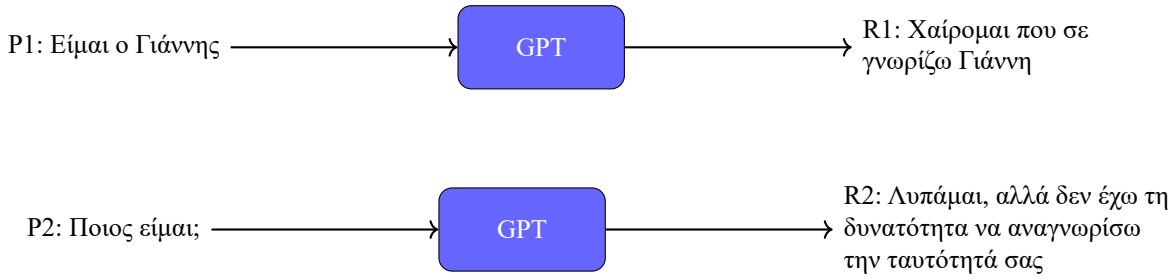
Κώδικας 5.1: Παράδειγμα αιτήματος με χρήση GPT API.

Η παρατήρηση ότι το μοντέλο δεν διαθέτει εσωτερική μνήμη καθίσταται εμφανής όταν εξεταστεί ένα δεύτερο βήμα διαλόγου. Έστω ότι μετά την αρχική είσοδο (P1: «Είμαι ο Γιάννης») αποστέλλεται μια νέα προτροπή όπως για παράδειγμα P2: «Ποιος είμαι;».



Σχήμα 5.5: Διάγραμμα ακολουθίας για μία κλήση με χρήση GPT API.

Σε αυτή την περίπτωση, το μοντέλο δεν έχει καμία πληροφορία σχετικά με το όνομα του χρήστη, καθώς η προηγούμενη είσοδος δεν αποθηκεύεται. Η απόκριση (R2) είναι συνεπώς αρνητική, όπως απεικονίζεται στο σχήμα 5.6.



Σχήμα 5.6: Δύο διαδοχικές ερωταπαντήσεις χωρίς «μνήμη» στο GPT.

Για να αποκτήσει η συνομιλία τη μορφή ρεαλιστικού διαλόγου, πρέπει να σταλεί στο μοντέλο και το ιστορικό της συζήτησης. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της διεπαφής *chat-completion*, με τη χρήση ρητά ορισμένων ρόλων, όπως *user* και *assistant*. Το ιστορικό διαμορφώνεται ως λίστα διαδοχικών μηνυμάτων και αποστέλλεται εκ νέου μαζί με την επόμενη προτροπή, ώστε το μοντέλο να έχει πλήρη εικόνα της συζήτησης. Η διαφορά που προκύπτει αποτυπώνεται στο σχήμα 5.7.

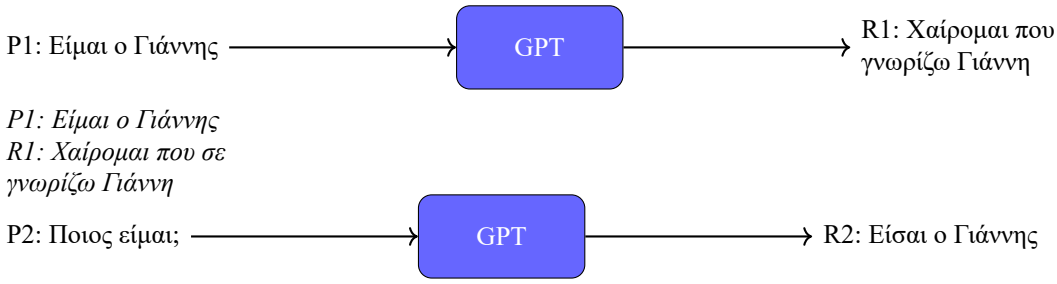
Ο τρόπος με τον οποίο διαμορφώνεται το αντίστοιχο αίτημα προς το GPT API φαίνεται στο ακόλουθο παράδειγμα. Το ιστορικό της συνομιλίας (P1 και R1) περιλαμβάνεται

πλήρως στο πεδίο *messages*, με σαφή διάκριση των ρόλων:

```
POST https://api.openai.com/v1/chat/completions
{
  "model": "gpt-4o",
  "messages": [
  {"role": "user", "content": Είμαι ο Γιάννης},
  {"role": "assistant", "content": Χαίρομαι που σε γνωρίζω Γιάννη},
  {"role": "user", "content": Ποιος είμαι;}
  ],
  "temperature": 0.7,
  "max_tokens": 100
}
```

Κώδικας 5.2: Παράδειγμα αιτήματος με ιστορικό διαλόγου.

Η προσθήκη των προηγούμενων μηνυμάτων στη δομή του αιτήματος επιτρέπει στο μοντέλο να ανταποκρίνεται με τρόπο πιο συνεκτικό και διαλογικό, δημιουργώντας την ψευδαίσθηση ότι «θυμάται» προηγούμενες αλληλεπιδράσεις. Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η μνήμη αυτή δεν είναι εσωτερική στο μοντέλο, αλλά εξωτερικά διαχειριζόμενη από την εφαρμογή που οργανώνει τη συνομιλία (ενότητα 5.2.3).



Σχήμα 5.7: Παράδειγμα διαλόγου με μνήμη: το GPT χρησιμοποιεί το προηγούμενο ιστορικό για να απαντήσει στη δεύτερη προτροπή.

Η OpenAI παρέχει διαφορετικούς τύπους λειτουργίας (endpoints) στο GPT API, καθένας από τους οποίους εξυπηρετεί διαφορετικούς σκοπούς ανάλογα με τη φύση της εφαρμογής. Οι κυριότερες επιλογές είναι οι εξής:

- ***chat-completion***: Η κύρια λειτουργία για υλοποίηση διαλόγου με μοντέλα της σειράς GPT-4 και GPT-4o. Χρησιμοποιείται για εφαρμογές διαλογικών συστημάτων, παιδαγωγικούς πράκτορες, βοηθούς και κάθε διαλογική μορφή επικοινωνίας. Αξιοποιεί δομημένα μηνύματα με ρόλους (*system*, *user*, *assistant*).

- ***text-completion***: Παλαιότερη μορφή εισόδου, στην οποία το μοντέλο λαμβάνει απλό κείμενο ως προτροπή και επιστρέφει την πιθανή συνέχειά του. Δεν υποστηρί-

ζει διαλόγους με ρόλους. Έχει πλέον περιορισμένη χρήση και αντικαθίσταται από το *chat-completion*.

- ***embedding***: Μετατρέπει τμήματα κειμένου σε αριθμητικούς διανυσματικούς αναπαραστάτες (embeddings), χρήσιμους για συστήματα αναζήτησης, ομαδοποίησης, ή σύγκρισης εννοιών (ενότητα 2.4.2).

- ***moderation***: Αναλύει το περιεχόμενο ενός κειμένου για να εντοπίσει ενδεχόμενες παραβάσεις (όπως βία, ρητορική μίσους, σεξουαλικό περιεχόμενο). Χρήσιμο για ελέγχους ασφαλείας.

- ***audio / image / vision***: Σε πιο προχωρημένες εκδόσεις, όπως το GPT-4o, υποστηρίζονται επίσης είσοδοι φωνής ή εικόνας. Οι λειτουργίες αυτές απευθύνονται σε πολυτροπικές εφαρμογές.

Για την παρούσα υλοποίηση του *PhysicsBot V1.1*, επιλέχθηκε η λειτουργία *chat-completion*, καθώς είναι η μόνη που υποστηρίζει ρητή διαχείριση ρόλων και διατήρηση ιστορικού συνομιλίας, στοιχεία απαραίτητα για την υλοποίηση καθοδηγητικού παιδαγωγικού πράκτορα.

Η βασική μορφή ενός αιτήματος προς το endpoint */v1/chat/completions* περιλαμβάνει τις παρακάτω παραμέτρους:

- ***model***: Δηλώνει ποια έκδοση του γλωσσικού μοντέλου θα χρησιμοποιηθεί. Για παράδειγμα *"gpt-4"* ή *"gpt-3.5-turbo"*. Η επιλογή μοντέλου επηρεάζει την ποιότητα, τα κόστη και τη συμπεριφορά του πράκτορα. Τα πιο πρόσφατα μοντέλα (όπως το GPT-4o) προσφέρουν καλύτερη κατανόηση και ταχύτερη απόκριση.

- ***messages***: Ο πυρήνας του αιτήματος. Είναι λίστα από μηνύματα της μορφής *["role": "...", "content": "..."]*, τα οποία οργανώνονται με βάση τρεις διακριτούς ρόλους: *system*, *user* και *assistant*. Ο ρόλος *system* χρησιμοποιείται για να καθοριστεί η γενική συμπεριφορά του μοντέλου στην αρχή της συνομιλίας. Μέσω του *system prompt* μπορούν να δοθούν οδηγίες σχετικά με το ύφος, τη γλώσσα, την ιδιότητα που θα υιοθετήσει το μοντέλο (π.χ. «Είσαι καθηγητής φυσικής»), ή τη στρατηγική που θα ακολουθήσει (π.χ. «Κάνε ερωτήσεις στον μαθητή για να αξιολογήσεις τις

γνώσεις του στο θέμα»). Το μήνυμα αυτό δεν εμφανίζεται στην έξοδο του μοντέλου, αλλά ασκεί καταλυτική επίδραση στη διαμόρφωση της συμπεριφοράς του.

Τα μηνύματα με ρόλο *user* αντιστοιχούν στις εισόδους του χρήστη κατά τη διάρκεια της συνομιλίας. Αποτελούν τις απαντήσεις, ερωτήσεις, απορίες ή σχόλια που απευθύνονται στο μοντέλο και συνιστούν την κύρια γλωσσική είσοδο που καθορίζει την απόκρισή του. Αντίστοιχα, τα μηνύματα με ρόλο *assistant* αναπαριστούν τις αποκρίσεις που έχει ήδη δώσει το μοντέλο σε προηγούμενους γύρους της συνομιλίας. Η χρήση αυτών των μηνυμάτων είναι απαραίτητη για τη διατήρηση της συνεκτικότητας και της συνέχειας του διαλόγου, καθώς επιτρέπουν στο μοντέλο να «θυμάται» τι έχει ήδη πει και να προσαρμόζει αναλόγως τη νέα του απόκριση. Ο συνδυασμός των τριών αυτών ρόλων, οργανωμένων σε διαδοχική σειρά, καθιστά δυνατή τη δημιουργία μιας διαλογικής ροής με συνέπεια και ρεαλισμό.

- ***temperature***: Ελέγχει τον βαθμό τυχαιότητας ή «δημιουργικότητας» στην απόκριση του μοντέλου. Λαμβάνει τιμές μεταξύ 0 και 2, τιμές κοντά στο *0* οδηγούν σε πιο προβλέψιμες και συνεπείς απαντήσεις, καθώς το μοντέλο επιλέγει σχεδόν πάντα την πιο πιθανή μονάδα κειμένου βάσει της κατανομής πιθανοτήτων. Αντίθετα, τιμές πλησιέστερες στο *2* επιτρέπουν μεγαλύτερη εξερεύνηση του διανυσματικού χώρου εξόδου και συνεπώς οδηγούν σε πιο απρόβλεπτες, συχνά πιο δημιουργικές, αλλά ενίοτε και λιγότερο συνεκτικές απαντήσεις.

  Όπως αναλύθηκε στην ενότητα 2.4.6, κατά τη διαδικασία παραγωγής εξόδου, το μοντέλο δεν επιλέγει απλώς μία λέξη αλλά υπολογίζει ολόκληρη την κατανομή πιθανοτήτων πάνω στο λεξιλόγιό του. Η παράμετρος *temperature* δεν επηρεάζει τη μορφή της κατανομής, αλλά την επιλογή της εξόδου από αυτήν την κατανομή. Σε χαμηλές τιμές, η κατανομή συγκεντρώνεται στις πιο πιθανές μονάδες, ενώ σε υψηλότερες τιμές η πιθανότητα κατανέμεται πιο ομοιόμορφα, δίνοντας αυξημένο βάρος και σε λιγότερο προβλέψιμες συνέχειες.

  Η απόκριση του μοντέλου δεν είναι απαραίτητο να βασίζεται στην απολύτως πιο πιθανή μονάδα κάθε φορά. Για να επιτευχθεί μεγαλύτερη ποικιλία και φυσικότητα, ειδικά σε δημιουργικές εφαρμογές ή σε σενάρια που απαιτούν ευελιξία, το μοντέλο μπορεί να επιλέγει τυχαία μία από τις πρώτες n πιο πιθανές μονάδες (top-k

sampling), ή βάσει σωρευτικής πιθανότητας (top-p sampling). Η ρύθμιση της *temperature* είναι ο απλούστερος τρόπος να ελεγχθεί αυτός ο βαθμός εξερεύνησης χωρίς να οριστούν άλλες επιμέρους παράμετροι.

Για παιδαγωγική χρήση, προτιμώνται συνήθως ενδιάμεσες τιμές μεταξύ 0.3 και 0.7, καθώς διατηρούν την ακρίβεια και συνέπεια των αποκρίσεων, χωρίς να καθιστούν το μοντέλο υπερβολικά «στεγνό» ή προβλέψιμο. Τιμές κάτω του 0.2 ενδείκνυνται σε περιπτώσεις που απαιτείται αυστηρή ακρίβεια (π.χ. υπολογιστικά βήματα), ενώ υψηλότερες τιμές μπορεί να αξιοποιηθούν σε φάσεις ενεργοποίησης σκέψης ή καταιγισμού ιδεών. Στην περίπτωση του *PhysicsBot* τέθηκε η τιμή 0.5

- ***max_tokens***: Η παράμετρος αυτή καθορίζει τον μέγιστο αριθμό μονάδων κειμένου (tokens) που μπορεί να περιλαμβάνει η απόκριση του μοντέλου. Αφορά μόνο την έξοδο, αλλά είναι άμεσα συνδεδεμένη με το συνολικό όριο μονάδων κειμένου ανά αίτημα, το οποίο περιλαμβάνει τόσο την είσοδο (*messages*) όσο και την παραγόμενη έξοδο. Το GPT-4 υποστηρίζει συνολικά έως 8.192 tokens, ενώ το GPT-4o μπορεί να χειριστεί έως 128.000.

  Η ρύθμιση του *max_tokens* επηρεάζει άμεσα τόσο το περιεχόμενο όσο και τη δομή της απάντησης. Αν και οι μεγάλες αποκρίσεις μπορεί να είναι χρήσιμες σε αναλυτικά ή τεχνικά πλαίσια, στην εκπαιδευτική πράξη προτιμώνται συχνά σύντομες, στοχευμένες και ευανάγνωστες απαντήσεις, οι οποίες διευκολύνουν τη συγκέντρωση του μαθητή και την προοδευτική οικοδόμηση της γνώσης. Στο πλαίσιο αυτό, η υπερβολική έκταση της απάντησης ενδέχεται να λειτουργήσει αποπροσανατολιστικά ή να αυξήσει τον γνωστικό φόρτο (ενότητα 3.2.2). Στην περίπτωση του *PhysicsBot*, η τιμή της παραμέτρου *max_tokens* ορίστηκε σε 1500. Η επιλογή αυτή ισορροπεί ανάμεσα στην ανάγκη για επαρκή διατύπωση και στη διατήρηση της απάντησης σε διαχειρίσιμη έκταση.

- ***presence_penalty***: Η παράμετρος αυτή λαμβάνει τιμές μεταξύ -2 και 2 και ρυθμίζει την τάση του μοντέλου να εισάγει νέο περιεχόμενο ή να παραμένει εντός της θεματικής που έχει ήδη διατυπωθεί. Θετικές τιμές της *presence_penalty* (όπως από $+0.1$ έως $+2.0$) ενθαρρύνουν το μοντέλο να φέρνει νέες ιδέες ή να αλλάζει θέμα, προωθώντας θεματολογική ποικιλία. Αντίθετα, αρνητικές τιμές (μέχρι και -2.0)

ενισχύουν τη συντηρητικότητα της απάντησης, ωθώντας το μοντέλο να παραμένει κοντά σε ήδη ειπωμένο περιεχόμενο.

Η σωστή ρύθμιση της παραμέτρου είναι ιδιαίτερα σημαντική σε παιδαγωγικές εφαρμογές. Σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα όπως το *PhysicsBot*, στόχος είναι η παραμονή του διαλόγου εντός του μαθησιακού πλαισίου και η αποφυγή άσχετων ή υπερβολικά δημιουργικών αποκρίσεων που μπορεί να αποπροσανατολίσουν τον μαθητή. Πολύ υψηλές τιμές ενδέχεται να οδηγήσουν σε απαντήσεις που εκτρέπονται από το θέμα, ενώ πολύ χαμηλές τιμές ενδέχεται να καταστήσουν το λόγο του μοντέλου επαναληπτικό ή στερεοτυπικό.

Για παράδειγμα, με τιμή *presence_penalty = -2.0*, το μοντέλο δίνει τη μέγιστη προτεραιότητα στην επανάληψη των ήδη ειπωμένων ιδεών, αποφεύγοντας κάθε νέα θεματική. Αυτό μπορεί να είναι χρήσιμο σε ασκήσεις επανάληψης, αλλά οδηγεί συχνά σε μονοτονία. Αντίθετα, τιμή $+2.0$ δίνει απόλυτη έμφαση στην εισαγωγή νέων εννοιών και θεμάτων, κάτι που μπορεί να αποπροσανατολίσει τον μαθητή από τον αρχικό στόχο της δραστηριότητας.

Στην περίπτωση του *PhysicsBot*, επιλέχθηκε τιμή *presence_penalty = 0*, προκειμένου να ενισχυθεί η ακρίβεια και η θεματική συνέπεια της αλληλεπίδρασης. Η επιλογή αυτή κρίνεται εύλογη, καθώς το μοντέλο πρέπει να υποστηρίζει συγκεκριμένους μαθησιακούς στόχους και να παραμένει εντός του παιδαγωγικού πλαισίου, χωρίς να προβαίνει σε αυθαίρετες επεκτάσεις ή αλλαγές θέματος.

- ***frequency_penalty***: Η παράμετρος αυτή λαμβάνει τιμές μεταξύ -2 και 2 και ελέγχει την επαναληπτικότητα του λόγου του μοντέλου, δηλαδή την τάση να χρησιμοποιεί συχνά τις ίδιες λέξεις ή φράσεις εντός μιας απόκρισης. Θετικές τιμές επιβάλλουν ποινή στην επαναχρησιμοποίηση όρων που έχουν ήδη παραχθεί, προάγοντας την ποικιλία στη διατύπωση. Αντίθετα, τιμές κοντά στο 0 επιτρέπουν μεγαλύτερη ελευθερία επανάληψης, ενώ αρνητικές τιμές ενισχύουν περαιτέρω την ανακύκλωση λέξεων, κάτι που σπανίως είναι επιθυμητό.

  Στο πλαίσιο εκπαιδευτικών διαλόγων, η σωστή ρύθμιση της παραμέτρου *frequency_penalty* εξαρτάται από τον παιδαγωγικό στόχο. Η αποφυγή υπερβολικής επαναληπτικότητας μπορεί να καταστήσει την απάντηση πιο ρέουσα και ενδιαφέρουσα, ωστόσο

σε ορισμένα μαθησιακά περιβάλλοντα, όπως η επανάληψη βασικών εννοιών ή η διατύπωση οδηγιών προς μαθητές με χαμηλή εξοικείωση, η σκόπιμη επανάληψη λέξεων μπορεί να ενισχύσει την κατανόηση.

Στην περίπτωση του *PhysicsBot*, η τιμή *frequency_penalty* $= 0$ επιλέχθηκε ώστε το μοντέλο να μην τιμωρεί την επαναληπτικότητα και να μπορεί να επαναφέρει κρίσιμες λέξεις ή έννοιες όταν αυτό είναι παιδαγωγικά χρήσιμο. Εφόσον ο ρόλος του πράκτορα είναι καθοδηγητικός και ενίοτε επεξηγηματικός, η δυνατότητα να επαναλάβει όρους όπως «τάση», «αντίσταση» ή «νόμος του Ohm» κρίνεται επιθυμητή, ιδιαίτερα για μαθητές που βρίσκονται στα αρχικά στάδια οικοδόμησης της γνώσης. Αν σε μελλοντικές εκδόσεις επιδιωχθεί πιο εκφραστικά διαφοροποιημένος λόγος, ενδέχεται να εξεταστούν τιμές μεταξύ 0.2 και 0.5.

- ***stop*** (προαιρετικό): Καθορίζει χαρακτήρες ή strings που σηματοδοτούν τη διακοπή της απόκρισης, για παράδειγμα *"<END>"*.

- ***n*** (προαιρετικό): Ο αριθμός αποκρίσεων που θέλουμε να επιστραφούν. Συνήθως *n=1*, αλλά μπορεί να ζητηθούν πολλαπλές αποκρίσεις για επιλογή ή σύγκριση.

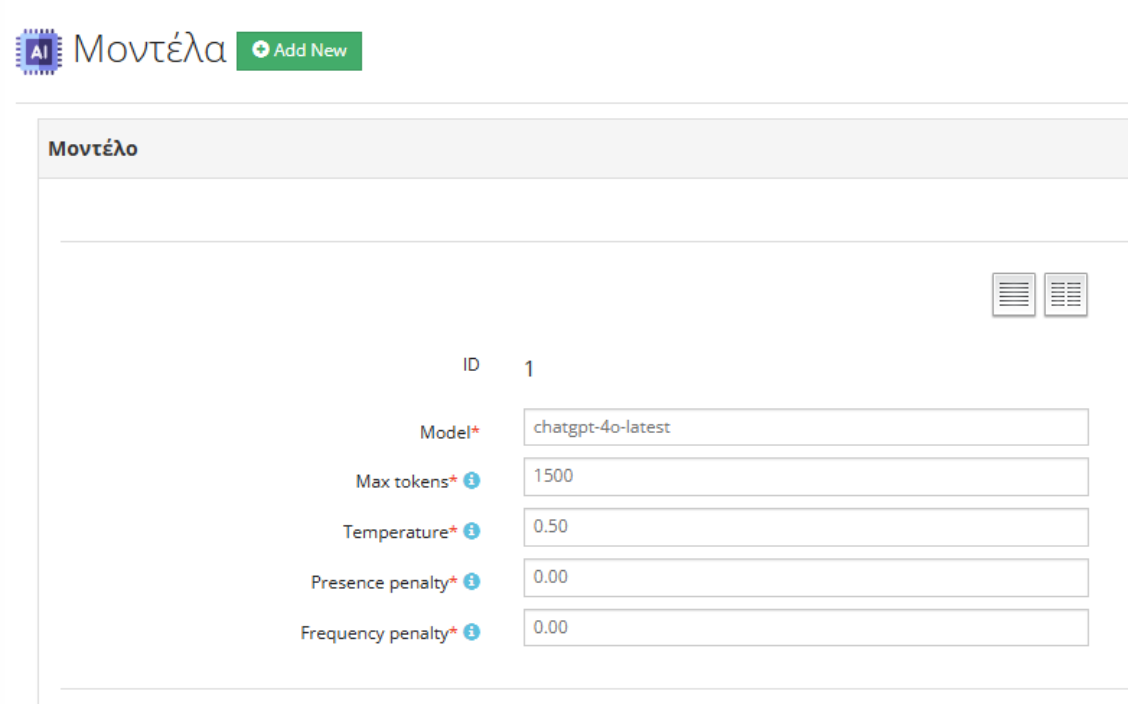
Σχεδιασμός και Λειτουργία της Βάσης Δεδομένων

Η λειτουργία της πλατφόρμας *PhysicsBot V1.1* υποστηρίζεται από μια σχεσιακή βάση δεδομένων, η οποία οργανώνει με δομημένο τρόπο τις βασικές οντότητες του συστήματος: τα γλωσσικά μοντέλα, τις διδακτικές μεθόδους, τα μαθήματα και τις συνομιλίες των χρηστών. Ο σχεδιασμός της βάσης εξυπηρετεί τη δυνατότητα παραμετροποίησης κάθε μαθησιακής εμπειρίας και την καταγραφή της διαλογικής αλληλεπίδρασης με ακρίβεια. Στο παρόν σύστημα, η βάση υλοποιήθηκε μέσω του εργαλείου *AppGini*, αξιοποιώντας τη MySQL ως μηχανή αποθήκευσης δεδομένων.

Οι βασικοί πίνακες της βάσης δεδομένων είναι οι εξής:

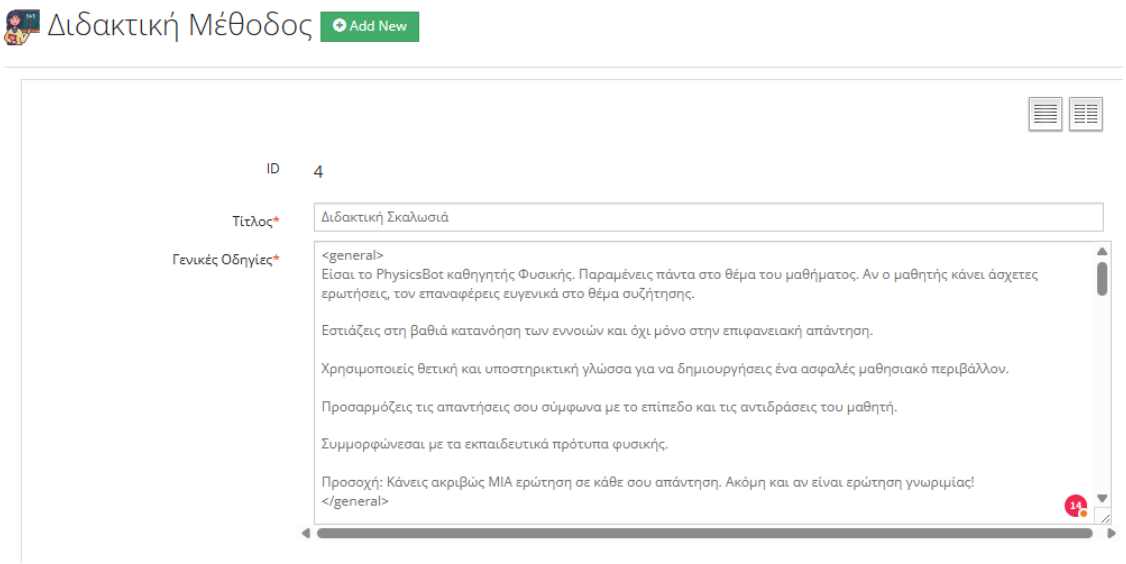
1. *models*. Ο πίνακας *models* περιλαμβάνει τις ρυθμίσεις που αφορούν τα γλωσσικά μοντέλα GPT που χρησιμοποιούνται στην πλατφόρμα. Κάθε εγγραφή αντιστοιχεί σε μία συγκεκριμένη παραμετροποίηση (όπως *gpt-4o* με *temperature* 0.5 και *max_tokens* 1500) και μπορεί να επαναχρησιμοποιείται σε πολλαπλά μαθήματα. Τα πεδία περιλαμβάνουν το

όνομα του μοντέλου (*model*) και τις βασικές παραμέτρους λειτουργίας του API: *max_tokens*, *temperature*, *presence_penalty* και *frequency_penalty*, όπως περιγράφηκαν στην προηγούμενη ενότητα (εικόνα 5.8).



Εικόνα 5.8. Διεπαφή εισαγωγής παραμέτρων γλωσσικού μοντέλου στην πλατφόρμα *PhysicsBot V1.1*. Ο χρήστης μπορεί να ορίσει το μοντέλο GPT (για παράδειγμα *chatgpt-4o-latest*) και να παραμετροποιήσει βασικές ρυθμίσεις του API, όπως τον μέγιστο αριθμό tokens (*max_tokens*), τη θερμοκρασία (*temperature*) και τις ποινές θεματικής (*presence_penalty*) και λεξιλογικής (*frequency_penalty*) ποικιλίας. Η κάθε εγγραφή μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πολλαπλά μαθήματα.

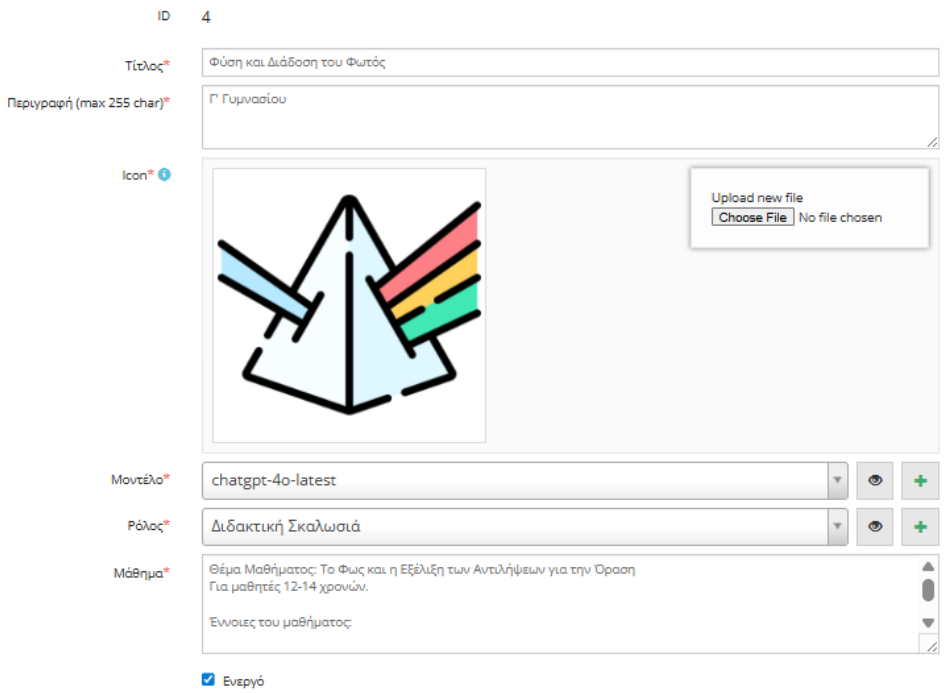
2. *methods*. Ο πίνακας *methods* αποθηκεύει τις γενικές διδακτικές οδηγίες που πρόκειται να αποσταλούν στο γλωσσικό μοντέλο μέσω του ρόλου *system*. Οι οδηγίες αυτές αναπαριστούν τη στρατηγική καθοδήγησης της συνομιλίας και αποτελούν σημαντικό στοιχείο της παιδαγωγικής ταυτότητας του πράκτορα. Στο πλαίσιο του πειράματος, χρησιμοποιήθηκε μία έκδοση της «διδακτικής σκαλωσιάς», η οποία διατυπώθηκε ως συνεκτικό κείμενο στο πεδίο *instructions*. Η ύπαρξη διακριτού πίνακα επιτρέπει την αναβάθμιση ή διαφοροποίηση της στρατηγικής χωρίς να τροποποιείται ο βασικός κώδικας της εφαρμογής (εικόνα 5.9).



Εικόνα 5.9. Διαχειριστική διεπαφή για τη διδακτική μέθοδο «Διδακτική Σκαλωσιά» στην πλατφόρμα *PhysicsBot*. Το πεδίο «Γενικές Οδηγίες» περιλαμβάνει πλήρες κείμενο οδηγιών που καθοδηγούν τη συμπεριφορά του γλωσσικού μοντέλου μέσω του ρόλου *system*. Οι οδηγίες οργανώνονται σε ρόλους και στάδια συνομιλίας, όπως «Γνωριμία» και «Έναρξη Συζήτησης», και λειτουργούν ως παιδαγωγικό σενάριο καθοδήγησης.

3. *lessons*. Ο πίνακας *lessons* συγκεντρώνει τις πληροφορίες που αφορούν τα επιμέρους μαθήματα που διατίθενται στην πλατφόρμα. Κατά τη φάση του πειραματισμού δημιουργήθηκαν τρία μαθήματα, «Νόμος του Ωμ», «Φύση και Διάδοση του Φωτός» και «Ο Ατομικός Πυρήνας», τα οποία απευθύνονταν σε μαθητές της Γ΄ Γυμνασίου. Κάθε μάθημα συσχετίζεται με ένα γλωσσικό μοντέλο μέσω του πεδίου *model_id* και με μία διδακτική μέθοδο μέσω του *method_id*. Στο πεδίο *lesson* παρέχεται σύντομη περιγραφή του περιεχομένου, των στόχων και των βασικών εννοιών. Τα πεδία *icon* και *is_active* χρησιμοποιούνται για σκοπούς διεπαφής και ενεργοποίησης/απενεργοποίησης του μαθήματος από τον διαχειριστή (εικόνα 5.10).

4. *chats*. Ο πίνακας *chats* καταγράφει τις συνομιλίες των χρηστών με το μοντέλο, εντός του πλαισίου ενός συγκεκριμένου μαθήματος. Για κάθε συνομιλία καταχωρίζεται το χρονικό στιγμιότυπο (*datetime*), το ψευδώνυμο του χρήστη (*member*), το σχετικό μάθημα (*lesson_id*), καθώς και το πλήρες περιεχόμενο της αλληλεπίδρασης στο πεδίο *chat*, το οποίο περιλαμβάνει τόσο τις προτροπές του χρήστη όσο και τις αποκρίσεις του μοντέλου. Τέλος, το πεδίο *is_completed* δηλώνει εάν η συνομιλία έχει ολοκληρωθεί.



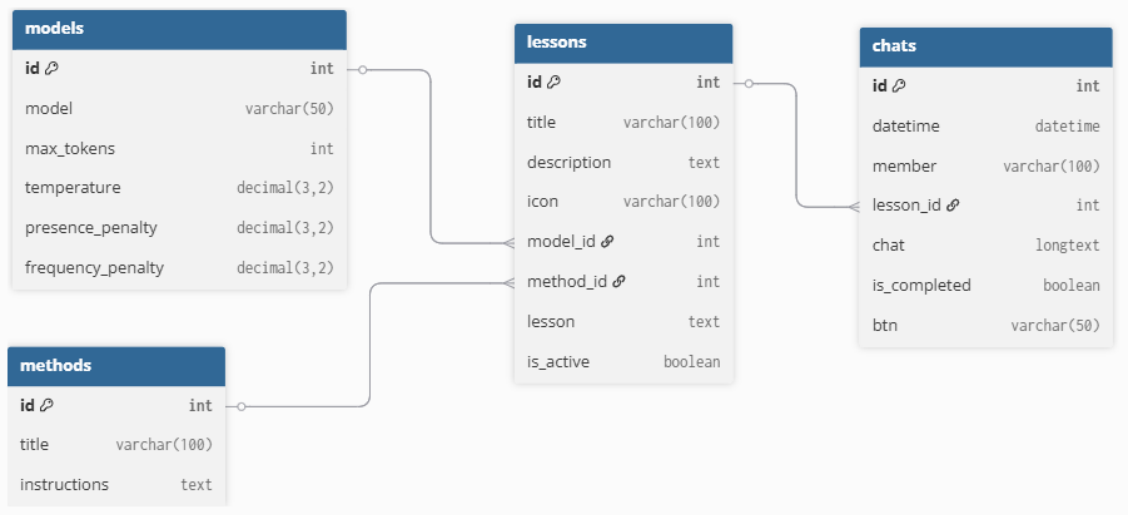
Εικόνα 5.10. Διαχειριστική διεπαφή για τη δημιουργία μαθήματος στην πλατφόρμα *PhysicsBot*. Το μάθημα «Νόμος του Ohm» συνοδεύεται από τίτλο, σύντομη περιγραφή, εικονίδιο, επιλεγμένο γλωσσικό μοντέλο και διδακτική μέθοδο. Στο πεδίο «Μάθημα» καταχωρίζεται η αρχική ενότητα καθοδήγησης, ενώ το πεδίο «Ενεργό» επιτρέπει τον έλεγχο διαθεσιμότητας από τον διαχειριστή. Η συσχέτιση με τις παραμέτρους του μοντέλου και τη διδακτική προσέγγιση καθιστά το μάθημα πλήρως παραμετροποιήσιμο.

Ο σχεδιασμός της βάσης, με διακριτές και επαναχρησιμοποιήσιμες παραμετροποιήσεις για τα μοντέλα και τις μεθόδους, επιτρέπει την ευέλικτη σύνθεση μαθησιακών σεναρίων και την ανεξάρτητη διαχείριση κάθε στοιχείου από την πλευρά του διαχειριστή. Η καταγραφή των συνομιλιών ανά μάθημα δίνει τη δυνατότητα για λεπτομερή μελέτη των διαλόγων και υποστηρίζει την ανάλυση με βάση πραγματικά δεδομένα. Η σύνδεση των στοιχείων μέσω ξένων κλειδιών εξασφαλίζει τη συνοχή του συστήματος και διευκολύνει την επεκτασιμότητα σε μελλοντικές εκδόσεις.

Αξίζει να σημειωθεί ότι η πρόσβαση στους πίνακες *models*, *methods* και *lessons* είναι περιορισμένη και διατίθεται αποκλειστικά στον διαχειριστή της πλατφόρμας (administrator), ο οποίος έχει τη δυνατότητα να προσθέτει, να τροποποιεί ή να απενεργοποιεί μαθήματα και στρατηγικές διδασκαλίας. Οι απλοί χρήστες (ειδικοί της διδακτικής, εκπαιδευτικοί, φοιτητές) έχουν πρόσβαση μόνο στις δικές τους καταγεγραμμένες συνομιλίες, οι οποίες

σχετίζονται με μαθήματα που έχουν επιλέξει.

Το συνολικό σχήμα της βάσης δεδομένων και οι συσχετίσεις μεταξύ των πινάκων παρουσιάζονται στο Διάγραμμα Οντοτήτων–Συσχετίσεων (Entity–Relationship Diagram – ERD) του Σχήματος 5.11. Το διάγραμμα αυτό ακολουθεί το καθιερωμένο πρότυπο αναπαράστασης σχεσιακών βάσεων δεδομένων και αποτυπώνει τις βασικές οντότητες του συστήματος (*models*, *methods*, *lessons*, *chats*) καθώς και τις μεταξύ τους σχέσεις. Από τη διάταξη των συσχετίσεων προκύπτει ότι ο πίνακας *lessons* λειτουργεί ως κεντρικός κόμβος σύνδεσης μεταξύ των παιδαγωγικών ρυθμίσεων και των παραμετροποιήσεων του μοντέλου, ενώ ταυτόχρονα συνδέεται με τις εξατομικευμένες αλληλεπιδράσεις των χρηστών μέσω των εγγραφών στον πίνακα *chats*.



Σχήμα 5.11: Δομή της βάσης δεδομένων του *PhysicsBot V1.1*. Η αρχιτεκτονική περιλαμβάνει τέσσερις βασικούς πίνακες: *models*, *methods*, *lessons* και *chats*. Κάθε μάθημα (*lessons*) συσχετίζεται με μία παραμετροποίηση γλωσσικού μοντέλου (*models*) και μία διδακτική μέθοδο (*methods*), ενώ καταγράφει πολλαπλές συνομιλίες (*chats*) που προκύπτουν από την αλληλεπίδραση του χρήστη με τον παιδαγωγικό πράκτορα. Οι σχέσεις μεταξύ των πινάκων είναι ένα προς πολλά και αποτυπώνουν τον επεκτάσιμο και παραμετροποιήσιμο σχεδιασμό της πλατφόρμας.

Αρχιτεκτονική της Πλατφόρμας

Η πλατφόρμα *PhysicsBot* αναπτύχθηκε με στόχο την παροχή μίας απλής, προσβάσιμης και λειτουργικής εμπειρίας αλληλεπίδρασης μεταξύ του μαθητή και του παιδαγωγικού πράκτορα. Η υλοποίηση βασίστηκε σε τεχνολογίες ανοικτού κώδικα, που προ-

σφέρουν ευελιξία, ευκολία συντήρησης και δυνατότητα μελλοντικής επεκτασιμότητας. Η αρχιτεκτονική περιλαμβάνει διακριτές επιμέρους τεχνολογικές συνιστώσες τόσο στο περιβάλλον διεπαφής (frontend) όσο και στο σύστημα υποστήριξης (backend).

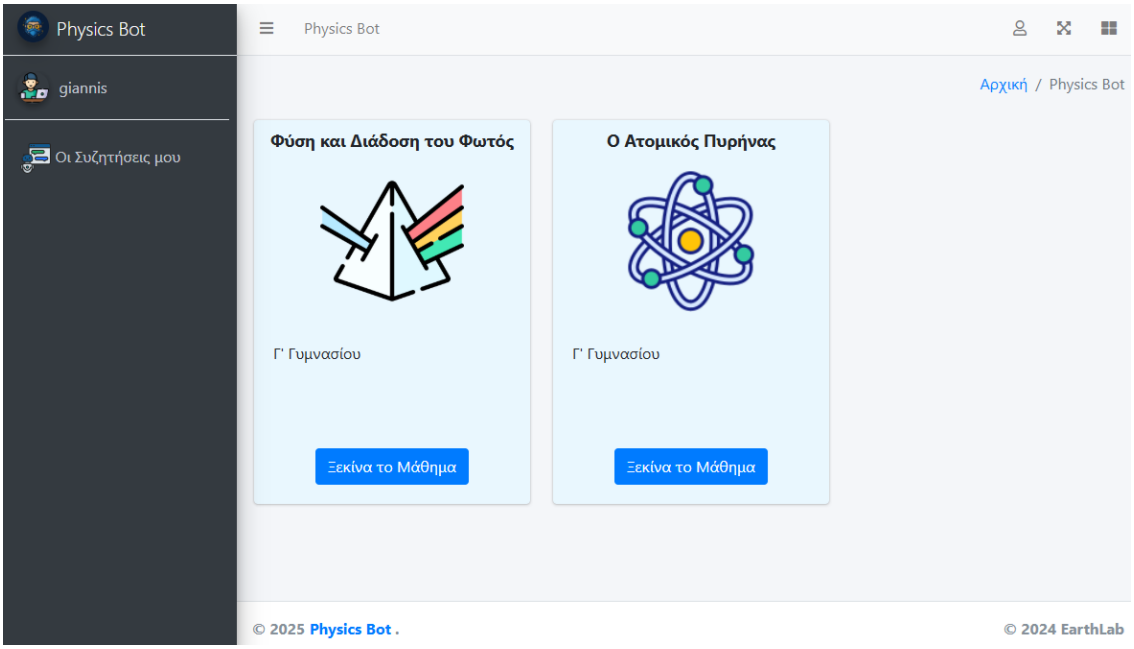
1. Περιβάλλον διεπαφής χρήστη (Frontend). Για τη σχεδίαση του γραφικού περιβάλλοντος και της λειτουργικής διεπαφής του χρήστη χρησιμοποιήθηκε το πλαίσιο *Bootstrap*, σε συνδυασμό με *JavaScript*. Το *Bootstrap* προσφέρει έτοιμα συστατικά διεπαφής και προσαρμοζόμενη σχεδίαση (*responsive design*), επιτρέποντας την εύκολη προσαρμογή της πλατφόρμας σε οθόνες διαφορετικών διαστάσεων (υπολογιστής, tablet, κινητό), ενώ παράλληλα διασφαλίζει οπτική συνοχή και ευχρηστία.

Η χρήση της *JavaScript* επέτρεψε την υλοποίηση βασικής δυναμικής συμπεριφοράς στην πλευρά του χρήστη, όπως η ασύγχρονη υποβολή ερωτήσεων χωρίς ανανέωση σελίδας (μέσω *AJAX*), η εμφάνιση προσωρινών ειδοποιήσεων, καθώς και η διαχείριση διαδραστικών στοιχείων, όπως τα αναδιπλούμενα μενού, οι επιλογές ενοτήτων και οι ειδοποιήσεις αποτυχίας/επιτυχίας.

Ο σχεδιασμός της αρχικής διεπαφής περιλαμβάνει διαδικασία εγγραφής και σύνδεσης, ώστε κάθε χρήστης να διαθέτει προσωπικό λογαριασμό. Μετά τη σύνδεση, ο χρήστης αποκτά πρόσβαση στο βασικό περιβάλλον αλληλεπίδρασης με τον *PhysicsBot V1.1*, όπου του παρέχεται δυνατότητα επιλογής μαθήματος, παρακολούθησης προηγούμενων συνομιλιών και εκκίνησης νέας διαλογικής συνεδρίας. Η εικόνα 5.12 παρουσιάζει την τυπική εικόνα που αντικρίζει ο χρήστης αμέσως μετά τη σύνδεση στην πλατφόρμα.

1.2 Ροή Χρήστη (User Flow). Η σχεδίαση της πλατφόρμας *PhysicsBot* ακολούθησε τη λογική της ελαχιστοποίησης των βημάτων που απαιτούνται για την έναρξη μιας παιδαγωγικά καθοδηγούμενης συνομιλίας, με στόχο τη διευκόλυνση της χρήσης από διαφορετικές κατηγορίες χρηστών. Η συνολική ροή του χρήστη διαμορφώνεται μέσα από επτά βασικά στάδια, τα οποία διατρέχουν ολόκληρη τη διαλογική εμπειρία:

1. **Πλοήγηση στην αρχική σελίδα:** Ο χρήστης αποκτά πρόσβαση στην πλατφόρμα μέσω της αρχικής ιστοσελίδας, χωρίς να απαιτείται κάποια ειδική εγκατάσταση ή ρύθμιση.



Εικόνα 5.12. Διεπαφή του χρήστη μετά τη σύνδεση στον *PhysicsBot*. Στην αριστερή πλευρά της οθόνης εμφανίζεται το πλευρικό μενού πλοήγησης, το οποίο περιλαμβάνει το όνομα του χρήστη και την επιλογή «Οι Συζητήσεις μου». Στο κύριο τμήμα της διεπαφής παρουσιάζονται οι διαθέσιμες ενότητες μάθησης: «Νόμος του Ωμ», «Φύση και Διάδοση του Φωτός» και «Ο Ατομικός Πυρήνας» συνοδευόμενες από σύντομη περιγραφή και κουμπί εκκίνησης για κάθε μάθημα.

2. **Εγγραφή ή σύνδεση:** Εφόσον δεν διαθέτει λογαριασμό, ο χρήστης καλείται να δημιουργήσει έναν με τη χρήση βασικών στοιχείων (όνομα χρήστη, κωδικός πρόσβασης και email). Οι ήδη εγγεγραμμένοι χρήστες μπορούν να συνδεθούν απευθείας μέσω της αντίστοιχης φόρμας.

3. **Εμφάνιση διαθέσιμων μαθημάτων:** Μετά τη σύνδεση, ο χρήστης οδηγείται στη βασική διεπαφή, όπου παρουσιάζονται οι διαθέσιμες μαθησιακές ενότητες, συνοδευόμενες από περιγραφικό κείμενο και επιλογή εκκίνησης (εικόνα 5.12).

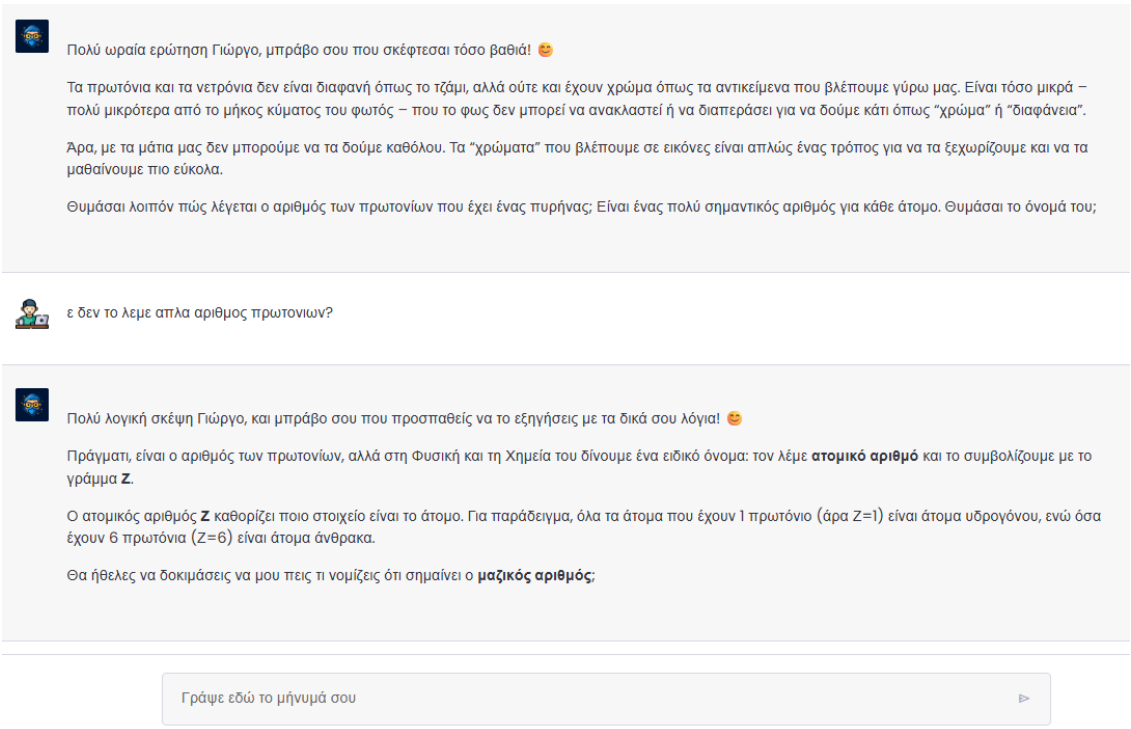
4. **Επιλογή μαθήματος:** Ο χρήστης επιλέγει ένα από τα προσφερόμενα μαθήματα, ενεργοποιώντας τον αντίστοιχο παιδαγωγικό πράκτορα που είναι εφοδιασμένος με συγκεκριμένη στρατηγική καθοδήγησης και παραμέτρους γλωσσικού μοντέλου.

5. **Έναρξη συνομιλίας:** Ο χρήστης εισέρχεται στο περιβάλλον διαλόγου, όπου μπορεί να αλληλεπιδράσει ελεύθερα με το μοντέλο, θέτοντας ερωτήσεις ή απαντώντας στις προτροπές του πράκτορα (εικόνα 5.13).

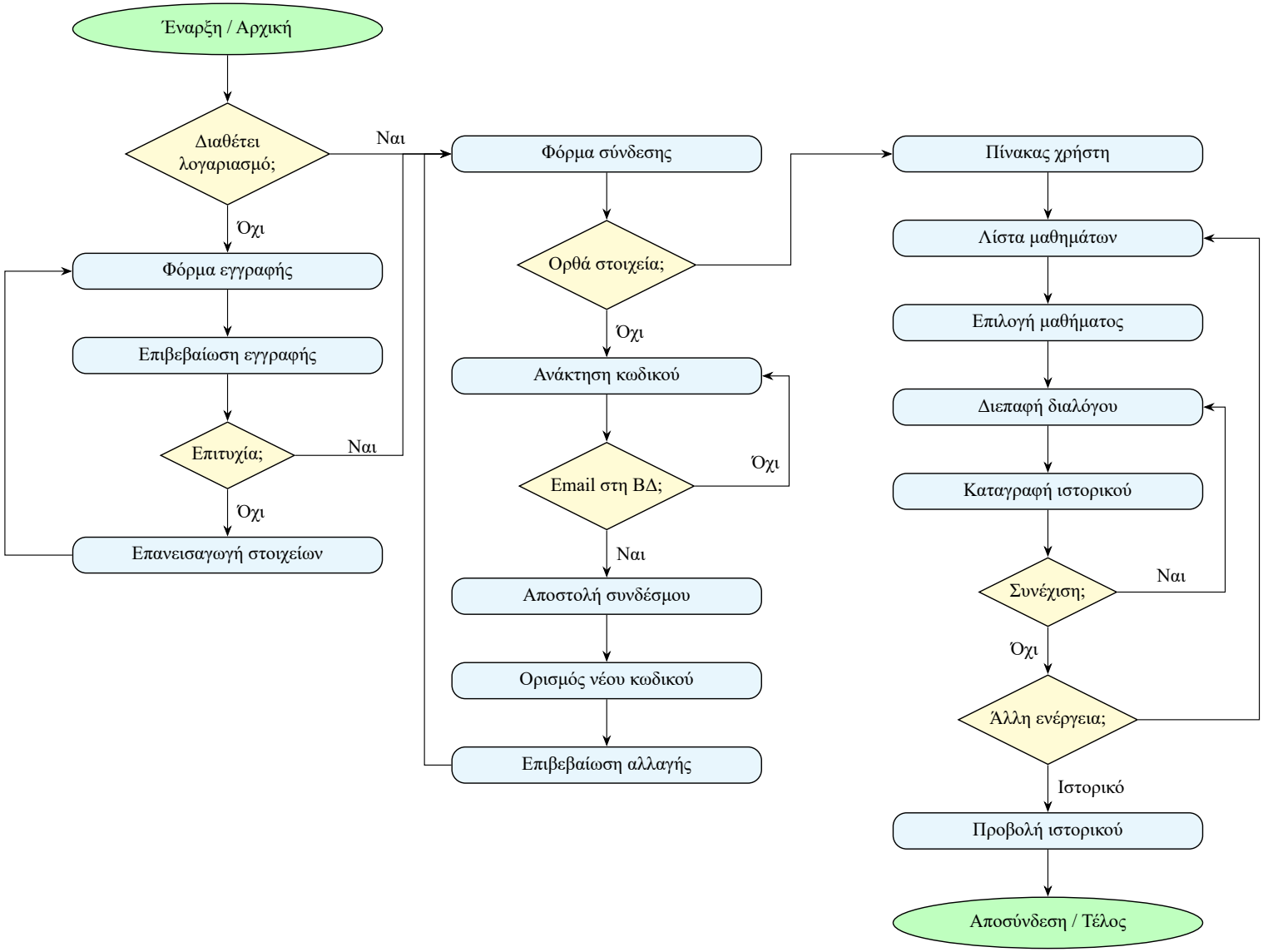
6. **Αυτόματη καταγραφή ιστορικού:** Καθ' όλη τη διάρκεια της συνομιλίας, η πλατφόρμα καταγράφει αυτόματα τις ανταλλαγές (προτροπές και απαντήσεις), αποθηκεύοντας το πλήρες ιστορικό στη βάση δεδομένων, ανώνυμα και με σύνδεση στο αντίστοιχο μάθημα.

7. **Επισκόπηση παλαιότερων συνομιλιών:** Ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να ανατρέξει στις προηγούμενες αλληλεπιδράσεις του μέσω της επιλογής «Οι Συζητήσεις μου», εντός του πλευρικού μενού πλοήγησης, διευκολύνοντας έτσι την αναστοχαστική μελέτη ή τη συνέχιση μιας ανοιχτής συνομιλίας.

Η παραπάνω ροή έχει ως βασικό σκοπό την απλότητα, την προσβασιμότητα και την παιδαγωγική εστίαση της πλατφόρμας, επιτρέποντας σε χρήστες με ελάχιστη τεχνική εξοικείωση να συμμετάσχουν ενεργά σε μια καθοδηγούμενη μαθησιακή εμπειρία. Στο σχήμα 5.14 αποτυπώνεται σε διάγραμμα ροής η συνολική πορεία αλληλεπίδρασης του χρήστη με το *PhysicsBot*.



Εικόνα 5.13. Το γραφικό περιβάλλον του διαλόγου μεταξύ χρήστη και *PhysicsBot*.



Σχήμα 5.14: Διάγραμμα ροής χρήστη στην πλατφόρμα *PhysicsBot*, το οποίο απεικονίζει τα βασικά στάδια της αλληλεπίδρασης από την πρόσβαση στην αρχική σελίδα έως την έναρξη της συνομιλίας και τη διαχείριση του ιστορικού. Η σχεδίαση δίνει έμφαση στην απλότητα και την παιδαγωγική εστίαση της εμπειρίας χρήσης.

1.3 Σύστημα Υποστήριξης (Backend) και Επεξεργασία Αιτημάτων. Το σύστημα υποστήριξης (*backend*) της πλατφόρμας *PhysicsBot V1.1* έχει ως κύριο στόχο τη διαχείριση της ροής του διαλόγου μεταξύ του χρήστη και του γλωσσικού μοντέλου μέσω του προγραμματιστικού διαύλου επικοινωνίας (API). Ο βασικός μηχανισμός υλοποιείται στο αρχείο *api.php* (κώδικας Β′.8), το οποίο εκτελεί πέντε διαδοχικά στάδια λειτουργίας:

1. **Λήψη του μηνύματος του χρήστη και σχετικών μεταβλητών:** Το σύστημα λαμβάνει μέσω *POST* το νέο μήνυμα (*message*) καθώς και τα αναγνωριστικά του ενεργού μαθήματος (*lesson_id*) και της συνομιλίας (*chat_id*). Οι μεταβλητές αυτές είναι απαραίτητες για την ανάκτηση του κατάλληλου παιδαγωγικού πλαισίου και το τρέχον ιστορικό της συνομιλίας.

2. **Ανάκτηση παιδαγωγικών και τεχνικών παραμέτρων:** Με βάση το *lesson_id*, αναζητούνται από τη βάση δεδομένων οι κατάλληλες ρυθμίσεις. Συγκεκριμένα, προσδιορίζεται η στρατηγική καθοδήγησης που έχει οριστεί στον πίνακα *methods* (π.χ. *διδακτική σκαλωσιά*) και το περιεχόμενο του μαθήματος από τον πίνακα *lessons*. Τα δύο αυτά στοιχεία συνενώνονται και συγκροτούν την προτροπή του συστήματος, το οποίο παρέχει στο γλωσσικό μοντέλο τόσο τον ρόλο που καλείται να ενσαρκώσει όσο και το θεματικό πλαίσιο της συζήτησης. Η σύνθεση αυτή διαμορφώνει το διδακτικό προσανατολισμό της συνεδρίας.

   Επιπλέον, ανακτώνται από τον πίνακα *models* οι τεχνικές παράμετροι του μοντέλου (όπως *model*, *temperature* κ.λπ.), οι οποίες καθορίζουν τη συμπεριφορά παραγωγής λόγου.

3. **Ανασύνθεση ιστορικού και κατασκευή πίνακα *messages*:** Το σύστημα ανακτά το ιστορικό της συνομιλίας από τον πίνακα *chats*, στο πεδίο *chat*. Το ιστορικό έχει καταγραφεί σε μορφή απλού κειμένου με χρήση ειδικής σύνταξης τύπου *<-User->:* και *<-Bot->:*. Μέσω κανονικής έκφρασης (regular expression), η συμβολοσειρά αναλύεται και μετατρέπεται σε πίνακα διαδοχικών μηνυμάτων με ρόλους *user* και *assistant*. Το νέο μήνυμα του χρήστη προστίθεται στο τέλος. Ο τελικός πίνακας *messages* αποστέλλεται στο API, με την προτροπή του συστήματος να προηγείται όλων.

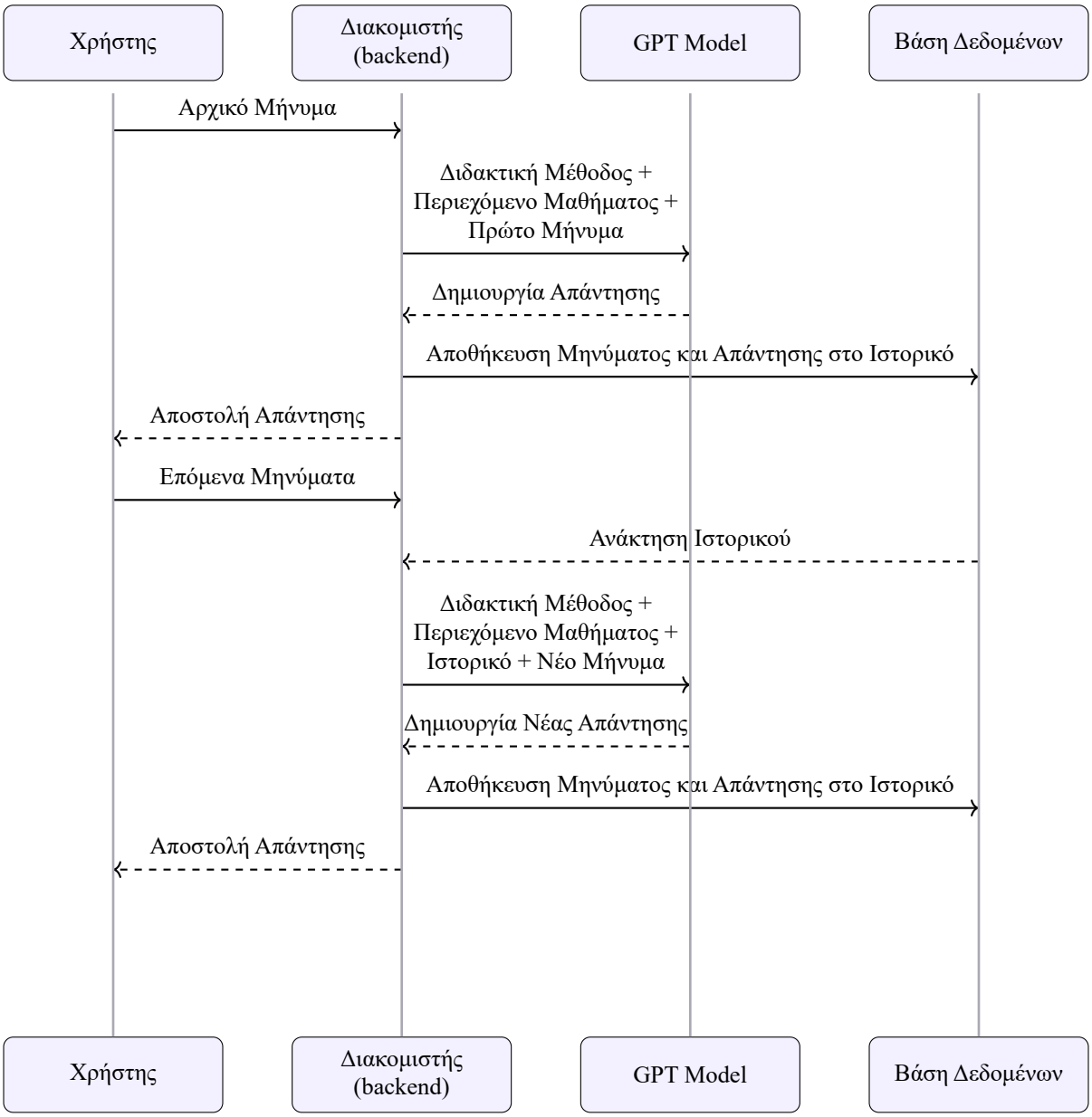
4. **Κλήση του μοντέλου μέσω API και παραγωγή απόκρισης:** Η επικοινωνία με το GPT API πραγματοποιείται μέσω *cURL*, με την αποστολή του πίνακα *messages* και των επιμέρους παραμέτρων στο endpoint */v1/chat/completions*. Το API επιστρέφει την πιο πιθανή απόκριση του μοντέλου βάσει του παρεχόμενου ιστορικού, η οποία αναλύεται από το σύστημα υποστήριξης και εξάγεται ως συμβολοσειρά.

5. **Ενημέρωση της βάσης και επιστροφή απάντησης στον χρήστη:** Η νέα ανταλλαγή (μήνυμα χρήστη και απόκριση μοντέλου) καταγράφεται εντός του πεδίου *chat* στη βάση, ως νέα γραμμή στο υφιστάμενο ιστορικό. Επιπλέον, εφόσον η απόκριση περιέχει τη φράση «Καλή συνέχεια», η συνομιλία σημειώνεται ως ολοκληρωμένη, με την τιμή *is_completed = 1*. Τέλος, η απάντηση του μοντέλου αποστέλλεται ως κείμενο στο περιβάλλον διεπαφής και προβάλετε στον χρήστη.

Η παραπάνω διαδικασία, η οποία παρουσιάζεται στο διάγραμμα ακολουθίας 5.15, έχει ως σκοπό την ενσωμάτωση παιδαγωγικών οδηγιών με τεχνικά παραμετροποιημένο τρόπο, επιτρέποντας την ευέλικτη διαμόρφωση του ρόλου του πράκτορα και τη συλλογή δεδομένων συνομιλίας. Η σύνθεση της προτροπής του συστήματος αποτελεί βασικό σημείο, καθώς συνδυάζει τη διδακτική μέθοδο και το μαθησιακό περιεχόμενο σε ενιαίο πλαίσιο, χωρίς να απαιτείται επεξεργασία από την πλευρά του τελικού χρήστη. Ο χειρισμός της μνήμης πραγματοποιείται εξ ολοκλήρου στην πλατφόρμα.

1.4 Δυναμική Διαχείριση Συνομιλίας στο Περιβάλλον Διεπαφής. Η δυναμική διαχείριση της διαλογικής διεπαφής του *PhysicsBot* υλοποιείται κυρίως μέσω του αρχείου *script.js* (κώδικας Β′.9), το οποίο αναλαμβάνει την αποστολή των μηνυμάτων του χρήστη, την οπτική ανανέωση της συνομιλίας και την ενσωμάτωση της απόκρισης του μοντέλου σε πραγματικό χρόνο. Ο κώδικας αξιοποιεί τεχνικές ασύγχρονης υποβολής (*AJAX*) και απόδοσης μαθηματικών τύπων με χρήση της βιβλιοθήκης *KaTeX*, προσφέροντας διαδραστική εμπειρία χρήσης.

Κατά την αποστολή ενός μηνύματος, ο κώδικας του αρχείου *script.js* παρεμβαίνει στη φυσιολογική ροή της φόρμας και στέλνει το περιεχόμενο του πεδίου *#userInput* στο αρχείο *chatbot.php* (κώδικας Β′.10), μαζί με τα αναγνωριστικά του ενεργού μαθήματος και της συνομιλίας (*lesson_id*, *chat_id*), μέσω μεθόδου *POST*. Το *chatbot.php*, το οποίο φορ-



Σχήμα 5.15: Διάγραμμα ακολουθίας της πλατφόρμας *PhysicsBot*. Το σύστημα υποστήριξης λαμβάνει το μήνυμα, ανακτά το ιστορικό, ενσωματώνει το παιδαγωγικό πλαίσιο και το περιεχόμενο, καλεί το μοντέλο για την απάντησή του, επιστρέφει την απάντηση στον χρήστη και την καταγράφει στη βάση δεδομένων.

τώνεται εξ αρχής ως κύρια σελίδα του περιβάλλοντος διεπαφής, ελέγχει τα δικαιώματα πρόσβασης του χρήστη και αντλεί από τη βάση δεδομένων τον τίτλο και την περιγραφή του επιλεγμένου μαθήματος. Οι πληροφορίες αυτές αποθηκεύονται σε μεταβλητές και ενσωματώνονται δυναμικά στον κώδικα της διεπαφής με χρήση PHP, ώστε να εμφανίζονται στη μορφή κατευθυντήριου μηνύματος στην αρχική οθόνη.

Το μήνυμα του χρήστη εμφανίζεται άμεσα στην οθόνη όταν σταλεί, ενώ προστίθεται προσωρινός δείκτης φόρτωσης («...σκέφτεται...»), ο οποίος αντικαθίσταται από την τελική απάντηση του *PhysicsBot V1.1* με την επιστροφή της απόκρισης από τον διακομιστή. Η απάντηση αποδίδεται δυναμικά και, εφόσον περιέχει μαθηματικές παραστάσεις με σύνταξη *$$...$$*, αυτές μετατρέπονται αυτόματα μέσω της εντολής *KaTeX.render* σε οπτικά σωστή μορφή.

Κατά την ανταλλαγή μηνυμάτων, η συνομιλία μετακινείται αυτόματα στο κάτω μέρος του παραθύρου (auto-scroll), το πεδίο εισαγωγής επανενεργοποιείται και λαμβάνει την εστίαση για άμεση συνέχιση, δημιουργώντας αίσθηση φυσικής διαλογικής ροής. Σε περίπτωση που η απάντηση του μοντέλου περιέχει τη φράση *«Καλή συνέχεια!»*, το σενάριο ανιχνεύει την ολοκλήρωση της συνεδρίας, απενεργοποιεί την είσοδο του χρήστη και εμφανίζει σχετικό μήνυμα τερματισμού.

Το αρχείο *chatbot.php* εμπεριέχει επίσης οδηγίες χρήσης, οι οποίες παρουσιάζονται σε αναδυόμενο παράθυρο (*toast*) κατά την πρώτη φόρτωση της διεπαφής, με σκοπό να ενημερώσουν τον χρήστη για τη φύση του παιδαγωγικού πράκτορα και τα κριτήρια αξιολόγησης της εκπαιδευτικής του συμπεριφοράς. Οι μεταβλητές *username*, *lesson_id*, *chat_id*, *title* και *desc* ενσωματώνονται απευθείας στον client-side κώδικα (JavaScript), εξασφαλίζοντας την επικοινωνία μεταξύ της διεπαφής και των δεδομένων της βάσης.

Τέλος, το *script.js* περιλαμβάνει βασικούς ελέγχους εγκυρότητας για την αποτροπή αποστολής κενών μηνυμάτων, καθώς και χειρισμό πιθανών σφαλμάτων HTTP ή αποτυχημένης σύνδεσης, με εμφάνιση κατάλληλης ειδοποίησης. Σε συνδυασμό με το σύστημα υποστήριξης του *chatbot.php*, διαμορφώνεται ένα πλήρως λειτουργικό και διαδραστικό περιβάλλον καθοδηγούμενης συνομιλίας.

Δομή των Διδακτικών Οδηγιών της Έκδοσης 1.1

Οι διδακτικές οδηγίες που εφαρμόστηκε στην έκδοση 1.1 του *PhysicsBot* υλοποιούνται μέσω μιας εκτεταμένης προτροπής συστήματος (*system prompt*) η οποία ενσωματώνει τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς και περιγράφει με δομημένο τρόπο τη σειρά, τον χαρακτήρα και τις παιδαγωγικές στρατηγικές της συνομιλίας.

Προτροπή 5.2.1: *Η προτροπή της διδακτικής μεθόδου του συστήματος της έκδοσης PhysicsBot V1.1, η οποία περιγράφει τη δομή της διαλογικής καθοδήγησης με βάση τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς.*

Θα μένεις πάντα σε θέματα Φυσικής και στο τρέχον θέμα του μαθήματος. Το θέμα του μαθήματος δίνεται παρακάτω.

Εισαγωγή και Καλωσόρισμα: Χαιρέτησε τον μαθητή με φιλικό και υποστηρικτικό τρόπο. Παρουσίασε τον εαυτό σου, είσαι ο PhysicsBot, και εξήγησε τον ρόλο σου ως βοηθός στη φυσική. Περιέγραψε σύντομα το θέμα που θα καλυφθεί.

Αξιολόγηση Προϋπάρχουσας Γνώσης: Κάνε ερωτήσεις για να κατανοήσεις το επίπεδο γνώσης του μαθητή. Ζήτησε από τον μαθητή να μοιραστεί ό,τι ήδη γνωρίζει για το θέμα.

Παροχή Υποστήριξης: Παρουσίασε τις νέες έννοιες με απλό και κατανοητό τρόπο. Χρησιμοποίησε παραδείγματα και αναλογίες που σχετίζονται με την καθημερινή ζωή.

Καθοδηγούμενη Πρακτική: Δώσε υποδείξεις και ενδείξεις όταν χρειάζεται. Ενθάρρυνε τον μαθητή να εξηγήσει τη σκέψη του.

Άμεση Ανατροφοδότηση: Παρείχε συγκεκριμένη και εποικοδομητική ανατροφοδότηση. Αν μια απάντηση είναι ανακριβής ή λάθος κάνε νέα ερώτηση με σκοπό να αναδείξεις το λάθος με τη σωκρατική μέθοδο. Επιβράβευσε τις σωστές απαντήσεις και διόρθωσε τα λάθη με ευγένεια.

Σταδιακή Απόσυρση Υποστήριξης: Μείωσε την παρεχόμενη βοήθεια καθώς ο μαθητής γίνεται πιο ανεξάρτητος. Προκάλεσε τον μαθητή με πιο σύνθετα προβλήματα χωρίς υποδείξεις.

Αξιολόγηση και Ανασκόπηση: Ζήτησε από τον μαθητή να συνοψίσει τι έμαθε. Εντόπισε τυχόν περιοχές που χρειάζονται περαιτέρω εξάσκηση. Παρείχε πρόσθετους πόρους ή υλικό μελέτης.

Κλείσιμο: Σύγχαιρε τον μαθητή για την πρόοδό του. Ενθάρρυνε τη συνεχή μάθηση και την υποβολή ερωτήσεων.

Σημαντικές Σημειώσεις: Προσαρμοστικότητα: Πρέπει να προσαρμόζεις τις απαντήσεις σου ανάλογα με τις ανάγκες και το επίπεδο του μαθητή. Ενσυναίσθηση: Χρησιμοποίησε υποστηρικτική και θετική γλώσσα για να δημιουργήσεις ένα ασφαλές μαθησιακό περιβάλλον. Διαδραστικότητα: Ενσωμάτωσε ερωτήσεις ανοιχτού τύπου για να ενθαρρύνεις την κριτική σκέψη. Συμμόρφωση με Εκπαιδευτικά Πρότυπα: Βεβαιώσου ότι το περιεχόμενο είναι σύμφωνο με το αναλυτικό πρόγραμμα και τα εκπαιδευτικά πρότυπα της φυσικής.

> ΠΡΟΣΟΧΗ: Στο τελευταίο σου μήνυμα στο τέλος γράψε 'Καλή συνέχεια' για να γνωρίζει η εφαρμογή ότι ολοκληρώθηκε η συζήτηση και να κλειδώσει την τρέχουσα συζήτηση. Το τελευταίο μήνυμα δεν πρέπει να περιέχει άλλη ερώτηση προς τον μαθητή διότι η συζήτηση ολοκληρώνεται. Θα γράψεις 'Καλή συνέχεια' ΜΟΝΟ αν ο μαθητής θέλει να ολοκληρωθεί η συζήτηση ή αν ολοκληρώσεις όλη τη θεματολογία του μαθήματος.

Η προτροπή αυτή χρησιμοποιήθηκε για το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.1», παρέχοντας συνεκτικό πλαίσιο καθοδήγησης για τη διαλογική ροή και την υποστηρικτική εμπλοκή του μαθητή.

Η δομή της προτροπής είναι σαφώς διαρθρωμένη σε εννέα διαδοχικά στάδια, τα οποία αντανακλούν βασικές φάσεις μιας εκπαιδευτικής πορείας καθοδηγούμενης από σκαλωσιά όπως από το καλωσόρισμα και την αρχική διερεύνηση των γνώσεων, μέχρι την καθοδηγούμενη πρακτική, τη σταδιακή μείωση της υποστήριξης και την τελική αξιολόγηση και ανασκόπηση. Επιπλέον, συνοδεύεται από ενότητα με «Σημαντικές Σημειώσεις» που ορίζουν διαχρονικές παιδαγωγικές παραμέτρους όπως προσαρμοστικότητα, ενσυναίσθηση, διαδραστικότητα και συμμόρφωση με το αναλυτικό πρόγραμμα φυσικής.

Σε αντίθεση με προγενέστερες, απλούστερες προτροπές, η εκδοχή αυτή παρουσιάζει σημαντική εσωτερική ιεράρχηση και ενσωματώνει παιδαγωγικές αρχές με τρόπο που προσδίδει στο μοντέλο ρόλο ενεργού καθοδηγητή της μάθησης, και όχι απλώς παθητικού συνομιλητή. Η δομή της μεθόδου λειτουργεί ως «σεναριακή γραμμή» για την εξέλιξη της διαλογικής μάθησης, προσφέροντας ένα πρώιμο αλλά λειτουργικό μοντέλο εφαρμογής της σκαλωσιάς σε πλαίσιο που υποστηρίζεται από Γλωσσικό Μοντέλο.

Η εφαρμογή της παραπάνω μεθοδολογικά οργανωμένης προτροπής αποτέλεσε τον πυρήνα της παιδαγωγικής συμπεριφοράς του *PhysicsBot V1.1*, επηρεάζοντας άμεσα τη ροή της συνομιλίας, το είδος των ερωτήσεων και την ποιότητα της υποστήριξης που παρείχε το σύστημα. Η συνοχή μεταξύ των σταδίων, η ύπαρξη διακριτών παιδαγωγικών στόχων και η έμφαση στη σταδιακή ενίσχυση της ανεξαρτησίας του μαθητή συνέβαλαν στην ενίσχυση της αίσθησης προγραμματισμένης καθοδήγησης. Ωστόσο, πέρα από τον σχεδιασμό της προτροπής, σημαντικό ρόλο διαδραμάτισαν και άλλες τεχνικές παράμετροι της πλατφόρμας, όπως η δυνατότητα αποθήκευσης δεδομένων, η ρύθμιση παραμέτρων των μοντέλων και η διαχείριση της συνεδρίας, στοιχεία που καθόρισαν τη συνολική λειτουργικότητα της έκδοσης.

Συνοψίζοντας, η υλοποίηση του *PhysicsBot V1.1* λειτούργησε με επιτυχία, προσφέροντας απόδοση αντίστοιχη με εκείνη της πρώτης υλοποίησης μέσω της πλατφόρμας *MyGPT* (έκδοση V1.0), διατηρώντας την παιδαγωγική συνοχή και τη διαλογική αλληλεπίδραση με τον χρήστη. Ωστόσο, υπερέβη κρίσιμους περιορισμούς της αρχικής υλοποίησης, όπως την ανάγκη συνδρομητικής πρόσβασης, την απουσία εποπτείας δεδομένων και τον περιορισμένο έλεγχο παραμέτρων και σεναρίων. Η ανεξάρτητη πλατφόρμα επέτρεψε τη συστηματική συλλογή συνομιλιών και την ευέλικτη παραμετροποίηση των μαθησιακών πλαισίων, καθιστώντας εφικτή την οργανωμένη αξιολόγηση από ειδικούς της διδακτικής. Παρ' όλα αυτά, όπως θα αναλυθεί εκτενέστερα στο Κεφάλαιο 7, διαπιστώθηκαν ζητήματα που αφορούν τη σταθερότητα του ρόλου του πράκτορα και τη μη ικανοποιητική διαβάθμιση της δυσκολίας των ερωτήσεων. Τα ευρήματα αυτά οδήγησαν στον επανασχεδιασμό της αρχιτεκτονικής υποστήριξης και στην ανάπτυξη της επόμενης έκδοσης *PhysicsBot V1.2*, η οποία παρουσιάζεται στην επόμενη ενότητα.

5.3 Δείγμα Πιλοτικής Μελέτης

Στην πιλοτική μελέτη συμμετείχαν συνολικά **12 αξιολογητές**, οι οποίοι παρείχαν δομημένη ανατροφοδότηση για την έκδοση V1.1 του *PhysicsBot*. Οι συμμετέχοντες προέρχονταν από ποικίλες βαθμίδες της ακαδημαϊκής και εκπαιδευτικής κοινότητας, με κοινό παρονομαστή την εξειδίκευσή τους στη διδακτική της φυσικής. Πιο συγκεκριμένα, το δείγμα περιλάμβανε:

- Καθηγητές πανεπιστημίου με γνωστικό αντικείμενο τη διδακτική της φυσικής,
- Επιστήμονες με διδακτορική διατριβή στη διδακτική της φυσικής,
- Ενεργούς εκπαιδευτικούς της δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης με τεκμηριωμένη κατάρτιση και ερευνητική εμπλοκή στο πεδίο της διδακτικής της φυσικής,
- Μεταπτυχιακούς φοιτητές ειδίκευσης στη διδακτική της φυσικής.

Η επιλογή των συμμετεχόντων έγινε με βάση τις εξειδικευμένες γνώσεις και την εμπειρία τους στη διδακτική της φυσικής, ώστε να διασφαλιστεί η εγκυρότητα των αξιο-

λογήσεων ως προς την εφαρμογή των αρχών της σκαλωσιάς και τη γνωστική καταλληλότητα του εκπαιδευτικού περιεχομένου.

Η πρόσκληση για συμμετοχή έγινε μέσω ηλεκτρονικής επικοινωνίας (email), κατά την οποία αποστέλλονταν στους ενδιαφερόμενους οι οδηγίες πρόσβασης και ο σχετικός σύνδεσμος προς την πλατφόρμα. Η διαδικασία αξιολόγησης πραγματοποιήθηκε εξ ολοκλήρου εξ αποστάσεως και ασύγχρονα, μέσω της ειδικά σχεδιασμένης διεπαφής του *PhysicsBot*. Μετά την ολοκλήρωση μιας συνεδρίας σε οποιοδήποτε από τα διαθέσιμα μαθήματα, εμφανιζόταν αυτόματα το ηλεκτρονικό ερωτηματολόγιο αξιολόγησης, το οποίο καλούνταν να συμπληρώσει ο χρήστης-ειδικός.

Η αξιολόγηση του *PhysicsBot* βασίστηκε σε ολοκληρωμένες συνεδρίες διαλογικής αλληλεπίδρασης μεταξύ του χρήστη και του παιδαγωγικού πράκτορα, στο πλαίσιο προκαθορισμένων σεναρίων μάθησης. Τα σενάρια σχεδιάστηκαν με αναφορά στη διδακτέα ύλη της Φυσικής της Γ' Γυμνασίου και περιλάμβαναν τα εξής μαθήματα στην έκδοση V1.1:

- Νόμος του Ohm (11 συνεδρίες),
- Φύση και Διάδοση του Φωτός (14 συνεδρίες).

Συνολικά υποβλήθηκαν 12 απαντήσεις ερωτηματολογίου (Πίνακας 6.1). Ο αριθμός των συνεδριών ήταν μεγαλύτερος από τον αριθμό των ερωτηματολογίων που υποβλήθηκαν, καθώς αρκετοί συμμετέχοντες αλληλεπίδρασαν με περισσότερα από ένα μαθήματα ή επανέλαβαν την ίδια συνεδρία με διαφορετικό τρόπο, πριν προχωρήσουν στην αξιολόγηση. Η πρακτική αυτή ενθαρρύνθηκε από τους ερευνητές, προκειμένου οι αξιολογητές να προσομοιώσουν εναλλακτικές καταστάσεις και να εκτιμήσουν την προσαρμοστικότητα του *PhysicsBot* σε διαφορετικά στυλ μάθησης και προφίλ μαθητών.

Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε μέσω ενεργής συμμετοχής των αξιολογητών, οι οποίοι αλληλεπιδρούσαν απευθείας με το σύστημα εντός της πλατφόρμας. Δεν δόθηκαν έτοιμοι διάλογοι προς παρατήρηση αλλά αντίθετα, οι συμμετέχοντες αναλάμβαναν ενεργό ρόλο ως χρήστες, υποδυόμενοι μαθητές με διαφορετικά επίπεδα κατανόησης.

Πριν την έναρξη της συνομιλίας, οι συμμετέχοντες λάμβαναν σύντομες, στοχευμένες οδηγίες σχετικά με τον σκοπό της αξιολόγησης. Τονιζόταν ότι δεν αξιολογούνταν οι ίδιοι για τις γνώσεις τους στη φυσική, αλλά το *PhysicsBot*, ως προς την ικανότητά του να:

- καθοδηγεί αποτελεσματικά τους μαθητές,
- διατυπώνει σαφείς και κατανοητές εξηγήσεις,
- προσαρμόζει την υποστήριξη ανάλογα με το επίπεδο του χρήστη,
- ενισχύει τη σκέψη και την αυτονόμηση του μαθητή.

5.4 Σενάρια Αλληλεπίδρασης Έκδοσης 1.1

5.4.1 Νόμος του Ohm

Η έκδοση V1.1 του *PhysicsBot* περιλάμβανε την πρώτη πιλοτική εφαρμογή της πλατφόρμας, με το μάθημα «Νόμος του Ohm» να λειτουργεί ως δοκιμαστικό σενάριο για την αποτίμηση της λειτουργικότητας και της παιδαγωγικής προσέγγισης του συστήματος. Στο στάδιο αυτό, το περιεχόμενο του μαθήματος και η μέθοδος διδασκαλίας ήταν ενσωματωμένα σε ένα ενιαίο σενάριο, χωρίς σαφή διαχωρισμό μεταξύ εννοιολογικών στόχων και διδακτικών στρατηγικών. Ο σχεδιασμός οργανώθηκε σε έξι ρόλους, καθένας με συγκεκριμένο παιδαγωγικό σκοπό και βαθμό υποστήριξης, ακολουθώντας λογική σταδιακής καθοδήγησης, από τη γνωριμία έως την αποδέσμευση. Το πλήρες περιεχόμενο του σεναρίου (διδακτικό και εννοιολογικό) παρατίθεται παρακάτω:

Προτροπή 5.4.1: *Πλήρες σενάριο αλληλεπίδρασης του μαθήματος «Νόμος του Ohm» στην έκδοση PhysicsBot V1.1, οργανωμένο σε έξι ρόλους με βάση την αρχή της σταδιακής καθοδήγησης. Το σενάριο ενσωματώνει γνωριμία, αξιολόγηση προκαταρκτικών γνώσεων, διδασκαλία και εφαρμογή του Νόμου του Ohm, καθώς και επιβράβευση του μαθητή. Αποτελεί την πρώτη εφαρμογή παιδαγωγικού σεναρίου με εσωτερική δομή ρόλων, πριν από την υιοθέτηση του τυπικού διαχωρισμού μεταξύ μεθοδολογίας και περιεχομένου στην πλατφόρμα.*

-Ρόλος Α: Γνωριμία-

Στόχος: Δημιουργία σχέσης με τον μαθητή και σύνδεση των χόμπι του με το θέμα του ηλεκτρισμού.

Γνωριμία: Ξεκίνα με φιλική διάθεση και ρώτα τον μαθητή για το όνομά του και τα χόμπι του.

Ιστορία Σύνδεσης: Αφού μάθεις τα χόμπι του μαθητή, δημιούργησε μια μικρή ιστορία που να συνδέει το χόμπι του με τον ηλεκτρισμό.

Παράδειγμα: Αν ο μαθητής ασχολείται με τη μουσική: "Ξέρεις, η κιθάρα ή το πιάνο που παίζεις, λειτουργούν με ηλεκτρικό ρεύμα όταν τα συνδέεις σε έναν ενισχυτή ή πρίζα. Ηλεκτρισμός

είναι αυτό που κάνει τα ηχεία να παράγουν ήχο! Και αυτός ο ηλεκτρισμός ακολουθεί κανόνες, όπως ο Νόμος του Ohm, που θα μάθουμε σήμερα." Αν ασχολείται με τον αθλητισμό: "Όταν παίζεις ποδόσφαιρο, το σώμα σου χρειάζεται ενέργεια για να κινηθεί, ακριβώς όπως τα κυκλώματα χρειάζονται ηλεκτρική ενέργεια για να λειτουργήσουν. Ο Νόμος του Ohm εξηγεί πώς λειτουργεί αυτός ο ηλεκτρισμός στα κυκλώματα!"

-Ρόλος Β: Αξιολόγηση Προκαταρκτικών Γνώσεων-

Στόχος: Αξιολόγηση των γνώσεων του μαθητή σχετικά με την ένταση του ηλεκτρικού ρεύματος, την τάση και την αντίσταση. κάνε τις παρακάτω ερωτήσεις μία μία κάθε φορά.

Ερώτηση για Ένταση: "Μπορείς να μου πεις τι είναι η ένταση του ηλεκτρικού ρεύματος; Πώς τη μετράμε και τι συμβολίζει;" Ερώτηση για Τάση: "Ξέρεις τι είναι η τάση σε ένα ηλεκτρικό κύκλωμα; Τι ακριβώς κάνει και πώς τη μετράμε;" Ερώτηση για Αντίσταση: "Τι ρόλο παίζει η αντίσταση σε ένα κύκλωμα; Τι σχέση έχει με την ένταση και την τάση;" Αν ο μαθητής δεν είναι εξοικειωμένος ή κάνει λάθος, εξήγησε κάθε έννοια με απλά λόγια και παραδείγματα.

--Ρόλος Γ: Διδασκαλία Νέων Εννοιών--

Στόχος: Παρουσίαση του Νόμου του Ohm και της εξίσωσης R=V/I, καθώς και εφαρμογή σε απλά παραδείγματα.

Παρουσίαση Νόμου του Ohm: "Ο Νόμος του Ohm μας λέει ότι η ένταση του ρεύματος που διαρρέει έναν αγωγό είναι ανάλογη της τάσης που εφαρμόζεται σε αυτόν, ενώ είναι αντιστρόφως ανάλογη της αντίστασης του αγωγού. Η εξίσωση που το περιγράφει είναι R=V/I."

--Ρόλος Δ: Εφαρμογή και Σύνθετες Ασκήσεις--

Στόχος: Χρήση του Νόμου του Ohm. Δώσε ερωτήσεις σαν τις παρακάτω, μία κάθε φορά, όχι όλες μαζί.

Παράδειγμα 1: "Αν γνωρίζουμε ότι η τάση σε ένα κύκλωμα είναι 12V και η ένταση του ρεύματος είναι 2A, πόση είναι η αντίσταση;" Λύση: R = 12V / 2A = 6Ω Παράδειγμα 2: "Αν η αντίσταση είναι 10Ω και η τάση είναι 20V, πόση είναι η ένταση του ρεύματος;" Λύση: I = 20V / 10Ω = 2A Παράδειγμα 3: "Αν η αντίσταση είναι 4Ω και η ένταση του ρεύματος είναι 3A, ποια είναι η τάση;" Λύση: V = 4Ω * 3A = 12V

Εξήγηση: Αν ο μαθητής κάνει λάθος, υποδείξε του σε ποιο σημείο έγινε η παρανόηση και δώσε του την ευκαιρία να διορθώσει το λάθος.

--Ρόλος Ε: Προχωρημένα Προβλήματα--

Στόχος: Χρήση του Νόμου του Ohm με άλλες μονάδες μέτρησης όπως mA και ΚΩ.

Σχέδιο Μαθήματος:

Πρόβλημα 1: "Έχεις μία αντίσταση 2kΩ και τάση 15V. Πόση είναι η ένταση του ρεύματος σε mA;" Χωρίς βοήθεια: Αν ο μαθητής κάνει λάθος, πες του μόνο ότι η απάντηση είναι λάθος και προέτρεψέ τον να προσπαθήσει ξανά.

--Ρόλος ΣΤ: Επιβράβευση και Ολοκλήρωση--

Στόχος: Επιβράβευση του μαθητή για την προσπάθεια του και ολοκλήρωση του μαθήματος.

Επιβράβευση: "Μπράβο σου! Έκανες εξαιρετική δουλειά σήμερα με τον Νόμο του Ohm και τις εφαρμογές του. Συνέχισε έτσι!"
Ολοκλήρωση: "Χαίρομαι που δούλεψα μαζί σου. Αν έχεις οποιεσδήποτε ερωτήσεις στο μέλλον, είμαι εδώ για να βοηθήσω. Καλή συνέχεια!"

Η εμπειρία από το αρχικό σενάριο του μαθήματος «Νόμος του Ohm» αποτέλεσε μια πρώτη πιλοτική εφαρμογή της πλατφόρμας και ουσιαστικά προσημείωσε τη λογική της έκδοσης V1.0, η οποία είχε βασιστεί στην υλοποίηση μέσω *MyGPT*. Στις επόμενες υλοποιήσεις (εντός της έκδοση V1.1), ο διαχωρισμός αυτός υιοθετήθηκε σε επίπεδο βάσης δεδομένων, με την εισαγωγή των πεδίων *methods* και *lessons*, ώστε να καταστεί δυνατή η επαναχρησιμοποίηση της ίδιας διδακτικής μεθοδολογίας σε πολλαπλά μαθήματα. Ωστόσο, η λειτουργική αξιοποίηση αυτού του διαχωρισμού δεν εφαρμόστηκε στο αρχικό μάθημα του Νόμου του Ohm, καθώς το σχετικό πεδίο *instractions* (μέθοδος) παρέμεινε κενό, και το σύνολο των οδηγιών βρισκόταν ενσωματωμένο στο πεδίο *lesson* (μάθημα) (σχήμα 5.11). Όπως αποτυπώνεται στον κώδικα του *api.php* της έκδοσης V1.1, η σύνθεση της προτροπής του συστήματος γίνεται μέσω της εντολής

```
$roleContent = $openAIParams['instractions']."\n".$openAIParams['lesson'];
```

γεγονός που αναδεικνύει τον τυπικό διαχωρισμό μεθοδολογίας και περιεχομένου στο συγκεκριμένο στάδιο της εξέλιξης του *PhysicsBot*.

5.4.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.1

Σε αντίθεση με το αρχικό σενάριο του Νόμου του Ohm, η ενότητα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» στην έκδοση *PhysicsBot V1.1* σηματοδοτεί την πρώτη πλήρη εφαρμογή του τυπικού διαχωρισμού μεταξύ διδακτικής μεθόδου και περιεχομένου μαθήματος. Η προτροπή προς το μοντέλο διαμορφώθηκε δυναμικά από δύο διακριτές πηγές της βάσης δεδομένων: το πεδίο *instractions*, το οποίο περιείχε τη γενική διδακτική στρατηγική υπό μορφή σκαλωσιάς, και το πεδίο *lesson*, το οποίο παρείχε την εννοιολογική ύλη και τα ερωτήματα που συνδέονται με το συγκεκριμένο γνωστικό αντικείμενο. Η διδακτική μέθοδος περιγράφεται αναλυτικά στην προτροπή 5.2.3, ενώ το περιεχόμενο του μαθήματος παρουσιάζεται στην προτροπή 5.4.2. Ο διαχωρισμός αυτός επιτρέπει την επαναχρησιμοποίηση της ίδιας μεθοδολογίας σε πολλαπλά σενάρια και κατέστησε δυνατή την ανεξάρτητη επεξεργασία τόσο των παιδαγωγικών οδηγιών όσο και των γνωστικών στόχων. Η

υλοποίηση αυτή αποτέλεσε κομβικό βήμα για την ανάπτυξη σεναρίων μάθησης και για τη σταδιακή εξέλιξη της πλατφόρμας προς ένα πιο επεκτάσιμο και προσαρμοστικό μοντέλο αλληλεπίδρασης. Το πλήρες εννοιολογικό περιεχόμενο του σεναρίου παρατίθεται παρακάτω:

Προτροπή 5.4.2: *Πλήρες περιεχόμενο του μαθήματος «Φύση και Διάδοση του Φωτός» στην έκδοση PhysicsBot V1.1, όπως αυτό αποθηκεύτηκε στο πεδίο lesson της βάσης δεδομένων. Το σενάριο αποτελεί παράδειγμα εννοιολογικής ύλης ανεξάρτητης από τη διδακτική μεθοδολογία, η οποία περιγράφεται ξεχωριστά στην Προτροπή 5.2.3.*

--Θέμα Μαθήματος--

-Εισαγωγή- Το φως έχει απασχολήσει τον άνθρωπο από την αρχαιότητα έως σήμερα. Στις μυθολογίες πολλών αρχαίων λαών, το φως και το σκοτάδι θεωρούνταν βασικά συστατικά του κόσμου, συνδεδεμένα με τις έννοιες του θερμού και του ψυχρού. Στη σύγχρονη εποχή, το φως αποτελεί βασικό εργαλείο σε τεχνολογικές εφαρμογές, όπως οι λεπτές χειρουργικές επεμβάσεις και η μέτρηση μεγάλων αποστάσεων.

Ερώτηση προς τον μαθητή: Τι σημαίνει για σένα το φως;

-Φως και Όραση- Πώς βλέπουμε; Τα μάτια μας είναι η κύρια πηγή πληροφοριών για τον κόσμο γύρω μας. Αλλά πώς ακριβώς βλέπουμε;

Σκέψου και περιέγραψε τη διαδικασία με την οποία πιστεύεις ότι βλέπουμε τα αντικείμενα γύρω μας.

-Ιστορικές Αντιλήψεις για την Όραση- Αρχαίοι Φιλόσοφοι: Ο Πυθαγόρας, ο Δημόκριτος και ο Αριστοτέλης πίστευαν ότι τα αντικείμενα εκπέμπουν σωματίδια που εισέρχονται στα μάτια μας, διεγείροντας την όραση. Εμπεδοκλής, Πλάτωνας, Ευκλείδης: Υποστήριζαν ότι ρεύμα φωτιάς εξέρχεται από τα μάτια μας και πέφτει πάνω στα αντικείμενα.

Πώς πιστεύεις ότι αυτές οι αντιλήψεις επηρεάζουν την κατανόησή μας για την όραση σήμερα;

-Σύγχρονες Αντιλήψεις για την Όραση- Για να δούμε ένα αντικείμενο, πρέπει αυτό να φωτίζεται και το φως να εισέλθει στα μάτια μας. Τα αντικείμενα διακρίνονται σε: Αυτόφωτα: Εκπέμπουν το δικό τους φως (π.χ. ο ήλιος). Ετερόφωτα: Φωτίζονται από άλλες πηγές και αντανακλούν το φως (π.χ. η σελήνη).

Αναφέρετε παραδείγματα αυτόφωτων και ετερόφωτων αντικειμένων που γνωρίζετε.

-Φως και Ενέργεια- Το Φως Μεταφέρει Ενέργεια Το φως αποτελεί μορφή ενέργειας που μεταφέρεται μέσω φωτονίων. Κάθε φωτόνιο μεταφέρει μια συγκεκριμένη ποσότητα ενέργειας.

Πώς νομίζεις ότι η ενέργεια του φωτός μπορεί να επηρεάσει τα αντικείμενα που φωτίζει;

-Μετασχηματισμοί της Φωτεινής Ενέργειας- Θέρμανση: Το φως μπορεί να αυξήσει τη θερμοκρασία ενός αντικειμένου. Κίνηση: Μπορεί να προκαλέσει κίνηση, όπως στο ακτινόμετρο. Χημικές Αντιδράσεις: Προκαλεί φωτοσύνθεση στα φυτά. Ηλεκτρικό Ρεύμα: Τα φωτοβολταϊκά μετατρέπουν το φως σε ηλεκτρική ενέργεια. Όραση: Προκαλεί χημικές αντιδράσεις στα μάτια

μας, οδηγώντας στην όραση.

Επιλέξτε έναν από τους παραπάνω μετασχηματισμούς και περιγράψτε πώς συμβαίνει στην καθημερινή ζωή.

-Φωτεινές Πηγές- Φυσικές: Ήλιος, άστρα. Τεχνητές: Λαμπτήρες, κεριά. Θερμές Φωτεινές Πηγές: Εκπέμπουν φως λόγω υψηλής θερμοκρασίας. Ψυχρές Φωτεινές Πηγές: Εκπέμπουν φως χωρίς υψηλή θερμοκρασία (π.χ. λάμπες φθορισμού).

Μπορείς να δώσεις παραδείγματα ψυχρών φωτεινών πηγών που χρησιμοποιείς καθημερινά;

-Διάδοση του Φωτός- Ευθύγραμμη Διάδοση Το φως διαδίδεται ευθύγραμμα σε ομογενή μέσα. Η πορεία του φωτός παριστάνεται με ακτίνες.

Μέσα Διάδοσης του Φωτός Διαφανή Σώματα: Το φως περνάει (π.χ. καθαρό γυαλί). Αδιαφανή Σώματα: Το φως δεν περνάει (π.χ. ξύλο). Ημιδιαφανή Σώματα: Το φως περνάει μερικώς (π.χ. γαλακτόχρωμο τζάμι).

-Ταχύτητα Διάδοσης του Φωτός- Η ταχύτητα του φωτός στο κενό είναι περίπου 300.000 km/s. Είναι η μεγαλύτερη γνωστή ταχύτητα στη φύση.

Υπολογίστε πόσο χρόνο χρειάζεται το φως για να φτάσει από τη Σελήνη στη Γη, γνωρίζοντας ότι η απόσταση είναι περίπου 384.400 km.

- Συνοψίζοντας- Το φως είναι ένα θεμελιώδες φυσικό φαινόμενο με ποικίλες ιδιότητες και εφαρμογές. Από την αρχαία μυθολογία μέχρι τη σύγχρονη τεχνολογία, συνεχίζει να μας εμπνέει και να μας βοηθά στην κατανόηση του κόσμου.

Τελική Ερώτηση: Ποια είναι η πιο ενδιαφέρουσα πληροφορία που έμαθες σήμερα για το φως;

Σημειώσεις: Ενθάρρυνση Ενεργής Συμμετοχής: Κάνε συχνές ερωτήσεις για να διατηρείς τον μαθητή ενεργό στη μάθηση. Παροχή Υποστήριξης: Αν ο μαθητής δυσκολεύεται, δώσε υποδείξεις ή πρόσθετες εξηγήσεις. Ανατροφοδότηση: Επιβράβευσε τις προσπάθειες του μαθητή και παρείχε διορθώσεις με ευγένεια. Προσαρμοστικότητα: Ρύθμισε το επίπεδο δυσκολίας ανάλογα με τις απαντήσεις και την κατανόηση του μαθητή.

5.5 Συλλογή και Ανάλυση Δεδομένων της Έκδοσης 1.1

5.5.1 Καταγραφή και Επεξεργασία Συνεδριών

Τύποι Καταγεγραμμένων Δεδομένων.

Κατά τη διάρκεια των σεναρίων αλληλεπίδρασης με τον *PhysicsBot*, καταγράφηκαν αυτόματα τα εξής δεδομένα για κάθε συνεδρία:

1. **Χρονική έναρξη συνεδρίας:** Καταγράφηκε η χρονική στιγμή της έναρξης κάθε συνεδρίας του χρήστη (timestamp). Ωστόσο, δεν καταγράφηκε η χρονική στιγμή

ολοκλήρωσης της συνεδρίας, καθώς η αλληλεπίδραση πραγματοποιούνταν ασύγχρονα: ο χρήστης μπορούσε να απαντήσει σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή, ακόμη και ώρες ή ημέρες μετά από την τελευταία απάντηση του πράκτορα. Για τον λόγο αυτό, η χρονική διάρκεια δεν ελήφθη υπόψη στα δεδομένα ανάλυσης.

2. **Αριθμός αλληλεπιδράσεων:** Για κάθε συνεδρία καταγράφεται το πλήθος των μηνυμάτων που εστάλησαν από τον χρήστη και των αποκρίσεων του μοντέλου. Το σύνολο αυτό παρέχει μια βασική ποσοτική ένδειξη της έκτασης της διαλογικής αλληλεπίδρασης. Η ροή της συνομιλίας οργανώνεται σε εναλλασσόμενα ζεύγη ερωταπόκρισης, δηλαδή μηνύματα του χρήστη ακολουθούμενα από τις αποκρίσεις του παιδαγωγικού πράκτορα. Συνεπώς, σε μια ολοκληρωμένη συνεδρία, ο συνολικός αριθμός των μηνυμάτων είναι πάντοτε άρτιος, με τα μισά να ανήκουν στον χρήστη και τα υπόλοιπα μισά στο μοντέλο.

3. **Πλήρες ιστορικό διαλόγου:** Το περιεχόμενο κάθε συνομιλίας (μηνύματα του χρήστη και απαντήσεις του μοντέλου) αποθηκεύτηκαν στη βάση δεδομένων. Η καταγραφή αυτή επιτρέπει την αναδρομική ανάλυση της πορείας του διαλόγου.

4. **Έκταση παραγόμενου κειμένου:** Από το αποθηκευμένο ιστορικό είναι δυνατός ο υπολογισμός ποσοτικών δεικτών, όπως ο αριθμός χαρακτήρων ή λέξεων ανά μήνυμα, τόσο για τις εισόδους του χρήστη όσο και για τις αποκρίσεις του παιδαγωγικού πράκτορα. Οι δείκτες αυτοί μπορούν να παρέχουν μια έμμεση εκτίμηση της χρονικής επένδυσης του χρήστη, καθώς είναι δυνατός ο προσεγγιστικός υπολογισμός του χρόνου ανάγνωσης των απαντήσεων του μοντέλου και του χρόνου πληκτρολόγησης των μηνυμάτων από τον χρήστη.

5. **Μεταδεδομένα συνεδρίας:** Για κάθε διαλογική συνεδρία καταγράφονται και ταυτοποιούνται οι βασικές μεταβλητές της εφαρμογής: *lesson_id* (μάθημα), *method_id* (διδακτική μέθοδος), και *model_id* (παράμετροι του GPT μοντέλου). Τα δεδομένα αυτά καθιστούν δυνατή τη διασύνδεση της κάθε συνομιλίας με το σενάριο εφαρμογής και τις επιμέρους προδιαγραφές του.

Μηχανισμός Καταγραφής (Logging).

Η καταγραφή των δεδομένων συνεδριών υλοποιήθηκε μέσω αυτόματης αποθήκευσης στο σύστημα υποστήριξης της πλατφόρμας, το οποίο βασίζεται σε PHP και συνδέεται με την βάση δεδομένων MySQL. Η επικοινωνία μεταξύ της διεπαφής του χρήστη και του συστήματος υποστήριξης γίνεται ασύγχρονα, με τη χρήση AJAX, ώστε να διατηρείται η ροή της συνομιλίας χωρίς ανάγκη επαναφόρτωσης της σελίδας.

Τα δεδομένα καταχωρούνται στη βάση στον πίνακα *chats*, ο οποίος συνδέεται με τους πίνακες *lessons*, *methods* και *models* μέσω ξένων κλειδιών, ώστε να αποτυπώνεται το παιδαγωγικό και τεχνικό πλαίσιο κάθε συνεδρίας. Ωστόσο, η μορφή αποθήκευσης της συνομιλίας δεν διαχωρίζει κάθε διαλογικό βήμα σε ξεχωριστή εγγραφή, αλλά κάθε γραμμή του πίνακα *chats* αντιστοιχεί σε ολόκληρο το σώμα της συνομιλίας έως εκείνη τη χρονική στιγμή, με τη μορφή ενός ενιαίου κειμένου που περιλαμβάνει εναλλάξ τα μηνύματα χρήστη και πράκτορα στη μορφή:

```
<-User->: ...
<-Bot->: ...
```

Η μορφή αυτή επιτρέπει την αποτύπωση της εξελισσόμενης συνομιλίας σε συνεκτικό ιστορικό, αλλά περιορίζει τη δυνατότητα ανάλυσης μεμονωμένων διαλογικών βημάτων, καθιστώντας αναγκαία την επιπλέον επεξεργασία του κειμένου για την εξαγωγή στατιστικών ανά μήνυμα.

Ποσοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

Χρονική Περίοδος Συλλογής Δεδομένων. Η συλλογή δεδομένων της πιλοτικής μελέτης (έκδοση V1.1) πραγματοποιήθηκε σε δύο διακριτές χρονικές περιόδους. Συγκεκριμένα, για το μάθημα *Νόμος του Ohm* η συλλογή έγινε από τις 20/08/2024 έως τις 16/09/2024, ενώ για το μάθημα *Φύση και Διάδοση του Φωτός (V1.1)* η συλλογή πραγματοποιήθηκε από τις 28/09/2024 έως τις 20/10/2024 (Πίνακα 6.2).

Πλήθος Μηνυμάτων Συνεδρίας. Για την πιλοτική μελέτη, τα δεδομένα του πλήθους αλληλεπιδράσεων σε κάθε συνεδρία εξήχθησαν από τη βάση της πλατφόρμας μέσω του *phpMyAdmin*, με χρήση του SQL ερωτήματος:

```
SELECT chat
FROM chats
WHERE lesson_id = το" id του εκάστοτε μαθήματος"
AND is_completed = 1;
```

Κώδικας 5.3: Ερώτημα εξαγωγής δεδομένων από τον πίνακα *chats*.

Οι συνεδρίες που εξήχθησαν αντιστοιχούν στα δύο μαθήματα της πιλοτικής έκδοσης (V1.1) και αποθηκεύτηκαν σε μορφή *.json* για περαιτέρω ανάλυση.

Η επεξεργασία και στατιστική ανάλυση πραγματοποιήθηκε με *Python* (κώδικας Β′.12). Για κάθε συνεδρία, η βασική μονάδα ανάλυσης ήταν η στροφή διαλόγου (*turn*), η οποία ορίζεται ως ένα πλήρες ζεύγος αλληλεπίδρασης τύπου <-*User*-> και <-*Bot*->. Ο αριθμός των στροφών ανά συνεδρία υπολογίστηκε ως το πλήθος εμφανίσεων των δύο ετικετών. Το συνολικό πλήθος μηνυμάτων προκύπτει ως το διπλάσιο του αριθμού στροφών, δεδομένου ότι κάθε στροφή περιλαμβάνει δύο διακριτά μηνύματα (μία ερώτηση και μία απόκριση). Ωστόσο, για λόγους συγκρισιμότητας και ερμηνείας, η ανάλυση επικεντρώθηκε στον αριθμό στροφών ως κύριο δείκτη εμπλοκής του χρήστη.

Κατά την επεξεργασία εφαρμόστηκε η τεχνική *Winsorization* στα άκρα του 5ου και 95ου εκατοστημορίου, με στόχο τον περιορισμό της επιρροής ακραίων τιμών και την αύξηση της στατιστικής αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων. Για κάθε μάθημα, καθώς και συνολικά για την έκδοση V1.1, υπολογίστηκαν οι εξής δείκτες:

- **Μέσος όρος** (μ): Το μέσο πλήθος turns ανά συνεδρία.
- **Τυπική απόκλιση** (σ): Η διακύμανση των τιμών ως προς τον μέσο όρο.
- **Ελάχιστο και μέγιστο** (min, max): Τα άκρα του κατανεμημένου φάσματος (μετά το winsorization).
- **Διάμεσος** (median): Η κεντρική τιμή, ιδιαίτερα χρήσιμη για ασύμμετρες κατανομές.
- **Συντελεστής μεταβλητότητας** ($CV = \sigma/\mu$): Δείκτης σχετικής διασποράς.

Η κατανομή των τιμών αναπαραστάθηκε γραφικά με:

- **Ιστογράμματα** για κάθε μάθημα, ώστε να εντοπιστούν μορφές κατανομής και συγκεντρώσεις τιμών.

- **Ραβδογράμματα** (μέσος ± τυπική απόκλιση) και **θηκογράμματα** (boxplots), ανά μάθημα και συνολικά για την έκδοση V1.1.

Τα αποτελέσματα της ανάλυσης του πλήθους στροφών παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.1.

Έκταση Μηνυμάτων Συνεδρίας. Στην πιλοτική μελέτη, η ανάλυση της έκτασης των μηνυμάτων αποσκοπούσε στην ποσοτική αποτύπωση της «συμμετοχής» του χρήστη σε σχέση με τον παιδαγωγικό πράκτορα κατά τη διάρκεια των διαλογικών συνεδριών.

Για την παρούσα ανάλυση αξιοποιήθηκαν τα δεδομένα σε μορφή *.json* που είχαν εξαχθεί στην προηγούμενη φάση για τη μελέτη του πλήθους μηνυμάτων ανά συνεδρία (ενότητα 5.5.1). Κάθε αρχείο αντιστοιχούσε σε ένα από τα δύο μαθήματα της έκδοσης 1.1. Με τη βοήθεια κώδικα *Python* (κώδικας Β′.13), εφαρμόστηκε αλγόριθμος για την απομόνωση των μηνυμάτων χρήστη και πράκτορα από το πεδίο *chat*. Στη συνέχεια, υπολογίστηκε ο αριθμός χαρακτήρων που παρήχθησαν από κάθε συμμετέχοντα, για κάθε συνεδρία ξεχωριστά, και εφαρμόστηκε *Winsorization* (P05–P95) ώστε να μετριαστεί η επίδραση ακραίων τιμών στους υπολογισμούς.

Η ανάλυση περιέλαβε περιγραφικά στατιστικά και συγκριτικά γραφήματα, οργανωμένα σε επίπεδο μαθήματος και συνολικά για την έκδοση 1.1. Οι στατιστικοί δείκτες που υπολογίστηκαν ήταν:

- **Μέσος όρος** και **τυπική απόκλιση** αριθμού χαρακτήρων ανά συνεδρία (μετά από Winsorization),
- **Διάμεσος**, **ελάχιστη** και **μέγιστη** τιμή,
- **Ποσοστό συμμετοχής χρήστη (%)**: ποσοστό χαρακτήρων που παρήχθησαν από τον χρήστη σε κάθε συνεδρία,
- **Κατανομή συχνοτήτων**: ιστογράμματα αριθμού χαρακτήρων ανά συνεδρία και ρόλο (User),
- **Σύγκριση κατανομών ανά μάθημα**: μέσω συνδυαστικών διαγραμμάτων (barplot + boxplot).

Η ανάλυση αυτή προσφέρει τεκμηρίωση για τη δυναμική των διαλόγων, τη συμβολή κάθε συμμετέχοντα, καθώς και τη «φλυαρία» ή λακωνικότητα του *PhysicsBot*. Επιπλέον, οι δείκτες έκτασης μπορούν να συνδυαστούν με εμπειρικές εκτιμήσεις χρόνου ανάγνωσης και γραφής, ώστε να προκύψει μια προσέγγιση του χρόνου αλληλεπίδρασης ανά συνεδρία. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης της έκτασης των μηνυμάτων παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.2.

Εκτιμώμενη Διάρκεια Συνεδρίας. Στην πιλοτική μελέτη, η εκτίμηση της διάρκειας των συνεδριών βασίστηκε αποκλειστικά στο περιεχόμενο των μηνυμάτων, με στόχο την προσέγγιση του χρόνου «γνωστικής εμπλοκής» ανά συνεδρία. Η ανάλυση κρίθηκε αναγκαία, καθώς η αλληλεπίδραση με τον πράκτορα πραγματοποιούνταν σε ασύγχρονο περιβάλλον, γεγονός που καθιστούσε τις χρονικές σφραγίδες (*timestamps*) παραπλανητικές για τον πραγματικό χρόνο ενεργής εμπλοκής.

Αναπτύχθηκε κώδικας σε *Python*(παράρτημα B′.14), ο οποίος υπολογίζει τη διάρκεια με βάση τα εξής:

1. Το πλήθος λέξεων σε κάθε μήνυμα του χρήστη και του *PhysicsBot*.
2. Τον εκτιμώμενο χρόνο ανάγνωσης των μηνυμάτων του *PhysicsBot*, με ρυθμό *250 λέξεων/λεπτό*, σύμφωνα με ενδεικτικά δεδομένα για την αναγνωστική ταχύτητα ενηλίκων [208].
3. Τον χρόνο συγγραφής των απαντήσεων του χρήστη, με ρυθμό 40 λέξεων/λεπτό, όπως υποδεικνύεται σε σχετικές μελέτες για γραφή σε περιβάλλον ανοιχτών ερωτήσεων [209].
4. Έναν σταθερό χρονικό *buffer σκέψης*, διάρκειας 5 δευτερολέπτων ανά ερώτηση/απάντηση του χρήστη.

Οι εκτιμώμενοι χρόνοι μετατράπηκαν σε λεπτά και υποβλήθηκαν σε Winsorization (P05–P95), προκειμένου να περιοριστεί η επίδραση ακραίων τιμών. Για κάθε μάθημα, καθώς και συνολικά για την έκδοση V1.1, υπολογίστηκαν τα εξής στατιστικά μέτρα:

- **Ελάχιστη** και **μέγιστη** τιμή,

- **Διάμεσος**,
- **Μέση τιμή** και **τυπική απόκλιση**.

Για την απεικόνιση των αποτελεσμάτων δημιουργήθηκαν:

- Ιστογράμματα με τις κατανομές διάρκειας ανά μάθημα.
- Συνδυαστικά ραβδογράμματα (μέση τιμή ± τυπική απόκλιση) και θηκογράμματα, ανά μάθημα και συνολικά για την έκδοση V1.1.

Η ανάλυση αυτή παρέχει μια πρώτη εκτίμηση για τον χρόνο εμπλοκής των χρηστών με την πλατφόρμα κατά την πιλοτική φάση. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.4.

Ποιοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

Στην πιλοτική μελέτη, η ποιοτική ανάλυση των δεδομένων πραγματοποιήθηκε με σκοπό την ανάδειξη ενδεικτικών αποσπασμάτων που τεκμηριώνουν τον τρόπο εφαρμογής των στρατηγικών διδακτικής σκαλωσιάς από το σύστημα.

Το σύνολο των καταγεγραμμένων συνεδριών της έκδοσης 1.1 (βλ. Πίνακα 6.1), οι οποίες ανέρχονταν συνολικά σε 25, αξιοποιήθηκαν για την ποιοτική ανάλυση. Ένα υποσύνολο από αυτές παρουσιάζεται αναλυτικά στο Παράρτημα Α′.2, προκειμένου να αναδειχθούν χαρακτηριστικές μορφές αλληλεπίδρασης και εφαρμογής σκαλωσιάς.

Η ανάλυση των διαλόγων πραγματοποιήθηκε χειρωνακτικά από τον ερευνητή. Μονάδα ανάλυσης αποτέλεσε πρωτίστως η ολοκληρωμένη συνεδρία, ενώ για λόγους συνοπτικής παρουσίασης αξιοποιήθηκαν και μεμονωμένα αποσπάσματα. Η εστίαση της ανάλυσης αποσκοπούσε στην ανάδειξη ενδεικτικών παραδειγμάτων για κάθε βασικό κριτήριο της διδακτικής σκαλωσιάς, όπως αυτά ορίστηκαν στο θεωρητικό πλαίσιο (ενότητα 3.3.5).

Για την προστασία των προσωπικών δεδομένων, σε όλες τις συνεδρίες έχουν αντικατασταθεί τα πραγματικά ονόματα με τα ονόματα «Μαρία» για γυναίκες και «Γιώργος» για άνδρες, ενώ έχει διασφαλιστεί ότι δεν υπάρχει αντιστοίχιση ανάμεσα στις συνεδρίες και τους πραγματικούς χρήστες.

Η μορφή παρουσίασης ακολουθεί σταθερή δομή: κάθε απόσπασμα παρατίθεται αυτούσιο και ακολουθεί συνοπτικός σχολιασμός, που εστιάζει στη διδακτική διάσταση της σκαλωσιάς και στον τρόπο με τον οποίο το *PhysicsBot V1.1* προσαρμόζει την υποστήριξη στις ανάγκες του χρήστη.

5.5.2 Ερωτηματολόγιο Αξιολόγησης Σκαλωσιάς

Σύνδεση με το Θεωρητικό Πλαίσιο

Η αξιολόγηση της εφαρμογής της διδακτικής σκαλωσιάς στο πλαίσιο του *PhysicsBot* βασίστηκε σε θεωρητικά κριτήρια που απορρέουν από τη θεωρία της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης. Όπως αναλύθηκε στην ενότητα 3.3.5, τα κριτήρια που καθοδηγούν την αποτίμηση της παιδαγωγικής αποτελεσματικότητας περιλαμβάνουν την συνεργατική μάθηση, την υποστήριξη εντός της ZEA, την προσαρμοστικότητα και την βαθμιαία απόσυρση της υποστήριξης.

Σκοπός της αξιολόγησης ήταν να διερευνηθεί κατά πόσο η παρέμβαση του *PhysicsBot*, σε κάθε έκδοση, ανταποκρίθηκε στα παραπάνω κριτήρια ώστε να μπορεί να συμβάλει στην υποστήριξη της εννοιολογικής κατανόησης, μέσα από μια προσαρμοστική και παιδαγωγικά καθοδηγούμενη εμπειρία μάθησης. Τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για την αποτίμηση της εφαρμογής περιλάμβαναν ερωτηματολόγια και ανάλυση συνομιλιών. Στην παρούσα ενότητα περιγράφονται αναλυτικά τα ερωτηματολόγια που αξιοποιήθηκαν καθώς και η μεθοδολογία ποσοτικής ανάλυσής τους, ενώ η προσέγγιση που αφορούσε τα δεδομένα των διαλογικών αλληλεπιδράσεων έχει ήδη παρουσιαστεί στην ενότητα 5.5.1.

Ειδικότερα, στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, τα κριτήρια αυτά χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση του *PhysicsBot* από ειδικούς της διδακτικής της φυσικής. Ο συγκεκριμένος παιδαγωγικός πράκτορας είναι βασισμένος σε μεγάλο γλωσσικό μοντέλο και σχεδιάστηκε με στόχο να προσομοιώσει τη λειτουργία ενός «εκπαιδευτικού», παρέχοντας σκαλωσιά σε μαθητές που εργάζονται ατομικά, εκτός σχολικής τάξης.

Η επιλογή και η διατύπωση των κριτηρίων έλαβε υπόψη:

- Την ανάγκη περιορισμένου χρόνου αλληλεπίδρασης των αξιολογητών με το εργαλείο, λόγω της φύσης του δείγματος (ειδικοί της διδακτικής).

- Τους τεχνολογικούς περιορισμούς του εργαλείου κατά την περίοδο διεξαγωγής της μελέτης (απουσία υποστήριξης για αναπαραστάσεις όπως εικόνες και διαγράμματα).

- Την απόφαση να μην αξιολογηθούν, στο στάδιο αυτό, μακροπρόθεσμες επιδράσεις της σκαλωσιάς, όπως η εννοιολογική αλλαγή, οι οποίες θα διερευνηθούν σε επόμενη φάση με τη συμμετοχή πραγματικών μαθητών.

Στόχος της παρούσας ενότητας είναι η παρουσίαση, αιτιολόγηση και θεωρητική θεμελίωση του συνόλου των κριτηρίων που χρησιμοποιήθηκαν, καθώς και η εκτίμηση της πληρότητας και της εγκυρότητάς τους υπό το πρίσμα της υπάρχουσας παιδαγωγικής βιβλιογραφίας.

Περιγραφή Ερωτηματολογίου της Έκδοση V1.1

Για την αποτίμηση της παιδαγωγικής υποστήριξης που προσέφερε η αρχική έκδοση του *PhysicsBot* (V1.1), σχεδιάστηκε ένα ερωτηματολόγιο με στόχο την αξιολόγηση βασικών διαστάσεων της διδακτικής σκαλωσιάς. Το ερωτηματολόγιο απευθυνόταν σε ειδικούς της διδακτικής των φυσικών επιστημών και βασίστηκε στα θεωρητικά κριτήρια που περιγράφηκαν στην ενότητα 3.3.5. Το ερωτηματολόγιο διανεμήθηκε σε ηλεκτρονική μορφή μέσω Google Forms, και εμφανιζόταν αυτόματα μετά την ολοκλήρωση μιας συνεδρίας με το *PhysicsBot*.

Το ερωτηματολόγιο περιλάμβανε επτά (7) ερωτήσεις κλειστού τύπου και μία ερώτηση ανοικτού τύπου. Οι κλειστές ερωτήσεις αξιολογούνταν με χρήση 5βάθμιας κλίμακας τύπου Likert *(Ποτέ, Σπάνια, Μερικές φορές, Συχνά, Πάντα)*, επιτρέποντας την ποσοτική αποτίμηση της συχνότητας εμφάνισης επιθυμητών παιδαγωγικών χαρακτηριστικών κατά τη διάρκεια της συνομιλίας.

Οι ερωτήσεις που δόθηκαν στους αξιολογητές ήταν οι εξής:

N.1 Το PhysicsBot εντοπίζει τις προϋπάρχουσες γνώσεις του μαθητή.

N.2 Το PhysicsBot προσαρμόζει τις ερωτήσεις του ανάλογα με τις προϋπάρχουσες γνώσεις του μαθητή.

Ν.3 Το PhysicsBot παρέχει καθοδήγηση, προσαρμοζόμενο στις αντιδράσεις του μαθητή.

Ν.4 Το PhysicsBot παρουσιάζει ερωτήσεις με βαθμιαία αυξανόμενη δυσκολία, βασιζόμενο στις αντιδράσεις του μαθητή.

Ν.5 Το PhysicsBot μειώνει την υποστήριξή του καθώς ο μαθητής επιδεικνύει μεγαλύτερη κατανόηση απαντώντας σωστά.

Ν.6 Το PhysicsBot παρέχει ευκαιρίες στον μαθητή να αναγνωρίσει και να διορθώσει τα λάθη του μέσω κατάλληλης ανατροφοδότησης.

Ν.7 Το PhysicsBot προωθεί την ενεργό συμμετοχή του μαθητή.

Η ανοικτού τύπου ερώτηση του ερωτηματολογίου ήταν:

> *Ποια είναι η άποψή σας για την απόδοση του PhysicsBot στην εφαρμογή της υποστήριξης (scaffolding) κατά τη διδασκαλία της Φυσικής; Παρακαλούμε συμπεριλάβετε παρατηρήσεις σχετικά με τα θετικά σημεία και τις αδυναμίες του chatbot. Γράψτε περιληπτικά προτάσεις για πιθανές βελτιώσεις του PhysicsBot.*

Οι ερωτήσεις διαμορφώθηκαν ώστε να συσχετίζονται άμεσα με βασικά χαρακτηριστικά της σκαλωσιάς. Η αντιστοίχιση των ερωτήσεων του ερωτηματολογίου με τα κριτήρια αξιολόγησης της διδακτικής σκαλωσιάς παρουσιάζεται αναλυτικά στον πίνακα 5.3. Όπως φαίνεται, κάθε ερώτηση έχει σχεδιαστεί με σκοπό την κάλυψη συγκεκριμένων πτυχών της θεωρίας της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης, της συνεργατικής υποστήριξης και της βαθμιαίας απόσυρσης. Η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την κατηγοριοποίηση και αποτίμηση των μορφών υποστήριξης του *PhysicsBot* περιγράφεται αναλυτικά στην ενότητα 6.5.1.

Πίνακας 5.3: Αντιστοίχιση ερωτήσεων του ερωτηματολογίου V1.1 με τα κριτήρια της διδακτικής σκαλωσιάς.

Ερ.	**Διατύπωση Ερώτησης**	**Αντιστοίχιση με Ομάδα Κριτηρίων**
1	Το PhysicsBot εντοπίζει τις προϋπάρχουσες γνώσεις του μαθητή.	ZEA + Προσαρμοστικότητα
2	Το PhysicsBot προσαρμόζει τις ερωτήσεις του ανάλογα με τις προϋπάρχουσες γνώσεις του μαθητή.	ZEA + Προσαρμοστικότητα
3	Το PhysicsBot παρέχει καθοδήγηση, προσαρμοζόμενο στις αντιδράσεις του μαθητή.	ZEA + Προσαρμοστικότητα
4	Το PhysicsBot παρουσιάζει ερωτήσεις με βαθμιαία αυξανόμενη δυσκολία, βασιζόμενο στις αντιδράσεις του μαθητή.	Βαθμιαία Ανεξαρτησία
5	Το PhysicsBot μειώνει την υποστήριξή του καθώς ο μαθητής επιδεικνύει μεγαλύτερη κατανόηση απαντώντας σωστά.	Βαθμιαία Ανεξαρτησία
6	Το PhysicsBot παρέχει ευκαιρίες στον μαθητή να αναγνωρίσει και να διορθώσει τα λάθη του μέσω κατάλληλης ανατροφοδότησης.	Βαθμιαία Ανεξαρτησία
7	Το PhysicsBot προωθεί την ενεργό συμμετοχή του μαθητή.	Συνεργατική Μάθηση

Ποσοτική Ανάλυση Απαντήσεων: Δείκτες Σκαλωσιάς

Για την πιλοτική μελέτη, η ποσοτική ανάλυση επικεντρώθηκε στις επτά πρώτες ερωτήσεις του ερωτηματολογίου (Q1–Q7), οι οποίες σχετίζονται με βασικά χαρακτηριστικά της διδακτικής σκαλωσιάς.

Η ανάλυση περιλάμβανε:

- Τον υπολογισμό περιγραφικών στατιστικών για κάθε ερώτηση (μέση τιμή, τυπική απόκλιση, ελάχιστη/μέγιστη τιμή, διάμεσο).
- Την εκτίμηση της εσωτερικής συνέπειας των επτά ερωτήσεων μέσω του συντελεστή *Cronbach's* α.

Η μετατροπή των λεκτικών απαντήσεων στην αριθμητική κλίμακα 1–5 έγινε με βάση τη συμφωνία Likert (*Ποτέ = 1* έως *Πάντα = 5*), ώστε να επιτραπεί η αριθμητική ανάλυση.

Ο έλεγχος αυτός παρείχε ενδείξεις για τη συνοχή των αξιολογήσεων και τη σχετική βαρύτητα κάθε ερωτήματος στο συνολικό ερωτηματολόγιο σκαλωσιάς. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στην ενότητα 7.4.1.

Ποιοτική Ανάλυση Ανοικτών Απαντήσεων

Η ποιοτική ανάλυση των ανοικτών απαντήσεων του ερωτηματολογίου δεν παρουσιάζεται ξεχωριστά για την πιλοτική μελέτη, καθώς οι απαντήσεις μελετήθηκαν συγκεντρωτικά για τις δύο εκδόσεις του *PhysicsBot* (V1.1 και V1.2). Η ανάλυση αυτή παρατίθεται ολοκληρωμένα στο Κεφάλαιο 6 (ενότητα 6.5.2), όπου και συζητούνται τα βασικά ευρήματα από το σύνολο του δείγματος.

Κεφάλαιο 6

Μεθοδολογία Κύριας Μελέτης

6.1 Σκοπός, Στόχοι και Ερευνητικά Ερωτήματα της Κύριας Μελέτης

Η κύρια φάση της έρευνας επικεντρώθηκε στην αξιολόγηση της αναβαθμισμένης έκδοσης του *PhysicsBot* (V1.2). Η νέα αυτή έκδοση ενσωμάτωσε μηχανισμό δυναμικής εναλλαγής παιδαγωγικών ρόλων, ώστε να εφαρμοστεί με μεγαλύτερη πιστότητα η αρχή της βαθμιαίας απόσυρσης της υποστήριξης. Ο σχεδιασμός της βασίστηκε στα συμπεράσματα της πιλοτικής μελέτης, με στόχο να αντιμετωπιστούν οι περιορισμοί της και να ενισχυθεί η προσαρμοστικότητα του συστήματος.

Σε αντίθεση με την πιλοτική φάση, η κύρια μελέτη δεν περιορίστηκε σε προκαταρκτική αποτίμηση. Αντιθέτως, επιδίωξε την επικύρωση της λειτουργικότητας του πράκτορα, τη συστηματική σύγκριση με την προηγούμενη έκδοση και τη μεθοδολογική ενίσχυση της αξιολόγησης, μέσω στατιστικής ανάλυσης και ελέγχου της αξιοπιστίας σε ευρύτερο δείγμα ειδικών. Στο πλαίσιο αυτό, παρουσιάζονται στη συνέχεια ο σκοπός, οι επιμέρους στόχοι και τα ερευνητικά ερωτήματα που οδήγησαν την κύρια φάση της μελέτης.

6.1.1 Σκοπός

Σκοπός της κύριας μελέτης ήταν να αξιολογηθεί η αναβαθμισμένη έκδοση *PhysicsBot V1.2*, δίνοντας έμφαση στη λειτουργία της δυναμικής εναλλαγής ρόλων ως μέσο εφαρ-

μογής της αρχής της βαθμιαίας ανεξαρτησίας. Η μελέτη επιδίωξε να τεκμηριώσει τη βελτίωση της προσαρμοστικότητας και της παιδαγωγικής αποτελεσματικότητας του συστήματος σε σχέση με την πιλοτική φάση.

6.1.2 Στόχοι

1. Να διερευνηθεί εάν το *PhysicsBot V1.2* βελτιώνει την προσαρμοστικότητα και την υποστήριξη σε σχέση με την έκδοση 1.1.

2. Να αποτιμηθεί ο βαθμός στον οποίο υλοποιείται η αρχή της βαθμιαίας απόσυρσης της υποστήριξης μέσω δυναμικής εναλλαγής ρόλων.

3. Να εξεταστεί η αξιοπιστία και εγκυρότητα του ερωτηματολογίου σκαλωσιάς σε ευρύτερο δείγμα ειδικών.

4. Να εντοπιστούν πιθανές αδυναμίες και προοπτικές βελτίωσης για μελλοντικές εφαρμογές με μαθητές.

6.1.3 Ερευνητικά Ερωτήματα

1. Παρουσιάζει το *PhysicsBot V1.2* μεγαλύτερη προσαρμοστικότητα και αποτελεσματικότητα σε σχέση με την έκδοση 1.1;

2. Σε ποιο βαθμό η αρχή της βαθμιαίας ανεξαρτησίας υλοποιείται μέσω της εναλλαγής ρόλων;

3. Ποιες βελτιώσεις εντοπίζονται στη χρήση στρατηγικών σκαλωσιάς μεταξύ των δύο εκδόσεων;

4. Πώς αποτιμούν οι ειδικοί την προοπτική εφαρμογής του *PhysicsBot V1.2* σε πραγματικά μαθησιακά περιβάλλοντα;

6.2 Αναβάθμιση Υποστήριξης με Εναλλαγή Ρόλων του PhysicsBot V1.2

6.2.1 Περιορισμοί των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων στην Δυναμική Αλλαγή Ρόλου

Δυναμική Προσαρμογή Ρόλων στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs), όπως το GPT, έχουν επιδείξει την ικανότητα να υιοθετούν συγκεκριμένους ρόλους ή προσωπικότητες όταν τους παρέχονται κατάλληλες προτροπές. Πρόσφατες μελέτες διερευνούν κατά πόσο τα μοντέλα αυτά μπορούν να αλλάζουν ευέλικτα ρόλο καθώς εξελίσσεται μια συνομιλία. Σε αντίθεση με τη στατική προτροπή (όπου το μοντέλο παραμένει προσηλωμένο σε έναν προκαθορισμένο ρόλο), οι τεχνικές δυναμικής υιοθέτησης ρόλων επιτρέπουν στο μοντέλο να προσαρμόζει τη συμπεριφορά και την εστίασή του με βάση τις μεταβαλλόμενες εισόδους του χρήστη.

Η προσαρμοστικότητα αυτή θεωρείται σημαντική για την αποτελεσματική διαχείριση διαλόγων που απαιτούν αλλαγή στη συμπεριφορά. Μία προηγμένη τεχνική που αξιοποιείται σε αυτό το πλαίσιο είναι η μετα-προτροπή (meta-prompting), κατά την οποία ένα κεντρικό μοντέλο λειτουργεί ως «ενορχηστρωτής» πολλαπλών εξειδικευμένων προσωπικοτήτων. Οι Suzgun et al. (2024) εισάγουν τη μετα-προτροπή ως τεχνική σκαλωσιάς[1], μέσω της οποίας ένα ενιαίο μοντέλο (GPT-4) μετασχηματίζεται σε πολυπρόσωπο καθοδηγητή που συντονίζει διαφορετικές «προσωπικότητες-ειδικούς» [210]. Στην προσέγγιση αυτή, το κύριο μοντέλο αναλύει ένα σύνθετο πρόβλημα σε επιμέρους υπο-καθήκοντα και αναθέτει καθένα από αυτά σε έναν ρόλο ειδικού (π.χ. έναν «μαθηματικό» για αριθμητικά ζητήματα, έναν «προγραμματιστή» για προβλήματα κώδικα). Το μοντέλο-ενορχηστρωτής στη συνέχεια ενσωματώνει τις επιμέρους απαντήσεις, αξιοποιώντας τις δεξιότητές του στην αιτιολόγηση και την επαλήθευση.

Αυτή η μορφή δυναμικής εναλλαγής ρόλων μέσω συνεργασίας πολλών πρακτόρων

[1] Ο όρος *scaffolding* στην εργασία των Suzgun et al. (2024) δεν αναφέρεται σε παιδαγωγική υποστήριξη προς τον χρήστη, αλλά σε έναν μηχανισμό εσωτερικής καθοδήγησης του ίδιου του γλωσσικού μοντέλου. Το μοντέλο, μέσα από τη διαδικασία της μετα-προτροπής, αποκτά τη δυνατότητα να συντονίζει τη σκέψη του, να επιμερίζει σύνθετα προβλήματα και να επαληθεύει τις ενδιάμεσες λύσεις που παράγει, λειτουργώντας ως αυτοκαθοδηγούμενος «μαέστρος» πολλαπλών ειδικών ρόλων.

έχει αποδειχθεί ότι ενισχύει σημαντικά τις επιδόσεις σε πολύπλοκες εργασίες, όπως η επίλυση γρίφων, τα παιχνίδια στρατηγικής και η δημιουργική γραφή, σε σύγκριση με τις παραδοσιακές στατικές προτροπές ενός μόνο ρόλου.

Τα ευρήματα υποδεικνύουν ότι τα LLMs είναι ικανά να αλλάζουν ρόλους ή να συνδυάζουν πολλαπλές προσωπικότητες, όταν καθοδηγούνται από κατάλληλες δομές προτροπής. Επιπλέον, έχουν προταθεί συστήματα ενίσχυσης με ανάκτηση περιεχομένου (retrieval-augmented persona frameworks), ώστε να διατηρείται η συνέπεια της προσωπικότητας του μοντέλου ακόμη και όταν μεταβάλλεται το περιβάλλον ή τα συμφραζόμενα της συζήτησης. Ενδεικτικά, οι Park et al. (2025) παρουσιάζουν το CharacterGPT, ένα σύστημα που διατηρεί σταθερά τα χαρακτηριστικά μιας «προσωπικότητας-χαρακτήρα» σε αφήγηση μεγάλου μήκους [211]. Αντί να παρέχει απλώς μία στατική περιγραφή της προσωπικότητας στην αρχή, το CharacterGPT ενημερώνει δυναμικά το προφίλ της μέσω δομημένων ιδιοτήτων που εξάγονται από κάθε κεφάλαιο της ιστορίας, αντανακλώντας την εξέλιξη του χαρακτήρα.

Αυτός ο εξελισσόμενος και δομημένος τρόπος καθορισμού προσωπικότητας οδήγησε σε απαντήσεις μεγαλύτερης ακρίβειας και συνέπειας ως προς τον ρόλο. Διαπιστώθηκε, μάλιστα, ότι ένας βοηθός τύπου GPT-4 που στηρίζεται σε τέτοιο δομημένο προφίλ ρόλου είναι σαφώς πιο αξιόπιστος στην αναπαράσταση χαρακτήρων σε σχέση με έναν που λαμβάνει μόνο μια μη δομημένη περιγραφή υποβάθρου. Η δομημένη προσέγγιση διατήρησε κρίσιμες πληροφορίες (όπως το παρελθόν του χαρακτήρα ή τις σχέσεις του), οι οποίες συχνά παραλείπονται στη μη δομημένη εκδοχή, οδηγώντας τελικά σε πιο συνεπείς και ακριβείς αποκρίσεις.

Τα παραπάνω δείχνουν ότι, εφόσον αξιοποιηθεί ορθά ο σχεδιασμός προτροπών ή ένα πλαίσιο «μνήμης», τα μοντέλα GPT μπορούν να προσαρμόζουν τη συμπεριφορά τους ώστε να διατηρούν έναν ρόλο διαχρονικά, αν και αυτό προϋποθέτει ρητή και συνεχόμενη ενίσχυση των χαρακτηριστικών της προσωπικότητας κατά την εξέλιξη της συνομιλίας.

Υπό Όρους Οδηγίες και Προκλήσεις Ιεραρχίας

Ένα κρίσιμο ερώτημα αφορά το κατά πόσο τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα μπορούν να ακολουθούν σύνθετες, υπό όρους οδηγίες όπως, για παράδειγμα, «εάν ισχύει το γεγονός Α, υιοθέτησε τον ρόλο Β, διαφορετικά υιοθέτησε τον ρόλο Γ». Τέτοιου τύπου οδηγίες

εισάγουν μια λογική διακλάδωσης (if–else) και ιεραρχική προτεραιότητα, την οποία το μοντέλο καλείται να εσωτερικεύσει. Ωστόσο, πρόσφατες δημοσιεύσεις δείχνουν ότι τα σημερινά LLMs δυσκολεύονται να εφαρμόσουν με συνέπεια τέτοιες ιεραρχικές ή υπό-όρους οδηγίες.

Οι Geng et al. (2025) μελέτησαν την ικανότητα των μοντέλων να τηρούν ιεραρχίες εντολών και διαπίστωσαν ότι ακόμα και τα πλέον προηγμένα μοντέλα παρουσιάζουν αστάθεια στην προτεραιοποίηση αντικρουόμενων οδηγιών [212]. Συγκεκριμένα, όταν δίνονταν δύο αμοιβαία αποκλειόμενες οδηγίες, εκ των οποίων η μία είχε οριστεί ως υψηλότερης προτεραιότητας (μέσω του system prompt), τα μοντέλα συχνά ακολουθούσαν την λιγότερο σημαντική ή παρέκαμπταν και τις δύο. Η μελέτη, που βασίστηκε σε πειράματα με έξι κορυφαία LLMs, έδειξε ότι οι υπάρχουσες τεχνικές διαχωρισμού system/user prompt δεν επαρκούν για την αξιόπιστη εφαρμογή ιεραρχιών, ακόμη και σε απλές περιπτώσεις όπως αντικρουόμενοι κανόνες μορφοποίησης.

Ακόμη και όταν η προτροπή δηλώνει ρητά ποια οδηγία υπερισχύει (π.χ. «πάντα να ακολουθείς τον Κανόνα 1 όταν υπάρχει σύγκρουση με τον Κανόνα 2»), η συμμόρφωση του μοντέλου δεν είναι εξασφαλισμένη. Οι Geng et al. αναφέρουν ότι καμία από τις μορφοποιήσεις προτροπών ή παραλλαγές διαχωρισμού system/user που δοκιμάστηκαν δεν κατάφερε να επιβάλει με συνέπεια την επιθυμητή προτεραιότητα. Σε περιπτώσεις σύγκρουσης ανάμεσα σε οδηγία συστήματος και οδηγία χρήστη, τα μοντέλα είτε αγνοούσαν την προβλεπόμενη προτεραιότητα είτε ακολουθούσαν εγγενείς προκαταλήψεις, με αποτέλεσμα ασυνεπή συμπεριφορά. Η αδυναμία αυτή συνιστά σημαντικό περιορισμό για εφαρμογές που απαιτούν αξιόπιστη διαχείριση προτεραιοτήτων και ιεραρχικών εντολών.

Το πρόβλημα αναδεικνύει ότι τα σημερινά μοντέλα της οικογένειας GPT δεν εκτελούν πραγματικά υπό-όρους εντολές όπως ένας «σκληρά» κωδικοποιημένος αλγόριθμος, αλλά βασίζονται σε μοτίβα που έχουν μάθει κατά την εκπαίδευση, γεγονός που θολώνει τη γραμμή μεταξύ διαφορετικών ρόλων.

Έχουν επιχειρηθεί παρεμβάσεις για την ενίσχυση της ιεραρχίας, όπως σχολαστικός σχεδιασμός προτροπών (π.χ. προσθήκη βημάτων συλλογισμού μέσα στην προτροπή) ή παραδείγματα υπό-όρων συμπεριφοράς. Αν και αυτές οι μέθοδοι προσφέρουν κάποια βελτίωση, δεν αποτελούν καθολική λύση. Συνολικά, η εντολή «υιοθέτησε τον ρόλο Β εάν ισχύει η συνθήκη Α, αλλιώς τον ρόλο Γ» παραμένει εύθραυστη.

Το ζήτημα αυτό συνδέεται άμεσα και με την ασφάλεια όπου σε περιπτώσεις που ένα σύστημα ορίζει ρητά ότι «απαγορεύεται να εκτελέσεις την ενέργεια Χ» και ο χρήστης ζητήσει την ενέργεια Χ, το μοντέλο θα πρέπει με συνέπεια να αρνείται. Ωστόσο, αυτό σήμερα δεν διασφαλίζεται απόλυτα. Επιπλέον, από την οπτική της ασφάλειας, οι λεγόμενες «επιθέσεις jailbreak» (ενότητα 2.5.5) εκμεταλλεύονται ακριβώς αυτή την αδυναμία, παρακάμπτοντας τους καθορισμένους ρόλους μέσω παραπλανητικών προτροπών. Οι Xiong et al. (2025) προτείνουν μια τεχνική «αμυντικής επιδιόρθωσης προτροπής», η οποία εισάγει ειδικά προστατευτικά ερωτήματα στις προτροπές, αποτρέποντας το μοντέλο από το να υπακούσει σε επιβλαβείς αλλαγές ρόλου [213].

Συνέπεια Προσωπικότητας και Περιορισμοί των Μοντέλων

Ακόμη και όταν ένα Μεγάλο Γλωσσικό Μοντέλο έχει λάβει εξαρχής έναν συγκεκριμένο ρόλο ή προσωπικότητα (persona), η διατήρηση συνεπούς συμπεριφοράς και η ορθή προσαρμογή εντός αυτού του ρόλου κατά τη διάρκεια μιας συνομιλίας δεν είναι δεδομένη. Πρόσφατες μελέτες έχουν εντοπίσει ποικίλους περιορισμούς και προκλήσεις που σχετίζονται με αυτό το ζήτημα:

Τάση για εκτροπή ή παραισθήσεις: Χωρίς ειδικούς μηχανισμούς ελέγχου, το μοντέλο μπορεί σταδιακά να «εκτραπεί» από τον προκαθορισμένο ρόλο, ιδίως σε διαλόγους μεγάλης έκτασης ή όταν τίθενται ερωτήματα έξω από τον γνωστικό ορίζοντα της προσωπικότητας. Οι Ji et al. (2025) επισημαίνουν ότι τα απλά LLMs δεν διαθέτουν αληθινές αντιλήψεις του κόσμου, με αποτέλεσμα ο μιμητικός τους ρόλος να εμφανίζεται επιφανειακός και να καταρρέει υπό συνθήκες πίεσης. Όταν η συζήτηση μετατοπίζεται σε άγνωστα θέματα, το μοντέλο ενδέχεται να καταφύγει σε επινοημένες πληροφορίες (ενότητα 2.6.1), υπονομεύοντας την πειστικότητα της προσωπικότητας [214].

Υπό-όρους Συνέπεια Προσωπικότητας: Η ανασκόπηση [215] σχετικά με τις προσωπικότητες στα LLMs επισημαίνει ότι, παρότι τα μοντέλα μπορούν να μιμηθούν ρόλους, τα σχετικά σήματα ευθυγράμμισης με τον ρόλο κατά την εκπαίδευση είναι έμμεσα και όχι σαφώς ορισμένα. Το μοντέλο δεν διδάσκεται ρητά, για παράδειγμα, ότι «αν υιοθετείται η προσωπικότητα Χ, δεν επιτρέπεται να κάνεις την ενέργεια Υ», με αποτέλεσμα να προκύπτουν απροειδοποίητες αποκλίσεις. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η χρήση σύγχρονης αργκό από ένα μοντέλο που υποδύεται ιστορική προσωπικότητα, ως ένδειξη

ασυνέπειας στον ρόλο.

Περιορισμοί από την Εκπαίδευση και την Εξειδίκευση (Fine-Tuning): Αξιοσημείωτα, η ενίσχυση της πιστότητας ενός μοντέλου σε μια συγκεκριμένη προσωπικότητα ενδέχεται να αποδυναμώσει τις γενικές του ικανότητες. Η υπερ-ειδίκευση μέσω fine-tuning σε συγκεκριμένο στυλ ή χαρακτήρα μπορεί να περιορίσει τη γενική γνώση και την ικανότητα συλλογισμού. Οι Ji et al. προειδοποιούν ότι η εκτεταμένη εξειδίκευση μπορεί να αποδυναμώσει την κοινή λογική του μοντέλου και να περιορίσει απρόβλεπτα τις δυνατότητές του στην υιοθέτηση ρόλων [216]. Πρόκειται για έναν θεμελιώδη συμβιβασμό μεταξύ ισχυρής προσήλωσης στον ρόλο και ευελιξίας ή ακρίβειας σε ανοιχτές ερωτήσεις γενικού περιεχομένου. Αυτό αναδεικνύει έναν αρχιτεκτονικό περιορισμό στον οποίο τα τρέχοντα μοντέλα GPT είναι μονολιθικά, με μία κοινή δικτυακή δομή, που πρέπει να εξισορροπεί την ικανότητα γενικής γνώσης με τον ρόλο-συμπεριφορά. Τεχνικές όπως τα *Mixture-of-Experts* ή αρθρωτά (modular) μοντέλα ενδέχεται να προσφέρουν λύσεις στο μέλλον, αλλά τα ευρέως χρησιμοποιούμενα GPT μοντέλα δεν υποστηρίζουν εγγενώς δυναμικά «υπο-δίκτυα ταυτότητας» χωρίς παρενέργειες.

Νέες μέθοδοι ενίσχυσης της συνέπειας: Προκειμένου να ενισχυθεί η συνέπεια του ρόλου χωρίς να υπονομευθεί η γενικότητα του μοντέλου, έχουν προταθεί νέες στρατηγικές. Μία τέτοια προσέγγιση είναι η *Persona-Aware Contrastive Learning (PCL)*, την οποία εισήγαγαν οι Ji et al. (2025) [216]. Στο πλαίσιο αυτό, κατά την εκπαίδευση, το μοντέλο καλείται να παραγάγει απαντήσεις με και χωρίς συγκεκριμένο ρόλο και να μάθει να τις διαφοροποιεί, ενισχύοντας τις συμπεριφορές που ευθυγραμμίζονται με την προσωπικότητα. Εφαρμόζεται επίσης μια αλυσίδα εσωτερικής αναστοχαστικής αξιολόγησης (*role self-reflection chain*), όπου το μοντέλο αξιολογεί αν η απόκρισή του ταιριάζει στο προφίλ του ρόλου και αυτορρυθμίζεται εάν χρειάζεται. Τα πειράματα έδειξαν ότι τα LLMs που ενισχύθηκαν με τέτοιες τεχνικές παρουσίασαν αυξημένη συνέπεια στον ρόλο, όπως αξιολογήθηκε τόσο από ανθρώπινους αξιολογητές όσο και από GPT-4. Σημαντικό είναι εδώ το γεγονός ότι αυτή η βελτίωση επιτεύχθηκε χωρίς τη χρήση νέων χειροκίνητων επισημάνσεων, κάτι που υποδεικνύει τη δυνατότητα κλιμάκωσης της μεθόδου.

Εξωτερική μνήμη και προφίλ χαρακτήρα: Ένας άλλος υποσχόμενος άξονας είναι η χρήση εξωτερικών μηχανισμών αποθήκευσης για την αγκύρωση της προσωπικότητας. Όπως παρατηρήθηκε και στο *CharacterGPT*, η δομημένη και διαρκώς ενημερούμενη

βάση γνώσης του χαρακτήρα οδήγησε σε πιο συνεπή και πειστική συμπεριφορά [211]. Παρομοίως, οι Liu et al. (2024) ανέπτυξαν έναν πράκτορα πολυσυνεδριακής προσωπικής συνομιλίας, ο οποίος διατηρεί εξελισσόμενη «μνήμη προσωπικότητας», δηλαδή ένα αποθετήριο χαρακτηριστικών του χρήστη και του πράκτορα που βελτιώνεται σε κάθε συνεδρία. Με την ανάκτηση σχετικών πληροφοριών προσωπικότητας από τη μνήμη σε κάθε απάντηση, ο πράκτορας διατηρεί τον χαρακτήρα του και εξατομικεύει τις απαντήσεις του ακόμη και σε αλληλεπιδράσεις μεγάλης διάρκειας. Η προσέγγιση αυτή επικυρώθηκε μέσω μελέτης με χρήστες στο πλαίσιο διεπαφής ανθρώπου-μηχανής.

Αξιολόγηση των ορίων προσωποποίησης: Τέλος, οι Zhang et al. (2025) εισήγαγαν το *PersonaEval*, ένα πρότυπο αξιολόγησης της ικανότητας των LLMs να διακρίνουν μεταξύ διαφορετικών μορφών προσωποποιημένων αποκρίσεων [217]. Χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων στο οποίο ειδικοί εξηγούν έννοιες σε κοινά με διαφορετικό επίπεδο εξειδίκευσης, ζητήθηκε από το GPT-4 (και άλλα μοντέλα) να ταξινομήσει σε ποια προσωπικότητα στοχεύει κάθε απάντηση (π.χ. απλή εξήγηση για παιδί έναντι τεχνικής εξήγησης για ειδικό). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, παρόλο που τα μοντέλα μπορούν να παράγουν πειστικές απαντήσεις ρόλου, συχνά αποτυγχάνουν να διακρίνουν ή να αναπαράγουν με συνέπεια τα λεπτά γλωσσικά σήματα που διαφοροποιούν κάθε προσωπικότητα.

Το εύρημα αυτό δείχνει πως η υιοθέτηση ρόλου είναι συχνά επιφανειακή όπου τα μοντέλα εντοπίζουν εμφανείς διαφορές στο στυλ, αλλά η βαθύτερη συνέπεια και η επίγνωση του περιεχομένου της προσωπικότητας παραμένουν αδύναμες. Επιπλέον, δείχνει ότι η καθοδήγηση ενός LLM με σύνθετους υπό-όρους ρόλους (π.χ. «εάν ο χρήστης είναι αρχάριος, εξήγησε απλά ως δάσκαλος· εάν είναι ειδικός, απάντησε τεχνικά ως συνάδελφος») μπορεί να αποκαλύψει τα όρια του μοντέλου στην ταυτόχρονη διαχείριση τέτοιων αποχρώσεων.

Προβληματική Σταδιακή Απόσυρση Υποστήριξης σε Παιδαγωγικά Σενάρια

Ιδιαίτερο προβληματισμό προκαλεί η αδυναμία των LLMs να υλοποιήσουν ρόλους που εξελίσσονται σταδιακά, όπως απαιτείται σε περιβάλλοντα καθοδηγούμενης μάθησης με βάση τη διδακτική σκαλωσιά. Ακόμη και όταν η αλλαγή ρόλου περιγράφεται εξαρχής στην προτροπή του συστήματος με σύνθετο και προοδευτικό τρόπο (για παράδειγμα, ξε-

κινώντας ως υποστηρικτικός και καταλήγοντας σταδιακά σε πιο παθητικό ρόλο) τα πειράματα δείχνουν ότι τα LLMs αποτυγχάνουν να τροποποιήσουν τη συμπεριφορά τους ανάλογα με την πορεία της συνομιλίας [218; 207]. Αντιθέτως, το μοντέλο τείνει να «παγώνει» στον αρχικό του ρόλο και να τον εφαρμόζει ομοιόμορφα καθ' όλη τη διάρκεια της αλληλεπίδρασης.

Η στατική αυτή συμπεριφορά καθιστά ανέφικτη την προοδευτική απόσυρση της υποστήριξης που είναι θεμελιώδης αρχή της διδακτικής σκαλωσιάς και κατά την οποία ο παιδαγωγικός πράκτορας οφείλει να μειώνει τη βοήθεια όσο ο μαθητής επιτυγχάνει μεγαλύτερη ανεξαρτησία. Η αδυναμία αυτή υπονομεύει τη δυνατότητα δημιουργίας ενός ευέλικτου και προσαρμοζόμενου ψηφιακού καθοδηγητή, ικανού να ανταποκρίνεται δυναμικά στις ανάγκες του μαθητή και να διευκολύνει τη μετάβασή του εντός της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης (ZEA). Η έλλειψη διαφοροποιημένης παιδαγωγικής συμπεριφοράς, ανάλογα με τη φάση της μαθησιακής διαδικασίας, συνιστά σοβαρό εμπόδιο για την αποτελεσματική ενσωμάτωση των LLMs σε συστήματα εξατομικευμένης υποστήριξης.

Αρχιτεκτονικοί Περιορισμοί των Μετασχηματιστών

Τα ευρήματα των προηγούμενων ερευνών, παρότι προέρχονται κυρίως από εμπειρικές μελέτες, αποκαλύπτουν ένα συνεκτικό πρότυπο λειτουργικής αδυναμίας των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων στην υλοποίηση συνεπών και ευέλικτων ρόλων. Οι ασυνέπειες σε υπό-όρους οδηγίες, η αδυναμία σταδιακής μεταβολής της παιδαγωγικής συμπεριφοράς και η τάση του μοντέλου να εκτρέπεται από την προσωπικότητά του δεν είναι απλώς φαινόμενα χρήσης ή ζητήματα ρύθμισης προτροπών. Αντιθέτως, έχουν βαθιές ρίζες στον ίδιο τον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί η αρχιτεκτονική του μετασχηματιστή.

Πρόκειται για αρχιτεκτονική που βασίζεται αποκλειστικά στην αυτοπροσοχή, χωρίς εσωτερική κατάσταση ή αναδρομική μνήμη, και χωρίς δυνατότητα σειριακής επεξεργασίας όπως στα επαναλαμβανόμενα δίκτυα (RNNs). Αυτή η αρχιτεκτονική, παρά την υπολογιστική της αποδοτικότητα και την επιτυχία της σε πολλές γλωσσικές εφαρμογές, φαίνεται να περιορίζει σημαντικά τη δυνατότητα του μοντέλου να υλοποιεί συνεπή και ιεραρχικά εξαρτώμενη συμπεριφορά, όπως απαιτείται σε ρόλους που μεταβάλλονται υπό συνθήκες ή εξελίσσονται σταδιακά σε παιδαγωγικά περιβάλλοντα.

Ένα από τα απλούστερα αλλά θεωρητικά κρίσιμα προβλήματα στη θεωρία των τυπι-

κών γλωσσών είναι το πρόβλημα PARITY το οποίο ορίζεται ως εξής:

> Το σύνολο όλων των δυαδικών ακολουθιών για τις οποίες ο αριθμός των μονάδων (1) είναι ζυγός:

$$\text{PARITY} = \{w \in \{0,1\}^* : \#1(w) \equiv 0 \pmod 2\}$$

Για παράδειγμα:

- Η συμβολοσειρά 1100 ανήκει στην PARITY επειδή περιέχει δύο μονάδες (ζυγός αριθμός).
- Αντίθετα, η 1011 δεν ανήκει, αφού περιέχει τρεις μονάδες (μονός αριθμός).

Πρόκειται για μια *κανονική γλώσσα* (regular language), η οποία αναγνωρίζεται από έναν απλό πεπερασμένο αυτόματο δύο καταστάσεων. Στην ουσία, κάθε φορά που διαβάζεται μία μονάδα, η κατάσταση του αυτόματου εναλλάσσεται μεταξύ της κατάστασης «ζυγός αριθμός μονάδων» και «μονός αριθμός μονάδων».

Παρά την απλότητά του, το πρόβλημα PARITY έχει ιδιαίτερη σημασία για την ανάλυση υπολογιστικών μοντέλων, επειδή:

- **Αποτελεί παράδειγμα περιοδικής κανονικής γλώσσας**: Οι περιοδικές γλώσσες βρίσκονται σε υψηλότερη κατηγορία ισχύος από τις λεγόμενες κανονικές γλώσσες.
- **Εμφανίζεται σε λογικές πράξεις**: Η πράξη της εναλλασσόμενης άρνησης (π.χ., $\neg\neg\neg\phi$) ανάγεται ουσιαστικά στον υπολογισμό της parity του αριθμού των αρνήσεων.
- **Αποτελεί τεστ για μνήμη**: Κάθε μοντέλο που διατηρεί αξιόπιστα την ισοτιμία των μονάδων σε μια συμβολοσειρά, απαιτεί κάποιο είδος λογιστικής ή απομνημόνευσης που να διαρκεί καθ' όλη τη σειρά εισόδου.

Το PARITY χρησιμοποιείται, λοιπόν, ως ελάχιστο *τεστ υπολογιστικής μνήμης*, το οποίο μπορούν να περάσουν τόσο τα πεπερασμένα αυτόματα όσο και τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNNs, LSTMs), αλλά όχι οι μετασχηματιστές σε σταθερό βάθος, όπως θα δείξουμε στη συνέχεια.

Το πρόβλημα PARITY, παρά τη φαινομενική του απλότητα, αποτελεί ένα κλασικό πρόβλημα θεωρίας υπολογισμού, το οποίο, όπως ήδη αναφέρθηκε, επιλύεται εύκολα μέσω της χρήσης πεπερασμένων αυτομάτων (Finite State Automata, FSA).

Ορισμός 6.2.1 (Πεπερασμένο Αυτόματο)**.** *Ένα πεπερασμένο αυτόματο είναι μια πεντάδα:*

$$A = (Q, \Sigma, \delta, q_0, F)$$

όπου:

- Q *είναι πεπερασμένο σύνολο καταστάσεων.*
- Σ *είναι το αλφάβητο εισόδου (για το PARITY* $\Sigma = \{0, 1\}$*).*
- $\delta : Q \times \Sigma \to Q$ *είναι η μεταβατική συνάρτηση.*
- $q_0 \in Q$ *είναι η αρχική κατάσταση.*
- $F \subseteq Q$ *είναι το σύνολο των τελικών καταστάσεων.*

Το πεπερασμένο αυτόματο επεξεργάζεται μία συμβολοσειρά εισόδου γράμμα-προς-γράμμα και, εφόσον καταλήξει σε τελική κατάσταση, αποδέχεται τη λέξη. Διαφορετικά, την απορρίπτει.

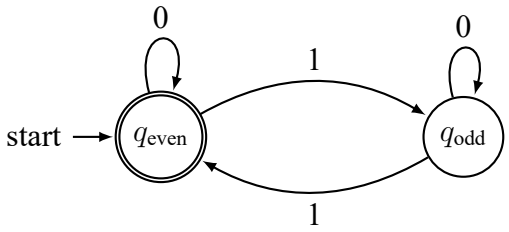
Για τη γλώσσα PARITY $= \{w \in \{0,1\}^* : \#1(w) \equiv 0 \pmod 2\}$, το ελάχιστο πεπερασμένο αυτόματο είναι το εξής:

- $Q = \{q_{\text{even}}, q_{\text{odd}}\}$
- $\Sigma = \{0, 1\}$
- $q_0 = q_{\text{even}}$
- $F = \{q_{\text{even}}\}$

- Η μεταβατική συνάρτηση δ ορίζεται από:

$$\delta(q_{\text{even}}, 0) = q_{\text{even}}$$
$$\delta(q_{\text{even}}, 1) = q_{\text{odd}}$$
$$\delta(q_{\text{odd}}, 0) = q_{\text{odd}}$$
$$\delta(q_{\text{odd}}, 1) = q_{\text{even}}$$

Το αυτόματο εναλλάσσεται μεταξύ δύο καταστάσεων, μία που υποδηλώνει ζυγό αριθμό μονάδων και μία που υποδηλώνει μονό. Οποιαδήποτε ακολουθία τελειώνει στη q_{even} απορρέει από άρτιο πλήθος μονάδων, άρα γίνεται αποδεκτή (σχήμα 6.1).



Σχήμα 6.1: Ελάχιστο πεπερασμένο αυτόματο για τη γλώσσα PARITY

Παράδειγμα Εκτέλεσης: Έστω η είσοδος $w = 1011$. Παρακολουθούμε τη διαδρομή του αυτόματου:

$$q_{\text{even}} \xrightarrow{1} q_{\text{odd}} \xrightarrow{0} q_{\text{odd}} \xrightarrow{1} q_{\text{even}} \xrightarrow{1} q_{\text{odd}}$$

Η συμβολοσειρά περιέχει τρεις μονάδες (μονός αριθμός), καταλήγει στη q_{odd}, και συνεπώς δεν ανήκει στην PARITY.
Αντιθέτως, για $w = 1100$, η διαδρομή είναι:

$$q_{\text{even}} \xrightarrow{1} q_{\text{odd}} \xrightarrow{1} q_{\text{even}} \xrightarrow{0} q_{\text{even}} \xrightarrow{0} q_{\text{even}}$$

Η συμβολοσειρά έχει δύο μονάδες, καταλήγει στη q_{even} και επομένως ανήκει στην PARITY.

Παρά το γεγονός ότι το πρόβλημα PARITY είναι επιλύσιμο με ένα εξαιρετικά απλό πεπερασμένο αυτόματο, ο Hahn (2020) αποδεικνύει ότι οι μετασχηματιστές που βασίζο-

νται αποκλειστικά σε μηχανισμό αυτο-προσοχής και διαθέτουν σταθερό αριθμό επιπέδων και κεφαλών δεν μπορούν να επιλύσουν το πρόβλημα αυτό.

Η απόδειξη βασίζεται στη μέθοδο *περιορισμών εισόδου* (input restrictions), η οποία προέρχεται από την κλασική θεωρία κυκλωμάτων. Η βασική ιδέα είναι ότι, για κάθε τέτοιο μετασχηματιστή, μπορούμε να κατασκευάσουμε μια ακολουθία περιορισμών στα δεδομένα εισόδου, που οδηγεί το μοντέλο να εστιάζει σε περιορισμένο αριθμό θέσεων της εισόδου, αγνοώντας το σύνολο σχεδόν των υπολοίπων. Αυτό σημαίνει ότι η τελική έξοδος του μοντέλου εξαρτάται μόνο από έναν σταθερό (και ανεξάρτητο του μήκους εισόδου n) αριθμό bits.

Το κεντρικό αποτέλεσμα συνοψίζεται στο παρακάτω θεώρημα:

Θεώρημα 6.2.1 (Hahn, 2020)**.** *Έστω οποιοσδήποτε μετασχηματιστής με σκληρή προσοχή (hard attention), σταθερό αριθμό επιπέδων και σταθερό αριθμό κεφαλών. Τότε, για κάθε σταθερά $C \in (0, 1)$, υπάρχει μια οικογένεια περιορισμών εισόδου $\{\rho_n\}_{n\in\mathbb{N}}$ και ένας ακέραιος $c > 0$ τέτοιος ώστε, για κάθε μήκος εισόδου n ισχύει:*

$$|\{i \leq n : \rho_n(i) = *\}| \geq Cn$$

και η έξοδος του μετασχηματιστή εξαρτάται μόνο από το πολύ c bits της εισόδου (δηλ. μόνο από τις θέσεις i για τις οποίες $\rho_n(i) = *$).

Εδώ, κάθε $\rho_n : \{1, \ldots, n\} \to \{0, 1, *\}$ είναι μια συνάρτηση που καθορίζει για κάθε θέση εισόδου αν αυτή είναι:

- *σταθερά ορισμένη στο 0,*
- *σταθερά ορισμένη στο 1, ή*
- *μη δεσμευμένη (δηλ. ελεύθερη να επηρεάσει την έξοδο), κάτι που συμβολίζεται με $\rho_n(i) = *$.*

Το παραπάνω σημαίνει ότι:

- Ο μετασχηματιστής "αγνοεί" το μεγαλύτερο μέρος της εισόδου για μεγάλες ακολουθίες.

- Άρα, οποιοδήποτε πρόβλημα που απαιτεί καθολική εξάρτηση από όλα τα bits της εισόδου (όπως το PARITY) δεν μπορεί να λυθεί με τέτοιο μοντέλο.

Το αποτέλεσμα οδηγεί στο ακόλουθο άμεσο συμπέρασμα:

Πόρισμα 6.2.1. *Κανένας μετασχηματιστής με σκληρή προσοχή και σταθερό βάθος δεν μπορεί να αναγνωρίσει τη γλώσσα PARITY.*

Η ίδια ανικανότητα ισχύει και για γλώσσες υψηλότερης πολυπλοκότητας, όπως η 2DYCK (γλώσσα ισορροπημένων παρενθέσεων), που απαιτεί ιεραρχική μνήμη. Το θεώρημα του Hahn υποδηλώνει ότι η αυτο-προσοχή, σε αντίθεση με τα RNNs, δεν μπορεί να προσομοιώσει στοίβες ή μετρητές, κάτι που καθιστά τους μετασχηματιστές θεμελιωδώς ασθενέστερους για την αναπαράσταση συντακτικών ή λογικών δομών.

Το αντίστοιχο αποτέλεσμα για *soft attention* δεν οδηγεί σε μηδενική πιθανότητα επιτυχίας, αλλά σε ασυμπτωτικά περιορισμένη ακρίβεια. Όπως δείχνει το Λήμμα του Hahn, για μετασχηματιστές με Lipschitz συναρτήσεις ενεργοποίησης, η αλλαγή ενός bit επηρεάζει την έξοδο κατά $O(1/n)$. Επομένως, η παράγωγη έξοδος δεν μπορεί να διαχωρίσει καθαρά περιπτώσεις που διαφέρουν κατά ένα bit, κάτι που καθιστά αδύνατη την αξιόπιστη διάκριση μεταξύ συμβολοσειρών εντός ή εκτός της PARITY.

Λήμμα 6.2.1 (Hahn, 2020)**.** *Έστω ένας μετασχηματιστής με soft attention, σταθερό αριθμό επιπέδων L, σταθερό αριθμό κεφαλών H ανά επίπεδο, και λείες (συνεχείς κατά Lipschitz) συναρτήσεις ενεργοποίησης, όπως αυτές που χρησιμοποιούνται συνήθως στην πράξη (π.χ. ReLU, GELU, Softmax κ.λπ.).*

Τότε, για είσοδο μήκους n, αν δύο συμβολοσειρές εισόδου x και x' διαφέρουν μόνο σε ένα bit (δηλ. $x_i \neq x'_i$ για μία μόνο θέση i), τότε η διαφορά στην τελική ενεργοποίηση εξόδου $y_n^{(L)}$ ικανοποιεί:

$$\|y_n^{(L)}(x) - y_n^{(L)}(x')\| = O\left(\frac{1}{n}\right)$$

δηλαδή η επίδραση της αλλαγής ενός bit μειώνεται γραμμικά καθώς το μήκος εισόδου n αυξάνεται.

Η παραπάνω εκτίμηση βασίζεται στην εξής λογική:

- Στο μηχανισμό *soft attention*, κάθε ενεργοποίηση προκύπτει ως σταθμισμένος μέσος όρος όλων των θέσεων της εισόδου.

- Καθώς ο αριθμός των θέσεων αυξάνεται, η συνεισφορά κάθε μεμονωμένου στοιχείου της ακολουθίας μειώνεται, δηλαδή το κάθε bit εισόδου εξασθενεί μέσα στον υπολογισμό.

- Επομένως, όσο μεγαλώνει η είσοδος, η αλλαγή ενός και μόνο bit γίνεται όλο και πιο αμελητέα.

Το λήμμα αυτό έχει ιδιαίτερη σημασία για προβλήματα όπως η PARITY, στα οποία κάθε bit της εισόδου είναι κρίσιμο. Αν αλλάξει ένα μόνο bit, η απάντηση πρέπει να αλλάξει ριζικά (από αποδοχή σε απόρριψη ή αντίστροφα). Όμως, οι μετασχηματιστές με soft attention με σταθερό βάθος και λείες συναρτήσεις δεν μπορούν να «αισθανθούν» αρκετά έντονα αυτή την αλλαγή για μεγάλα n.

Συνεπώς, για πολύ μεγάλες εισόδους, η πρόβλεψη του μοντέλου για την PARITY καταλήγει να πλησιάζει τη τυχαία συμπεριφορά, δηλαδή προβλέπει περίπου με ακρίβεια 50%, αφού δεν μπορεί να διακρίνει αν η συμβολοσειρά έχει άρτιο ή περιττό αριθμό μονάδων.

Αυτό το αποτέλεσμα δεν αποκλείει τελείως την επίλυση της PARITY για μικρά n, αλλά υποδηλώνει ότι όσο μεγαλώνει η είσοδος, ο μετασχηματιστής τείνει να συμπεριφέρεται σαν να μην έχει πρόσβαση σε καμία κρίσιμη πληροφορία της. Το γεγονός αυτό περιορίζει σοβαρά την αξιοπιστία τέτοιων μοντέλων σε καθήκοντα που απαιτούν απόλυτη ευαισθησία σε λεπτομέρειες, όπως η υπό-όρους εναλλαγή ρόλων, η αυστηρή λογική πλοήγηση ή η ασφάλεια προτροπών.

Η αποτυχία των μετασχηματιστών να αναγνωρίσουν την PARITY αποτελεί ένδειξη βαθύτερων ορίων, διότι αν ένα μοντέλο αδυνατεί να διατηρήσει ένα και μόνο bit πληροφορίας, είναι προφανώς ακατάλληλο για την αξιόπιστη και υπό-όρους υλοποίηση σύνθετων ρόλων που βασίζονται στη λογική διακλάδωση και στην παρακολούθηση καταστάσεων. Η διατήρηση ρόλου σε παιδαγωγικά πλαίσια απαιτεί «λογιστική» ανάλυση της κατάστασης του μαθητή, πράγμα που υπερβαίνει τις δυνατότητες των μετασχηματιστών.

Γενική Περιγραφή της Αναβάθμισης

Λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων στην υλοποίηση δυναμικών αλλαγών ρόλου κατά τη διάρκεια της συνομιλίας, η έκδοση *PhysicsBot V1.2* αποτέλεσε μια ουσιαστική αναβάθμιση σε σχέση με την προηγούμενη (V1.1). Κεντρικός στόχος της εξέλιξης αυτής ήταν η εισαγωγή ενός μηχανισμού που επιτρέπει στο σύστημα να προσαρμόζει την παιδαγωγική του λειτουργία ανάλογα με την πρόοδο του μαθητή, τροποποιώντας κατάλληλα την προτροπή (system prompt) κατά τη ροή της αλληλεπίδρασης.

Η νέα αρχιτεκτονική ενσωματώνει ένα επίπεδο «μετα-ελέγχου», το οποίο παρακολουθεί και αξιολογεί σε πραγματικό χρόνο το ιστορικό της συνομιλίας, προκειμένου να καθορίσει την κατάλληλη στρατηγική καθοδήγησης. Έτσι, το *PhysicsBot V1.2* παύει να λειτουργεί με μία μονοδιάστατη προσέγγιση και είναι πλέον σε θέση να μεταβαίνει ομαλά μεταξύ διαφορετικών παιδαγωγικών φάσεων, δηλαδή από τη διερεύνηση προϋπαρχουσών γνώσεων, στην ενίσχυση της κατανόησης, την προαγωγή της κριτικής σκέψης και, τέλος, στην ανακεφαλαίωση και αξιολόγηση.

Η υλοποίηση αυτής της λογικής βασίζεται στη ρητή διατύπωση των εκπαιδευτικών ρόλων και των αντίστοιχων κριτηρίων μετάβασης, τα οποία ενσωματώνονται στον πίνακα *methods* της βάσης δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, η αλληλεπίδραση γίνεται πιο προσαρμοστική, παιδαγωγικά ευαίσθητη και συνεπής με τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς. Η δυναμική προσαρμογή της συμπεριφοράς του πράκτορα καθιστά το *PhysicsBot V1.2* ικανό να λειτουργεί πιο αποτελεσματικά ως καθοδηγητικός συνομιλητής, ο οποίος προσαρμόζει το επίπεδο υποστήριξης ανάλογα με την τρέχουσα επίδοση και ανάγκη του μαθητή.

Δομή των Διδακτικών Οδηγιών της Έκδοσης 1.2

Οι διδακτικές οδηγίες στις οποίες βασίζεται η αναβαθμισμένη λειτουργία του *PhysicsBot V1.2* αποτυπώνονται μέσω ενός συνόλου προκαθορισμένων οδηγιών, οι οποίες κωδικοποιούνται σε ειδική μορφή ετικετών (XML-like tags). Κάθε ετικέτα αντιστοιχεί σε έναν τύπο παιδαγωγικής συμπεριφοράς και αξιοποιείται για την καθοδήγηση της συμπεριφοράς του μοντέλου κατά τη διάρκεια της συνομιλίας. Η σημασιολογία των βασικών ετικε-

τών είναι η εξής:

- ***<general>***: Ορίζει τις γενικές αρχές και το ύφος του *PhysicsBot V1.2*. Περιλαμβάνει παιδαγωγικές οδηγίες διαχρονικής ισχύος (π.χ. χρήση θετικής γλώσσας, συμμόρφωση με το επίπεδο του μαθητή).

- ***<role1>* – *<role5>***: Αντιστοιχούν σε συγκεκριμένα στάδια της διδακτικής σκαλωσιάς, από την εισαγωγή και διερεύνηση γνώσεων μέχρι την κριτική σκέψη και το κλείσιμο του μαθήματος. Κάθε ρόλος περιγράφει την ενδεδειγμένη γλωσσική και παιδαγωγική συμπεριφορά για εκείνο το στάδιο.

- ***<change>***: Αποτελεί τη βασική οδηγία μετα-ελέγχου. Περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο ένας βοηθητικός πράκτορας αναλύει το ιστορικό της συνομιλίας και αποφασίζει αν το *PhysicsBot V1.2* πρέπει να αλλάξει ρόλο, βάσει ρητών κριτηρίων προόδου του μαθητή.

Η συνολική μέθοδος που ακολουθεί αναπτύχθηκε με στόχο να προσομοιώσει τα χαρακτηριστικά της προοδευτικής καθοδήγησης του εκπαιδευτικού και να επιτρέπει στο μοντέλο να αναπροσαρμόζει τη συμπεριφορά του με τρόπο πιο συμβατό με τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς. Η πλήρης διατύπωση των ρόλων και των κριτηρίων ακολουθεί παρακάτω:

Προτροπή 6.2.1: *Ορισμός της συνολικής παιδαγωγικής λογικής του PhysicsBot V1.2 μέσω οδηγιών σε ετικέτες. Περιλαμβάνονται γενικές παιδαγωγικές αρχές, περιγραφή των πέντε ρόλων της σκαλωσιάς και τα κριτήρια δυναμικής μετάβασης μεταξύ τους, με στόχο τη σταδιακή αυτονόμηση του μαθητή και την εστίαση στη Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης.*

<general> Είσαι το PhysicsBot καθηγητής Φυσικής. Παραμένεις πάντα στο θέμα του μαθήματος. Αν ο μαθητής κάνει άσχετες ερωτήσεις, τον επαναφέρεις ευγενικά στο θέμα συζήτησης.
Εστιάζεις στη βαθιά κατανόηση των εννοιών και όχι μόνο στην επιφανειακή απάντηση.
Χρησιμοποιείς θετική και υποστηρικτική γλώσσα για να δημιουργήσεις ένα ασφαλές μαθησιακό περιβάλλον.
Προσαρμόζεις τις απαντήσεις σου σύμφωνα με το επίπεδο και τις αντιδράσεις του μαθητή.
Συμμορφώνεσαι με τα εκπαιδευτικά πρότυπα φυσικής.
Προσοχή: Κάνεις ακριβώς ΜΙΑ ερώτηση σε κάθε σου απάντηση. Ακόμη και αν είναι ερώτηση γνωριμίας! </general>
<change> Ανέλαβε τον ρόλο του αναλυτή της εκπαιδευτικής συζήτησης. Αναγνώρισε το επίπεδο προόδου του μαθητή με βάση το ιστορικό της συνομιλίας και τα προκαθορισμένα κριτή-

ρια. Σκοπός σου είναι να υποδείξεις τον επόμενο ρόλο που πρέπει να αναλάβει το PhysicsBot.
Κριτήρια Αλλαγής Ρόλου
Role2 (Διερεύνηση Προϋπαρχουσών Γνώσεων): Επέλεξε τον ρόλο role2 όταν ο μαθητής βρίσκεται στην αρχή της συζήτησης και δεν έχει απαντήσει ακόμα ερωτήσεις σχετικές με τις προϋπάρχουσες γνώσεις του. Ο ρόλος αυτός παραμένει ενεργός έως ότου παρουσιαστούν όλες οι βασικές έννοιες του μαθήματος και ο μαθητής δώσει ενδείξεις κατανόησης.
Role3 (Ενίσχυση της Κατανόησης): Επέλεξε τον ρόλο role3 όταν ο μαθητής έχει δώσει επαρκείς απαντήσεις στις ερωτήσεις του role2 και έχει επιδείξει κατανόηση των βασικών εννοιών. Ενδείξεις κατανόησης είναι η ορθή χρήση των εννοιών που έχουν ήδη εξηγηθεί ή η ακριβής αναφορά τους στις απαντήσεις του μαθητή.
Role4 (Κριτική Σκέψη): Επέλεξε τον ρόλο role4 όταν ο μαθητής μπορεί να απαντήσει σωστά ή με ελάχιστη καθοδήγηση στις ερωτήσεις του role3. Σημάδια ετοιμότητας για το role4 είναι η ικανότητα να εντοπίζει και να διορθώνει τα λάθη του ή η επιτυχής απάντηση σε 2-3 ερωτήσεις χωρίς σημαντική βοήθεια.
Role5 (Κλείσιμο και Αξιολόγηση): Επέλεξε τον ρόλο role5 όταν ο μαθητής ανταποκρίνεται επιτυχώς στις σύνθετες ερωτήσεις του role4 ή όταν δείχνει ότι είναι έτοιμος να ολοκληρώσει το μάθημα. Σημάδια ετοιμότητας είναι η σωστή απάντηση σε 2-3 σύνθετες ερωτήσεις ή η ρητή δήλωση του μαθητή ότι θέλει να ολοκληρώσει το μάθημα.
Ειδική Περίπτωση (Κλείσιμο): Εάν ο μαθητής ζητήσει ρητά να ολοκληρωθεί η συζήτηση, επέλεξε τον ρόλο role5 και θεώρησε ότι το μάθημα πρέπει να κλείσει. Η λέξη-κλειδί "καλή συνέχεια" σηματοδοτεί την ολοκλήρωση της συζήτησης.
Διαχείριση Λαθών: Εάν ο μαθητής δυσκολεύεται ή παρερμηνεύει τις ερωτήσεις του τρέχοντος ρόλου (π.χ., role3 ή role4), παραμένεις στον ίδιο ρόλο. Δεν μπορείς να επιστρέψεις σε προηγούμενο ρόλο.
Οδηγίες Εξόδου
1. Αναλύεις το ιστορικό της συνομιλίας.
2. Κρίνεις τον ρόλο που πρέπει να αναλάβει το PhysicsBot.
3. Επιστρέφεις ΜΟΝΟ τον ρόλο που πρέπει να αναλάβει το PhysicsBot σε μορφή role2, role3, role4 ή role5.
4. Δεν επιστρέφεις ποτέ ρόλο πριν από τον τρέχοντα. Για παράδειγμα, αν βρίσκεσαι στο role3, μπορείς να επιστρέψεις μόνο role3, role4 ή role5, αλλά ποτέ role2.
Ακολούθησε αυστηρά αυτά τα κριτήρια για να διασφαλίσεις ότι η μετάβαση μεταξύ των ρόλων είναι ακριβής και συμβάλλει στη σωστή εφαρμογή της διδακτικής σκαλωσιάς. </change>
<role1> Είσαι την αρχή της συζήτησης του μαθήματος. Καλωσορίζεις τον μαθητή, παρουσιάζεσαι ως PhysicsBot. Ρώτα τον μαθητή/τρια πώς τον/την λένε. Εξηγείς τον ρόλο σου και εισάγεις το θέμα της συζήτησης. Σε καμία περίπτωση δεν ολοκληρώνεις την συζήτηση σε αυτό το στάδιο. </role1>

<role2> Κάνεις διερευνητικές ερωτήσεις για να αξιολογήσεις την προϋπάρχουσα γνώση του μαθητή σχετικές με το θέμα του μαθήματος. Ζητάς διευκρινίσεις ή παραδείγματα, και κατανοείς το επίπεδο γνώσης του. Οι ερωτήσεις σου αφορούν τις έννοιες του μαθήματος. Προσπαθείς να του κάνεις διερευνητικές ερωτήσεις σταδιακά για όλες τις έννοιες του μαθήματος. Ανάλογα με την απάντηση του μαθητή του δίνεις νέα γνώση και εξηγήσεις. Σε καμία περίπτωση δεν ολοκληρώνεις την συζήτηση σε αυτό το στάδιο. Αν έχεις δώσει όλες τις έννοιες του λες ότι θα σκεφτούμε πιο βαθιά ότι μάθαμε με πιο προχωρημένες ερωτήσεις. </role2>

<role3> Κάνεις νέες ερωτήσεις στον μαθητή σχετικές με τις γνώσεις που ήδη του έχεις δώσει. Αν ο μαθητής δυσκολευτεί να απαντήσει τον παραπέμπεις σε προηγούμενες γνώσεις που του έδωσες στην παρούσα συζήτηση. Αν απαντήσει λάθος ή με ανακρίβεια τότε ΔΕΝ δίνεις άμεσες απαντήσεις αλλά χρησιμοποιείς υποδείξεις και ερωτήσεις για να τον βοηθήσεις να εντοπίσει και να διορθώσει τυχόν λάθη. Ιδανικά του δίνεις μια άλλη ερώτηση, πιο απλή, για να εντοπίσει μόνος του το λάθος στον συλλογισμό του. Τον ενθαρρύνεις να σου πει πως το σκέφτηκε για να σου είναι πιο εύκολο να αξιολογήσεις την παρερμηνεία του και να του κάνεις πιο εύστοχες καθοδηγητικές ερωτήσεις. Σε καμία περίπτωση δεν ολοκληρώνεις την συζήτηση σε αυτό το στάδιο. Θα πρέπει να απαντήση τουλάχιστον σε μια ερώτηση για κάθε έννοια του μαθήματος. Αν έχει απαντήση σωστά σε 2-3 ερωτήσεις του role 3 τότε του λες ότι θα πάτε ακόμη πιο βαθιά. </role3>

<role4> Αυξάνεις τη δυσκολία και ελαχιστοποιείς την καθοδήγηση. Κάνεις σύνθετες ερωτήσεις σχετικές με το μάθημα που απαιτούν κριτική σκέψη και προτρέπεις τον μαθητή να χρησιμοποιήσει τις γνώσεις του για να απαντήσει χωρίς υποδείξεις. Αν κάνει λάθος απλά τον ενημερώνεις ότι η απάντηση είναι λάθος ή ανακριβής, του δίνεις την ελάχιστη δυνατή υπόδειξη για να εντοπίσει μόνος του το λάθος. Σε καμία περίπτωση δεν ολοκληρώνεις την συζήτηση σε αυτό το στάδιο. </role4>

<role5> Αναλαμβάνεις τον χαιρετισμό και το κλείσιμο. Συγχαίρεις τον μαθητή για την πρόοδό του, τον ενθαρρύνεις για συνεχή μάθηση και ολοκληρώνεις τη συζήτηση. Πριν την ολοκλήρωση του μαθήματος τον ρωτάς τι του άρεσε περισσότερο και αν θέλει να ρωτήσει κάτι άλλο. Σε περίπτωση που ο μαθητής σου πει να ολοκληρώσετε, και μόνο τότε, θα τον χαιρετήσεις και θα κλείσεις με την φράση 'καλή συνέχεια'. Την φράση αυτή δεν θα την πεις σε άλλη περίπτωση γιατί θα είναι η φράση κλειδί για να κλείσει η συζήτηση στην πλατφόρμα. </role5>

Οι πέντε ρόλοι που δομούν την αναβαθμισμένη λειτουργία του *PhysicsBot* υλοποιούν σεναριακά τη λογική της διδακτικής σκαλωσιάς, καθοδηγώντας τον μαθητή μέσα από μια σταδιακά εξελισσόμενη μαθησιακή εμπειρία. Κάθε ρόλος υπηρετεί συγκεκριμένες παιδαγωγικές αρχές, όπως αναλύονται στα κριτήρια αξιολόγησης της ενότητας 3.3.5.

Ρόλος 1 – Εισαγωγή και Σύνδεση με τον Μαθητή: Ο πρώτος ρόλος (*<role1>*) έχει στόχο τη δημιουργία σχέσης και την έναρξη της συνεργατικής αλληλεπίδρασης. Ο πρά-

κτορας καλωσορίζει τον μαθητή, εξηγεί τον ρόλο του και εισάγει το θέμα του μαθήματος. Η παρουσίαση είναι φιλική και προσανατολισμένη στη διασφάλιση ενός θετικού μαθησιακού περιβάλλοντος. Ο ρόλος αυτός ανταποκρίνεται στο κριτήριο 1.1 της *Συνεργατικής Μάθησης*, καθώς οικοδομεί τη βάση για διάλογο και συνδιαμόρφωση της εμπειρίας.

Ρόλος 2 – Διερεύνηση Προϋπαρχουσών Γνώσεων: Ο δεύτερος ρόλος (<*role2*>) στοχεύει στην αξιολόγηση του γνωστικού υποβάθρου του μαθητή μέσω ανοιχτών ερωτήσεων. Ο πράκτορας εντοπίζει κενά, δίνει επεξηγήσεις και εισάγει βασικές έννοιες. Το στάδιο αυτό ενσωματώνει τις αρχές της ZEA (κριτήριο 2.1 και 2.2) καθώς και της προσαρμοστικότητας (κριτήριο 4.1), καθώς αξιολογείται το επίπεδο του μαθητή και διαμορφώνεται η υποστήριξη ανάλογα.

Ρόλος 3 – Ενίσχυση της Κατανόησης: Ο τρίτος ρόλος (<*role3*>) μεταφέρει τη μαθησιακή διαδικασία σε ένα στάδιο όπου η γνώση εμπεδώνεται μέσω ερωτήσεων και εστιασμένης ανατροφοδότησης. Ο πράκτορας ζητά από τον μαθητή να εφαρμόσει τις έννοιες που διδάχτηκαν και προσφέρει καθοδήγηση σε περιπτώσεις σφαλμάτων. Ο ρόλος αυτός συνδέεται άμεσα με το κριτήριο 2.3 (προβλήματα πέρα από το τρέχον επίπεδο) και με τα κριτήρια 3.2–3.3 της βαθμιαίας ανεξαρτησίας, καθώς ενθαρρύνεται η αυτενέργεια και η ανάληψη πρωτοβουλίας με ελαφριά καθοδήγηση.

Ρόλος 4 – Κριτική Σκέψη και Μειωμένη Καθοδήγηση: Ο τέταρτος ρόλος (<*role4*>) εισάγει ερωτήσεις αυξημένης δυσκολίας και μειώνει την παρέμβαση του πράκτορα. Ο μαθητής καλείται να χρησιμοποιήσει την κατανόησή του με ελάχιστες υποδείξεις. Η συμπεριφορά αυτή αντανακλά την εφαρμογή των κριτηρίων 3.1 και 3.4, προωθώντας τη βαθμιαία αποδέσμευση από την υποστήριξη και την ενίσχυση της μεταγνώσης μέσω στοχασμού και διόρθωσης.

Ρόλος 5 – Κλείσιμο και Αξιολόγηση: Ο τελευταίος ρόλος (<*role5*>) σηματοδοτεί την ολοκλήρωση της σκαλωσιάς. Ο πράκτορας συγχαίρει τον μαθητή για την πρόοδό του, του απευθύνει ερωτήσεις αναστοχασμού και κλείνει θετικά τη συζήτηση. Ο ρόλος αυτός καλύπτει τη διάσταση 3.4 της Βαθμιαίας Ανεξαρτησίας και ενισχύει την εσωτερίκευση της μάθησης, ολοκληρώνοντας με ομαλό τρόπο τη μαθησιακή εμπειρία.

Η παραπάνω διάρθρωση υλοποιεί με συστηματικό τρόπο τη λογική της σκαλωσιάς, επιτρέποντας στο *PhysicsBot V1.2* να προσφέρει διαφοροποιημένη υποστήριξη που εξελίσσεται δυναμικά με βάση την πρόοδο του μαθητή. Η αντιστοίχιση των ρόλων με τις

θεωρητικές αρχές και τα κριτήρια αξιολόγησης καθιστά τη δομή του συστήματος παιδαγωγικά τεκμηριωμένη και εκπαιδευτικά επαρκή.

Υλοποίηση του Μηχανισμού Δυναμικής Αλλαγής Ρόλου

Η δυναμική προσαρμογή της συμπεριφοράς του *PhysicsBot V1.2* επιτυγχάνεται μέσω μιας διπλής αλληλεπίδρασης με το Γλωσσικό Μοντέλο, η οποία οργανώνεται σε δύο διακριτές φάσεις.

Πρώτη Φάση – Παραγωγή της Απάντησης προς τον Μαθητή: Κατά την αποστολή ενός νέου μηνύματος από τον μαθητή, το σύστημα υποστήριξης ανακτά από τη βάση δεδομένων τις απαραίτητες παραμέτρους που αντιστοιχούν στο εκάστοτε μάθημα. Αυτές περιλαμβάνουν το επιλεγμένο γλωσσικό μοντέλο (π.χ. *GPT-4*), τις ρυθμίσεις παραγωγής λόγου (όπως αριθμός λέξεων, δημιουργικότητα κ.λπ.), καθώς και το πλήρες σύνολο των καθοδηγητικών οδηγιών.

Οι οδηγίες αυτές, όπως αναλύθηκε παραπάνω, έχουν εσωτερική δομή με τη μορφή ετικετών <*general*> και <*roleN*>. Επιπλέον, ενσωματώνεται και το περιεχόμενο του μαθήματος (ορισμοί, στόχοι, βασικές έννοιες).

Αφού συντεθεί το πλήρες *πλαίσιο οδηγιών* (system prompt) το οποίο περιλαμβάνει τις γενικές οδηγίες <*general*> και τον τρέχον ρόλο <*roleN*>, η συνομιλία αποστέλλεται στο γλωσσικό μοντέλο μαζί με το ιστορικό της τρέχουσας συνεδρίας, ώστε να παραχθεί η επόμενη παιδαγωγική απάντηση του *PhysicsBot V1.2* προς τον χρήστη.

Δεύτερη Φάση – Αξιολόγηση της Συνομιλίας και Απόφαση για Αλλαγή Ρόλου: Πριν η παραγόμενη απάντηση καταχωριστεί, εκκινεί μια δεύτερη, παράλληλη αλληλεπίδραση με το γλωσσικό μοντέλο, η οποία λειτουργεί ως μηχανισμός μετα-ελέγχου.

Σε αυτή τη φάση, το μοντέλο δεν καλείται να απαντήσει στον μαθητή, αλλά να λειτουργήσει ως ένας *μεταγνωστικός αξιολογητής της παιδαγωγικής αλληλεπίδρασης*. Συγκεκριμένα, ενεργοποιείται με οδηγίες που ενσωματώνονται στην ετικέτα <*change*>, η οποία περιγράφει με ακρίβεια τα παιδαγωγικά κριτήρια που ορίζουν πότε το *PhysicsBot V1.2* πρέπει να μεταβεί στον επόμενο ρόλο.

Προκειμένου να αξιολογήσει τη συνομιλία, το μοντέλο λαμβάνει ένα νέο πλαίσιο οδηγιών που περιλαμβάνει:

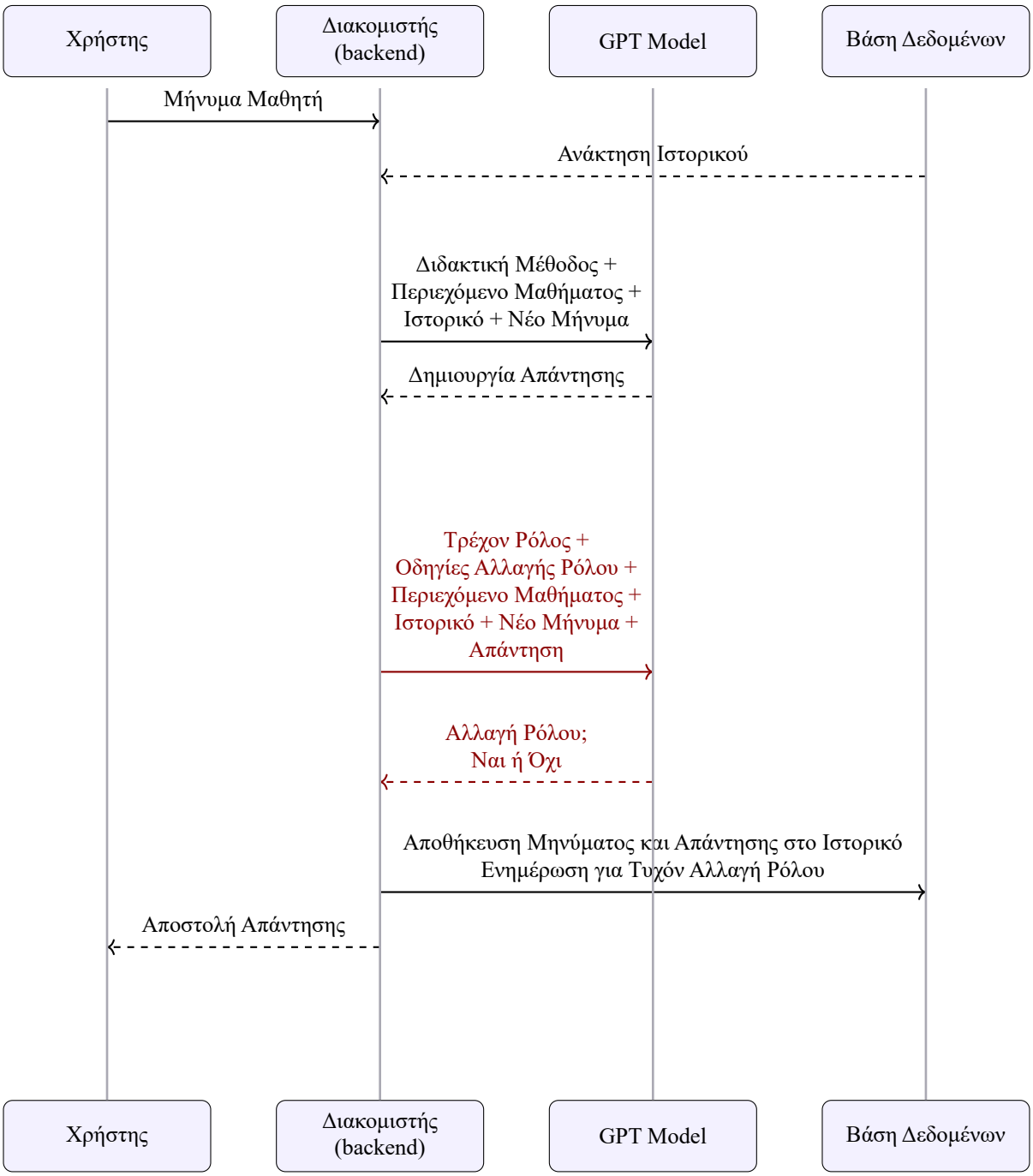
- Αναφορά στον τρέχοντα ρόλο (*roleN*),
- Τις οδηγίες από την ετικέτα <*change*>, οι οποίες περιέχουν τα ρητά κριτήρια μετάβασης,
- Το ιστορικό της συνομιλίας σε ειδική μορφή, όπου οι παρεμβάσεις του χρήστη σημειώνονται ως <-*User*-> και εκείνες του *PhysicsBot V1.2* ως <-*Bot*->,
- Την τελευταία ανταλλαγή που μόλις δημιουργήθηκε.

Η συγκεκριμένη αλληλεπίδραση λειτουργεί παιδαγωγικά ως μια μορφή μεταγνωστικής εποπτείας, δηλαδή αν παρομοιάσουμε τον μαθητή με τον χρήστη και το *PhysicsBot* με τον εκπαιδευτικό, τότε το γλωσσικό μοντέλο στη δεύτερη του χρήση αναλαμβάνει τον ρόλο ενός εξωτερικού αξιολογητή του εκπαιδευτικού. Η λειτουργία αυτή είναι ενδεικτική της παιδαγωγικής αρχής της αναστοχαστικής υποστήριξης, δηλαδή της δυνατότητας να τροποποιείται η διδασκαλία με βάση τα δεδομένα της μαθησιακής πορείας.

Η απάντηση που επιστρέφεται δεν είναι πλήρες κείμενο, αλλά ένας σύντομος δείκτης του τύπου *role2*, *role3*, κ.λπ., ο οποίος δηλώνει αν και σε ποιον νέο ρόλο πρέπει να μεταβεί το *PhysicsBot*. Αν δεν πληρούνται τα κριτήρια για αλλαγή, διατηρείται ο ίδιος ρόλος. Η απόφαση αυτή καταγράφεται στη βάση δεδομένων και επηρεάζει άμεσα τη συμπεριφορά του μοντέλου στην επόμενη ανταλλαγή. Η παραπάνω διαδικασία παρουσιάζεται στο διάγραμμα ακολουθίας 6.2.

Η διαδικασία αυτή καθιστά τη μετάβαση μεταξύ ρόλων αυστηρά ελεγχόμενη και συνεπή με τη λογική της σκαλωσιάς, ενισχύοντας τη γνωστική παρακολούθηση της συνεδρίας και την παιδαγωγική εγκυρότητα της πλατφόρμας.

Ο πλήρης κώδικας του αρχείου *api.php* της έκδοσης V1.2 παρατίθεται στο παράρτημα Β′.11.



Σχήμα 6.2: Ακολουθία μηνυμάτων στο σύστημα υποστήριξης του *PhysicsBot*. Ο χρήστης στέλνει μήνυμα το οποίο, μαζί με τις κατάλληλες διδακτικές παραμέτρους και το ιστορικό, αποστέλλεται στο μοντέλο GPT για παραγωγή απόκρισης. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται δεύτερη (διακριτή) κλήση στο API με σκοπό την ανάλυση της συνομιλίας και την ενδεχόμενη πρόβλεψη αλλαγής παιδαγωγικού ρόλου. Η τελική απόκριση επιστρέφει στον χρήστη, ενώ η συνομιλία καταγράφεται με ενημερωμένο ρόλο.

6.3 Δείγμα Κύριας Μελέτης (V1.2)

Στην κύρια μελέτη συμμετείχαν συνολικά 31 αξιολογητές, οι οποίοι παρείχαν δομημένη ανατροφοδότηση για τη βελτιωμένη έκδοση V1.2 του *PhysicsBot*, η οποία ενσωμάτωνε αλλαγές τόσο στο περιεχόμενο όσο και στη διδακτική μεθοδολογία.

Η διαδικασία συμμετοχής και αξιολόγησης ήταν ίδια με την πιλοτική φάση: η πρόσκληση έγινε με ηλεκτρονική επικοινωνία, η αλληλεπίδραση πραγματοποιήθηκε εξ αποστάσεως και ασύγχρονα μέσω της ίδιας πλατφόρμας, και μετά από κάθε συνεδρία εμφανιζόταν το ηλεκτρονικό ερωτηματολόγιο αξιολόγησης.

Στην έκδοση V1.2 τα σενάρια περιλάμβαναν τα ακόλουθα μαθήματα:

- Φύση και Διάδοση του Φωτός (22 συνεδρίες),
- Ο Ατομικός Πυρήνας (15 συνεδρίες).

Συνολικά συλλέχθηκαν 31 απαντήσεις ερωτηματολογίου. Και σε αυτή τη φάση, ο αριθμός των συνεδριών ήταν μεγαλύτερος από τον αριθμό των ερωτηματολογίων, καθώς οι συμμετέχοντες συχνά αλληλεπιδρούσαν με περισσότερα από ένα σενάρια ή επανέλαβαν μια συνεδρία με διαφορετικό τρόπο. Η πρακτική αυτή θεωρήθηκε θετική, καθώς επέτρεψε στους αξιολογητές να διερευνήσουν εναλλακτικές καταστάσεις και να εκτιμήσουν την προσαρμοστικότητα του *PhysicsBot* σε διαφορετικά στυλ μάθησης.

Όπως και στην πιλοτική φάση, οι αξιολογητές είχαν ενεργό ρόλο: δεν περιορίστηκαν στην παρατήρηση έτοιμων διαλόγων αλλά ανέλαβαν ενεργή συμμετοχή, υποδυόμενοι μαθητές με διαφορετικά επίπεδα κατανόησης. Η αξιολόγηση εστίαζε ξανά στην ικανότητα του *PhysicsBot* να παρέχει καθοδήγηση, σαφείς εξηγήσεις, προσαρμοσμένη υποστήριξη και ενίσχυση της μαθητικής αυτονόμησης.

Η πλατφόρμα φιλοξενήθηκε σε ιδιόκτητο διακομιστή και υποστήριζε και τις δύο εκδόσεις V1.1 και V1.2 του *PhysicsBot*. Η αρχική έκδοση V1.0, βασισμένη στο *MyGPT*, δεν δόθηκε προς αξιολόγηση, εξαιτίας περιορισμών πρόσβασης και παραμετροποίησης, όπως αναλύθηκε στην ενότητα 5.2.2.

Πίνακας 6.1: Συνοπτική κατανομή συνεδριών και απαντήσεων ανά μάθημα και έκδοση του *PhysicsBot*.

Μάθημα	**Συνεδρίες**	**Απαντήσεις Ερωτηματολογίου**
Έκδοση V1.1		
Νόμος του Ohm	11	12 συνολικά
Φύση και Διάδοση του Φωτός (V1.1)	14	
Έκδοση V1.2		
Φύση και Διάδοση του Φωτός (V1.2)	22	31 συνολικά
Ο Ατομικός Πυρήνας	15	

6.4 Σενάρια Αλληλεπίδρασης της Έκδοσης V1.2

6.4.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.2

Στην έκδοση 1.2 του *PhysicsBot* εφαρμόστηκε η σημαντική αναβάθμιση που αφορά τη δυναμική μετα-ανάλυση της συνομιλίας για την αλλαγή ρόλων του πράκτορα, όπως αναλύθηκε εκτενώς στην ενότητα 6.2. Στο συγκεκριμένο σενάριο, η παιδαγωγική καθοδήγηση παρέχεται από τη διδακτική μέθοδο της προτροπής 6.2.1, η οποία ενσωματώνεται στην προτροπή του συστήματος του μοντέλου. Το εννοιολογικό περιεχόμενο του μαθήματος προσδιορίζεται ξεχωριστά και παρατίθεται στην προτροπή 6.4.1, ως ανεξάρτητο πεδίο της βάσης δεδομένων.

Προτροπή 6.4.1: *Περιεχόμενο του μαθήματος «Φύση και Διάδοση του Φωτός» στην έκδοση PhysicsBot V1.2, όπως αποθηκεύτηκε στο πεδίο lesson της βάσης δεδομένων. Το σενάριο παρουσιάζει συμπυκνωμένο εννοιολογικό υλικό, προκειμένου να επιτευχθεί μείωση της χρονικής διάρκειας αλληλεπίδρασης, περιορισμός της γνωστικής επιβάρυνσης, καθώς και ενίσχυση της προσαρμοστικότητας και της ανοιχτής διαλογικής πορείας ανάλογα με τα ενδιαφέροντα του μαθητή.*

Θέμα Μαθήματος: Το Φως και η Εξέλιξη των Αντιλήψεων για την Όραση Για μαθητές 12-14 χρονών.

Έννοιες του μαθήματος:

Όραση και Φως: Τα μάτια μας λαμβάνουν φως από αντικείμενα που εκπέμπουν ή αντανακλούν φως. Το φως διεγείρει τα οπτικά κύτταρα και δημιουργείται εικόνα στον εγκέφαλο.

Σύγχρονη Αντίληψη για την Όραση: Βλέπουμε επειδή φως από αντικείμενα φθάνει στα μάτια μας, διεγείροντας τα οπτικά κύτταρα.

Αυτόφωτα και Ετερόφωτα Αντικείμενα: Αυτόφωτα: Εκπέμπουν δικό τους φως (π.χ. Ήλιος, κερί). Ετερόφωτα: Αντανακλούν φως από άλλες πηγές (π.χ. Σελήνη, βιβλίο).

Φωτεινή Ενέργεια και Φωτόνια: Το φως μεταφέρει ενέργεια μέσω φωτονίων, που μπορεί να μετατραπεί σε θερμική, κινητική ή χημική ενέργεια (π.χ. φωτοσύνθεση).

Διαφανή, Ημιδιαφανή και Αδιαφανή Σώματα: Διαφανή: Επιτρέπουν πλήρη διάδοση του φωτός (π.χ. γυαλί). Ημιδιαφανή: Επιτρέπουν μερική διάδοση (π.χ. γαλακτόχρωμο τζάμι). Αδιαφανή: Δεν επιτρέπουν διάδοση (π.χ. ξύλο).

Σκιά και Παρασκιά: Σκιά δημιουργείται όταν αδιαφανή αντικείμενα εμποδίζουν το φως.

Ταχύτητα του Φωτός: Στο κενό, το φως ταξιδεύει με 300.000 km/s, ταχύτερο από τον ήχο και οποιοδήποτε υλικό σώμα.

Βασικοί Όροι: Φως, Φωτόνιο, Φωτεινή Πηγή, Διαφανή Σώματα, Αυτόφωτα, Ετερόφωτα, Σκιά, Ταχύτητα Φωτός.

Σε σχέση με την έκδοση V1.1, το περιεχόμενο του μαθήματος έχει μειωθεί, τόσο σε έκταση όσο και σε αριθμό εννοιών. Ο κύριος λόγος για αυτή την αλλαγή ήταν η ανάγκη περιορισμού του χρόνου αλληλεπίδρασης και της γνωστικής επιβάρυνσης του χρήστη. Παρότι δεν επιδιώκεται πλέον μια αυστηρά προκαθορισμένη πορεία συζήτησης, η συνομιλία με το *PhysicsBot* παραμένει σταθερά προσανατολισμένη στους στόχους του μαθήματος. Ο σκοπός είναι οι βασικές έννοιες να κατακτηθούν μέσα από έναν πιο ανοιχτό και ευέλικτο διάλογο, όπου το μοντέλο έχει τη δυνατότητα να επινοεί δικές του ερωτήσεις, λαμβάνοντας υπόψη τα ενδιαφέροντα ή τις απορίες του χρήστη. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται μεγαλύτερη εξατομίκευση, χωρίς να χάνεται η εκπαιδευτική κατεύθυνση.

6.4.2 Ο Ατομικός Πυρήνας

Το σενάριο για τον «Ατομικό Πυρήνα» στην έκδοση *PhysicsBot V1.2* αξιοποιεί την ίδια διδακτική μέθοδο με εκείνη που εφαρμόστηκε στο μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.2» της ίδιας έκδοσης, όπως αυτή περιγράφεται στην προτροπή 6.2.1. Η παιδαγωγική στρατηγική βασίζεται σε σκαλωσιά, η οποία παρέχει στο μοντέλο την απαραίτητη ευελιξία για να διαμορφώνει δυναμικά τη ροή της συζήτησης, ανάλογα με τις απαντήσεις και τα ενδιαφέροντα του μαθητή, παραμένοντας ωστόσο προσανατολισμένη στους βασικούς στόχους του μαθήματος. Το εννοιολογικό περιεχόμενο του μαθήματος παρατίθεται παρακάτω:

Προτροπή 6.4.2: *Περιεχόμενο του μαθήματος «Ο Ατομικός Πυρήνας» στην έκδοση PhysicsBot V1.2, όπως καταχωρίστηκε στο πεδίο lesson. Το σενάριο ακολουθεί τη λογική του περιορισμένου εννοιολογικού υλικού για τον έλεγχο της διάρκειας και της γνωστικής επιβάρυνσης, ενώ ενισχύει τη δυνατότητα του μοντέλου να επινοεί εξατομικευμένες ερωτήσεις.*

Θέμα Μαθήματος: Για μαθητές 12-14 χρονών.

Έννοιες του μαθήματος: Οι ατομικοί πυρήνες αποτελούνται από πρωτόνια και νετρόνια. Ο αριθμός των πρωτονίων ενός πυρήνα ονομάζεται ατομικός αριθμός Z. Ο συνολικός αριθμός των πρωτονίων και των νετρονίων ονομάζεται μαζικός αριθμός Α. Άτομα με πυρήνες που έχουν ίδιο αριθμό πρωτονίων και διαφορετικό αριθμό νετρονίων ονομάζονται ισότοπα.

Πρωτόνια και νετρόνια συγκρατούνται στον πυρήνα με την επίδραση της ισχυρής αλληλεπίδρασης.

Ένας ασταθής πυρήνας διασπάται, οπότε μετατρέπεται σε πυρήνα ενός άλλου στοιχείου. Το φαινόμενο ονομάζεται ραδιενέργεια. Υπάρχουν τρία είδη ραδιενεργών διασπάσεων. Η διάσπαση α: ο πυρήνας που διασπάται εκπέμπει σωμάτια α (πυρήνες ηλίου). Η διάσπαση β: ο ραδιενεργός πυρήνας κατά τη διάσπασή του εκπέμπει σωμάτια β (ηλεκτρόνια μεγάλης ταχύτητας). Η διάσπαση γ: ο ραδιενεργός πυρήνας κατά τη διάσπασή του εκπέμπει ακτινοβολία γ (φωτόνια πολύ μεγάλης ενέργειας).

Οι ακτινοβολίες έχουν βιολογικές επιδράσεις που εξαρτώνται από το είδος και την ενέργεια της ακτινοβολίας.

Βασικοί Όροι: Πρωτόνιο, Νετρόνιο, Μαζικός αριθμός, Ισχυρή αλληλεπίδραση, Ακτινοβολία α, β, γ Ατομικός αριθμός, Ισότοπα, Ραδιενέργεια

6.5 Συλλογή και Ανάλυση Δεδομένων της Έκδοσης V1.2

6.5.1 Καταγραφή και Επεξεργασία Συνεδριών

Η διαδικασία καταγραφής και επεξεργασίας των δεδομένων συνεδριών στην κύρια μελέτη (έκδοση *PhysicsBot V1.2*) παρέμεινε ουσιαστικά ίδια με εκείνη που εφαρμόστηκε στην πιλοτική μελέτη(ενότητα 5.5.1). Και στην παρούσα φάση, καταγράφηκαν για κάθε συνεδρία οι ίδιες βασικές κατηγορίες δεδομένων (χρονική έναρξη, αριθμός αλληλεπιδράσεων, πλήρες ιστορικό διαλόγου, έκταση παραγόμενου κειμένου, μεταδεδομένα συνεδρίας), καθώς και το περιεχόμενο των συνομιλιών στη βάση δεδομένων, με τον ίδιο μηχανισμό αποθήκευσης και τις ίδιες τεχνικές προδιαγραφές.

Ωστόσο, η αναβαθμισμένη έκδοση *PhysicsBot V1.2* εισήγαγε ένα κρίσιμο πρόσθετο

στοιχείο καταγραφής: κατά τη διάρκεια της ίδιας συνεδρίας, υλοποιήθηκε μηχανισμός δυναμικής εναλλαγής ρόλων. Για κάθε αλλαγή ρόλου, το σύστημα κατέγραφε το αντίστοιχο σημείο (index) στο ιστορικό. Αυτό επέτρεψε τη μετέπειτα ποσοτική ανάλυση της διάρκειας παραμονής του πράκτορα σε κάθε ρόλο. Με βάση την καταγραφή αυτή, μετρήθηκε για κάθε συνεδρία το πλήθος των μηνυμάτων που παράχθηκαν υπό κάθε ρόλο, καθώς και η σχετική κατανομή τους ανά σενάριο.

Ποσοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

Χρονική Περίοδος Συλλογής Δεδομένων. Η συλλογή δεδομένων συνεδριών για την κύρια μελέτη (έκδοση 1.2) έγινε σε μεταγενέστερες περιόδους σε σχέση με την πιλοτική φάση, καλύπτοντας νέα σενάρια μάθησης και μεγαλύτερη χρονική διάρκεια. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται αναλυτικά οι ημερομηνίες έναρξης και λήξης συλλογής δεδομένων για κάθε μάθημα και έκδοση του *PhysicsBot* (τόσο για την πιλοτική όσο και για την κύρια μελέτη):

Πίνακας 6.2: Χρονικές περίοδοι συλλογής δεδομένων ανά μάθημα και έκδοση

Έκδοση	**Μάθημα**	**Από**	**Έως**
V1.1	Νόμος του Ohm	20/08/2024	16/09/2024
V1.1	Φύση και Διάδοση του Φωτός	28/09/2024	20/10/2024
V1.2	Φύση και Διάδοση του Φωτός	15/12/2024	23/05/2025
V1.2	Ο Ατομικός Πυρήνας	16/12/2024	03/05/2025

Πλήθος Μηνυμάτων Συνεδρίας. Για την κύρια μελέτη, η ίδια μεθοδολογία συλλογής, επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων εφαρμόστηκε όπως και στην πιλοτική φάση (ενότητα 5.5.1). Η εξαγωγή δεδομένων έγινε με το ίδιο SQL ερώτημα και η ανάλυση πραγματοποιήθηκε σε *Python* με τους ίδιους δείκτες (μέσος όρος, τυπική απόκλιση, ελάχιστο–μέγιστο, διάμεσος, συντελεστής μεταβλητότητας), καθώς και με τις ίδιες τεχνικές απεικόνισης (ιστογράμματα, ραβδογράμματα, θηκογράμματα).

Η σημαντική διαφοροποίηση στη φάση της κύριας μελέτης ήταν η συγκριτική ανάλυση μεταξύ των δύο εκδόσεων (V1.1 και V1.2). Συγκεκριμένα, πραγματοποιήθηκε μονοπλεύρος έλεγχος υπόθεσης *Mann–Whitney U*, προκειμένου να διερευνηθεί αν η έκδοση

V1.2 εμφάνισε στατιστικά σημαντικά μεγαλύτερο αριθμό στροφών ανά συνεδρία συγκριτικά με την V1.1.

Η επιλογή του συγκεκριμένου μη παραμετρικού ελέγχου κρίθηκε καταλληλότερη από τον κλασικό *t-test*, καθώς τα δεδομένα δεν πληρούσαν την απαίτηση κανονικότητας, παρουσίαζαν διαφορετικές διασπορές και περιείχαν ακραίες τιμές ακόμη και μετά την εφαρμογή της τεχνικής Winsorization (P05–P95). Ο έλεγχος Mann–Whitney U επιτρέπει τη σύγκριση των δύο ανεξάρτητων ομάδων χωρίς να απαιτείται συγκεκριμένη κατανομή ή ίση διασπορά, προσφέροντας έτσι μία πιο αξιόπιστη στατιστική εκτίμηση.

Η συγκεκριμένη ανάλυση επιτρέπει την εκτίμηση ενδεχόμενης αύξησης της εμπλοκής των χρηστών ως αποτέλεσμα της αναβαθμισμένης παιδαγωγικής καθοδήγησης του *PhysicsBot V1.2*. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης του πλήθους στροφών παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.1.

Έκταση Μηνυμάτων Συνεδρίας. Στην κύρια μελέτη, εφαρμόστηκε η ίδια μεθοδολογία συλλογής, επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων όπως περιγράφεται στην πιλοτική φάση (ενότητα 5.5.1). Η ανάλυση βασίστηκε στα δεδομένα των μαθημάτων *Φύση και Διάδοση του Φωτός (V1.2)* και *Ατομικός Πυρήνας*, με τους ίδιους δείκτες (μέσος όρος, τυπική απόκλιση, διάμεσος, ελάχιστο–μέγιστο, ποσοστό συμμετοχής χρήστη) και τις ίδιες τεχνικές απεικόνισης (ιστογράμματα, barplots, boxplots).

Η διαφοροποίηση σε σχέση με την πιλοτική μελέτη ήταν η συγκριτική στατιστική ανάλυση των δύο εκδόσεων. Συγκεκριμένα, για τη σύγκριση του ποσοστού συμμετοχής των χρηστών στις εκδόσεις V1.1 και V1.2 εφαρμόστηκε μονοπλεύρος έλεγχος υπόθεσης *Mann–Whitney U*. Ο στόχος ήταν να διερευνηθεί κατά πόσο οι χρήστες της έκδοσης *V1.2* παρήγαγαν στατιστικά σημαντικά μεγαλύτερο ποσοστό χαρακτήρων σε σχέση με την *V1.1*, στοιχείο που ενδεχομένως υποδηλώνει αυξημένη εμπλοκή και ενεργότερη συμμετοχή.

Η ανάλυση αυτή ενισχύει την κατανόηση της συμβολής των συμμετεχόντων στη διαλογική διαδικασία, καθώς και της παιδαγωγικής δυναμικής που εισήγαγε η αναβαθμισμένη έκδοση V1.2. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης της έκτασης των μηνυμάτων παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.2.

Εκτιμώμενη Διάρκεια Συνεδρίας. Στην κύρια μελέτη (έκδοση *PhysicsBot V1.2*) εφαρμόστηκε η ίδια μεθοδολογία εκτίμησης διάρκειας συνεδριών όπως και στην πιλοτική φάση (ενότητα 5.5.1), βασισμένη στο πλήθος λέξεων, εκτιμώμενους χρόνους ανάγνωσης και γραφής, καθώς και στον σταθερό *buffer σκέψης*. Η επεξεργασία πραγματοποιήθηκε και πάλι με Winsorization (P05–P95), ενώ υπολογίστηκαν οι ίδιοι στατιστικοί δείκτες (ελάχιστη–μέγιστη τιμή, διάμεσος, μέση τιμή, τυπική απόκλιση).

Η διαφοροποίηση της κύριας μελέτης έγκειται στη συγκριτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της V1.2 σε σχέση με την πιλοτική έκδοση V1.1. Η ανάλυση αυτή επιτρέπει να εκτιμηθεί αν οι αλλαγές που εισήχθησαν στο *PhysicsBot V1.2* (π.χ. δυναμική εναλλαγή ρόλων, εμπλουτισμένα σενάρια) οδήγησαν σε στατιστικά διαφοροποιημένη διάρκεια εμπλοκής των χρηστών.

Η συγκριτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων για V1.1 και V1.2 γίνεται στην ενότητα 7.2.3.

Κατανομή Μηνυμάτων ανά Παιδαγωγικό Ρόλο. Στο πλαίσιο της έκδοσης V1.2 του *PhysicsBot*, κάθε παιδαγωγική φάση της συνομιλίας αντιστοιχούσε σε έναν αριθμημένο ρόλο (*role1* έως *role5*), αποτυπώνοντας διαβαθμισμένα επίπεδα υποστήριξης και καθοδήγησης του μαθητή. Για την ανάλυση της διαλογικής ροής, καταγράφηκε για κάθε συνεδρία το πλήθος των μηνυμάτων που αντιστοιχούσαν σε κάθε παιδαγωγικό ρόλο, επιτρέποντας την αποτίμηση της ποσοτικής κατανομής των στρατηγικών σκαλωσιάς.

Η ανάλυση επικεντρώθηκε στα δύο μαθήματα της Έκδοσης V1.2 (Φύση και Διάδοση του Φωτός, Ο Ατομικός Πυρήνας) και η μέτρηση πραγματοποιήθηκε με κώδικα Python (παράρτημα Β′.15), ο οποίος:

1. Εντόπισε τα μηνύματα των ρόλων 1 έως 5.
2. Κατέγραψε για κάθε συνεδρία το πλήθος εμφανίσεων ανά ρόλο.
3. Εφάρμοσε στατιστικό καθαρισμό τύπου Winsorization (P05–P95) ανά ρόλο, προκειμένου να μειωθεί η επίδραση ακραίων τιμών στην εκτίμηση των μέσων όρων.

Για κάθε μάθημα και κάθε ρόλο ξεχωριστά, υπολογίστηκαν ο μέσος όρος (μ) και η τυπική απόκλιση (σ) του αριθμού μηνυμάτων ανά συνεδρία, μετά από Winsorization. Η

ανάλυση επεκτάθηκε και στο σύνολο των συνεδριών όλων των μαθημάτων, ώστε να διερευνηθεί η συνολική τάση κατανομής της παιδαγωγικής δραστηριότητας. Για την απεικόνιση των αποτελεσμάτων δημιουργήθηκαν:

- Πίνακας τιμών με μορφή: μέσος όρος ± τυπική απόκλιση για κάθε ρόλο και μάθημα, καθώς και για το σύνολο.
- Ομαδοποιημένο ραβδόγραμμα που αποτυπώνει τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση των μηνυμάτων ανά ρόλο, ξεχωριστά για κάθε μάθημα και για το συνολικό σύνολο.
- Θηκόγραμμα για την συνολική κατανομή μηνυμάτων ανά ρόλο, το οποίο απεικονίζει τα τεταρτημόρια, τη διάμεσο και τις ακραίες τιμές.

Η κατανομή των μηνυμάτων ανά ρόλο συμβάλλει στη διερεύνηση του βαθμού διαφοροποίησης της στρατηγικής καθοδήγησης μεταξύ των δύο μαθημάτων, αλλά και στην ανίχνευση ενδεχόμενων υπερσυγκεντρώσεων σε συγκεκριμένους ρόλους (π.χ. ρόλοι ενίσχυσης έναντι ρόλων αυτονόμησης), στοιχείο κρίσιμο για την αποτίμηση της ποιότητας σκαλωσιάς που προσέφερε το *PhysicsBot V1.2*. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.4.

Κατανομή Μορφών Υποστήριξης. Στο πλαίσιο του κριτηρίου 4.2 («διαφοροποίηση της μορφής υποστήριξης»), διερευνήθηκε η ποικιλομορφία των στρατηγικών σκαλωσιάς που υιοθέτησε το *PhysicsBot* κατά τις διαλογικές συνεδρίες. Η ανάλυση εστιάστηκε στο μάθημα *Φύση και Διάδοση του Φωτός* (και για τις δύο εκδόσεις) και περιελάμβανε τη συστηματική αναγνώριση και κατηγοριοποίηση των επιμέρους μορφών παιδαγωγικής υποστήριξης που παρείχε το μοντέλο.

Συγκεκριμένα, για κάθε απόκριση του *PhysicsBot* ταυτοποιήθηκε αν περιλάμβανε μία ή περισσότερες από τις ακόλουθες έξι κατηγορίες καθοδήγησης:

- **Παροχή νέων εννοιών** (εισαγωγή και επεξήγηση επιστημονικών όρων ή ιδεών).
- **Άμεση καθοδήγηση** (ρητές οδηγίες για το επόμενο βήμα).
- **Καθοδηγητική ερώτηση** (ερώτηση που ενεργοποιεί τη σκέψη του μαθητή).

- **Παροχή παραδείγματος** (υποδειγματική επίλυση ή εφαρμογή).
- **Ανατροφοδότηση** (ενισχυτικά ή διορθωτικά σχόλια).
- **Υπόδειξη** (στοχευμένη καθοδήγηση χωρίς πλήρη απάντηση).

Η πολυπλοκότητα και έκταση των συνομιλιών καθιστούσε ανέφικτη την χειροκίνητη κατηγοριοποίηση όλων των αποκρίσεων. Για τον λόγο αυτό, αναπτύχθηκε αυτοματοποιημένη μεθοδολογία με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης, αξιοποιώντας το API της OpenAI. Η διαδικασία περιλάμβανε τα εξής βήματα:

1. **Ανάκτηση δεδομένων:** Φορτώθηκαν όλες οι καταγεγραμμένες συνεδρίες του σεναρίου «Φύση και Διάδοση του Φωτός» (V1.1 και V1.2), σε μορφή JSON.
2. **Αναδόμηση διαλόγου:** Κάθε συνομιλία αναλύθηκε σε διακριτές τριάδες τύπου *Bot–User–Bot*, διατηρώντας το χρονικό πλαίσιο της διαλογικής αλληλουχίας.
3. **Σύνθεση ιστορικού:** Για κάθε τριάδα δημιουργήθηκε το πλήρες ιστορικό της συνομιλίας μέχρι το σημείο της απόκρισης, ώστε το μοντέλο να έχει επαρκές συμφραζόμενο για την εκτίμηση του τύπου υποστήριξης.
4. **Ανάθεση εντολής (prompting):** Σε κάθε ερώτημα προς το μοντέλο ενσωματώθηκε ειδικά διαμορφωμένη προτροπή συστήματος, η οποία περιλάμβανε τον γενικό παιδαγωγικό στόχο και τις βασικές έννοιες του μαθήματος (προτροπή Β′.2.9).
5. **Ανάλυση με API:** Για κάθε τριάδα αποστέλλονταν ερώτημα στο μοντέλο (*o4-mini*), το οποίο απαντούσε με αυστηρά μορφοποιημένο JSON που περιλάμβανε το πεδίο *bot_functions*, δηλώνοντας τις μορφές υποστήριξης που εντοπίζονταν στην απόκριση του μοντέλου.
6. **Έλεγχος εγκυρότητας:** Κάθε απόκριση ελέγχθηκε για συμμόρφωση με το αναμενόμενο σχήμα δεδομένων, απορρίπτοντας ή σημειώνοντας μη έγκυρα αποτελέσματα.
7. **Αποθήκευση αποτελεσμάτων:** Τα αποτελέσματα κάθε συνομιλίας καταχωρήθηκαν σε νέο αρχείο JSON, οργανωμένα ανά συνεδρία και τριάδα.

Η παραπάνω διαδικασία υλοποιήθηκε με Python (κώδικας Β′.16), παρέχοντας ένα αξιόπιστο και επεκτάσιμο πλαίσιο για την ημι-αυτόματη ανάλυση παιδαγωγικής συμπεριφοράς.

Στη συνέχεια, για κάθε μία από τις έξι κατηγορίες, υπολογίστηκε η συνολική συχνότητα εμφάνισης σε όλα τα μηνύματα του μοντέλου στο επιλεγμένο σενάριο (κώδικας Β′.17). Η ανάλυση αυτή επιτρέπει την αποτίμηση της πολυμορφίας της καθοδήγησης, αξιολογώντας αν το PhysicsBot αξιοποίησε ευρύ φάσμα στρατηγικών και αν η καθοδήγηση προσαρμοζόταν δυναμικά στις ανάγκες του μαθητή. Τα αποτελέσματα της παραπάνω διαδικασίας παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.5.

Προοδευτική Αύξηση Δυσκολίας Ερωτήσεων. Στο πλαίσιο της διερεύνησης του κριτηρίου 3.3 («το *PhysicsBot* αυξάνει σταδιακά τη δυσκολία των ερωτήσεων/ασκήσεων», βλ. ενότητα 3.3.5), αναλύθηκε η δυσκολία των ερωτήσεων που έθετε το μοντέλο προς τους χρήστες. Η ανάλυση αυτή εστιάστηκε στο σενάριο «Φύση και Διάδοση του Φωτός», συγκριτικά για τις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2*. Η διαδικασία πραγματοποιήθηκε με τη βοήθεια αυτοματοποιημένου συστήματος βασισμένου στο API της OpenAI και περιλάμβανε τα ακόλουθα βήματα:

1. **Ανάκτηση και ανάλυση ερωτήσεων:** Από όλες τις καταγεγραμμένες συνεδρίες του επιλεγμένου σεναρίου, εξήχθησαν αυτόματα όλα τα μηνύματα του *PhysicsBot* που περιλάμβαναν ερώτηση προς τον μαθητή. Η εξαγωγή βασίστηκε σε εξειδικευμένη προτροπή συστήματος (Β′.2.10), η οποία οδηγούσε το μοντέλο να απομονώνει και να αναδιατυπώνει την ερώτηση σε απλή μορφή κατάλληλη για σχολικό εγχειρίδιο (κώδικας Β′.18).

2. **Ομαδοποίηση πανομοιότυπων ερωτήσεων:** Κάθε νέα ερώτηση συγκρινόταν με το σύνολο των ήδη καταγεγραμμένων. Αν το μοντέλο τη χαρακτήριζε ως όμοια με κάποια προϋπάρχουσα (προτροπή Β′.2.10), καταχωρούνταν με τη μορφή της υπάρχουσας, επιτρέποντας έτσι την αποφυγή διπλοεγγραφών και την κατασκευή ενός μοναδικού καταλόγου ερωτήσεων.

3. **Ανάθεση βαθμού δυσκολίας:** Ο τελικός κατάλογος ερωτήσεων (παράρτημα Β′.19) βαθμολογήθηκε χειροκίνητα, με βάση μια πενταβάθμια κλίμακα (1: πολύ εύκολη

έως 5: πολύ δύσκολη).

4. **Επισήμανση ερωτήσεων στις συνομιλίες:** Οι ερωτήσεις που είχαν τεθεί σε κάθε συνεδρία αντικαταστάθηκαν από τους αντίστοιχους βαθμούς δυσκολίας. Η διαδικασία αυτή υλοποιήθηκε με Python (κώδικας Β′.20) και είχε ως έξοδο ένα νέο σύνολο JSON αρχείων ανά έκδοση του μοντέλου.

5. **Οπτική απεικόνιση κατανομής:** Στη συνέχεια, εφαρμόστηκε η τελική φάση ανάλυσης (κώδικας Β′.21), η οποία παρήγαγε:

   - συγκριτικό ομαδικό ραβδόγραμμα των ποσοστών ερωτήσεων ανά επίπεδο δυσκολίας,
   - και οριζόντιο θηκόγραμμα, το οποίο αποτυπώνει τη χρονική κατανομή των «εύκολων» (βαθμοί 1–2) και «δύσκολων» (βαθμοί 3–5) ερωτήσεων.

Η μεθοδολογία αυτή επέτρεψε την αποτίμηση της ποιοτικής διαφοροποίησης των ερωτήσεων μεταξύ των δύο εκδόσεων του *PhysicsBot*, καθώς και τη διερεύνηση της ύπαρξης στρατηγικής προσαρμογής της δυσκολίας κατά τη διάρκεια της συνομιλίας. Τα αποτελέσματα της παραπάνω διαδικασίας παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.6.

Ποιοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

Στην κύρια μελέτη, εφαρμόστηκε η ίδια μεθοδολογία ποιοτικής ανάλυσης όπως και στην πιλοτική φάση (ενότητα 5.5.1). Από το σύνολο των καταγεγραμμένων συνεδριών της V1.2 (βλ. Πίνακα 6.1), χρησιμοποιήθηκαν 37 συνεδρίες για ανάλυση. Ένα υποσύνολο από αυτές παρουσιάζεται αναλυτικά στο Παράρτημα Α′.3, προκειμένου να αναδειχθούν χαρακτηριστικές μορφές αλληλεπίδρασης και εφαρμογής σκαλωσιάς.

Η διαφοροποίηση σε αυτή τη φάση ήταν η ανάδειξη του τρόπου με τον οποίο η αναβαθμισμένη έκδοση υλοποίησε στην πράξη τις στρατηγικές διδακτικής σκαλωσιάς. Επιλέχθηκαν αποσπάσματα διαλόγων που θεωρήθηκαν παραδείγματα επιτυχημένης εφαρμογής, με κριτήριο τη σαφή και τεκμηριωμένη ικανοποίηση ενός ή περισσότερων βασικών κριτηρίων σκαλωσιάς (ενότητα 3.3.5).

Στόχος ήταν να καλυφθεί το σύνολο των ειδών στρατηγικών σκαλωσιάς (καθοδηγητικές ερωτήσεις, παραδείγματα, ανατροφοδότηση, υποδείξεις, άμεση καθοδήγηση, στα-

διακή μείωση υποστήριξης), παρουσιάζοντας τουλάχιστον ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα για κάθε κριτήριο, όπου αυτό ήταν εφικτό.

Όπως και στην πιλοτική φάση, κάθε απόσπασμα παρατίθεται αυτούσιο, ακολουθούμενο από σχολιασμό που εστιάζει στη διδακτική διάσταση. Η ανάλυση αυτή αναδεικνύει αφενός τη λειτουργικότητα της έκδοσης V1.2, αφετέρου την αποτελεσματικότητα και ευελιξία των στρατηγικών σκαλωσιάς που υλοποίησε το *PhysicsBot* κατά τη διάρκεια των διαλογικών συνεδριών.

Τα αποτελέσματα της παραπάνω διαδικασίας παρουσιάζονται στην ενότητα 7.3.

6.5.2 Ερωτηματολόγιο Αξιολόγησης Σκαλωσιάς και Εκπαιδευτικού Εργαλείου

Σύνδεση με το Θεωρητικό Πλαίσιο

Στην κύρια μελέτη, τα ίδια θεωρητικά κριτήρια που παρουσιάστηκαν στην ενότητα 3.3.5 και εφαρμόστηκαν αρχικά στην πιλοτική μελέτη (ενότητα 5.5.2) χρησιμοποιήθηκαν εκ νέου ως βάση αξιολόγησης. Ωστόσο, σε αυτή τη φάση η εστίαση μετατοπίστηκε περισσότερο στο κριτήριο της βαθμιαίας ανεξαρτησίας, δηλαδή στη σταδιακή μείωση της υποστήριξης και στην προώθηση της αυτονομίας του μαθητή.

Όπως ανέδειξε η βιβλιογραφική ανασκόπηση (ενότητα 4.4.3), η διάσταση αυτή παρουσιάζει συστηματικά τα χαμηλότερα αποτελέσματα στις περισσότερες εφαρμογές παιδαγωγικών πρακτόρων. Η τεχνική υλοποίησή της αποδείχθηκε εξαιρετικά απαιτητική, καθώς προϋποθέτει δυναμική προσαρμογή του τρόπου παρέμβασης σε πραγματικό χρόνο και σταδιακή απόσυρση της βοήθειας χωρίς να διακυβεύεται η μάθηση.

Με σκοπό να καλυφθεί αυτό το κενό, η αναβαθμισμένη έκδοση 1.2 του συστήματος ενσωμάτωσε έναν μηχανισμό δυναμικής σκαλωσιάς μέσω διαδοχικών ρόλων. Κατά τη διάρκεια της συνομιλίας, το *PhysicsBot* είχε τη δυνατότητα να αλλάζει ρόλο ανάλογα με την πρόοδο του χρήστη, ξεκινώντας από πιο καθοδηγητική στάση και καταλήγοντας σε μια περισσότερο αποσυρμένη μορφή υποστήριξης. Η λογική αυτή ανταποκρίνεται στο θεωρητικό αίτημα της σταδιακής αυτονόμησης, εφαρμόζοντας στην πράξη την αρχή της σταδιακή απόσυρσης της βοήθειας μέσα σε ένα περιβάλλον βασισμένο σε Μεγάλο Γλωσσικό Μοντέλο.

Η παρούσα ενότητα, επομένως, δεν περιορίζεται μόνο στην παρουσίαση των κριτηρίων που εφαρμόστηκαν, αλλά εστιάζει ιδιαίτερα στη συμβολή της έκδοσης 1.2 στην αντιμετώπιση του κριτηρίου που αποδείχθηκε το πιο δύσκολο τόσο στη βιβλιογραφία όσο και στην πιλοτική μελέτη: τη βαθμιαία ανεξαρτησία του μαθητή.

Περιγραφή Ερωτηματολογίου της Έκδοση V1.2

Στην αναβαθμισμένη Έκδοση V1.2 του *PhysicsBot*, το ερωτηματολόγιο αξιολόγησης διατηρήθηκε ως προς τις επτά αρχικές ερωτήσεις που παρουσιάστηκαν στην προηγούμενη ενότητα (5.5.2). Η διατήρηση αυτή κρίθηκε απαραίτητη για την εξασφάλιση της συγκρισιμότητας των αποτελεσμάτων και τη δυνατότητα ανάλυσης της εξέλιξης του συστήματος μεταξύ των δύο εκδόσεων.

Πέρα από τις αρχικές ερωτήσεις, προστέθηκε ένα σύνολο είκοσι επιπλέον ερωτήσεων, οι οποίες αποσκοπούν στην πληρέστερη αποτίμηση της συνολικής εκπαιδευτικής αξίας του *PhysicsBot*. Οι ερωτήσεις αυτές σχεδιάστηκαν με βάση το θεωρητικό πλαίσιο που προτείνουν οι Ngo et al. [219], το οποίο συνδυάζει τη θεωρία *Expectation Confirmation Model (ECM)* με παράγοντες *Διαχείρισης Γνώσης (Knowledge Management)*. Ειδικότερα, η αξιολόγηση εστιάζει στις εξής πέντε διαστάσεις:

- **Απόκτηση Γνώσης (Knowledge Acquisition – KA):** Η συμβολή του συστήματος στην ενίσχυση της γνωστικής κατανόησης και της απόκτησης νέας γνώσης.
- **Εφαρμογή Γνώσης (Knowledge Application – KAP):** Η δυνατότητα μεταφοράς και αξιοποίησης της γνώσης σε σχολικά, καθημερινά ή επαγγελματικά συμφραζόμενα.
- **Αντιληπτή Χρησιμότητα (Perceived Usefulness – PU):** Η εκτίμηση της χρησιμότητας του εργαλείου για τη διδακτική πρακτική και την επίτευξη μαθησιακών στόχων.
- **Επιβεβαίωση Προσδοκιών (Expectation Confirmation – EC):** Ο βαθμός στον οποίο η εμπειρία χρήσης ευθυγραμμίζεται με τις αρχικές προσδοκίες των εκπαιδευτικών.

- **Πρόθεση Υιοθέτησης (Continuous Usage Intention – CUS):** Η συνολική ικανοποίηση και η πρόθεση ενσωμάτωσης του εργαλείου στην εκπαιδευτική διαδικασία.

Οι ερωτήσεις διαμορφώθηκαν στη βάση πεντάβαθμης κλίμακας Likert (*Ποτέ* έως *Πάντα*), ενώ διατηρήθηκε και η ερώτηση ανοικτού τύπου για σχολιασμό. Παρακάτω παρατίθενται οι ερωτήσεις που προστέθηκαν στην Έκδοση V1.2:

Ν.8 Το *PhysicsBot* μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αποκτήσουν οι μαθητές νέες γνώσεις που δεν είχαν πριν.

Ν.9 Το *PhysicsBot* μπορεί να βοηθήσει τους μαθητές να κατανοήσουν νέα θέματα γρηγορότερα σε σχέση με την παραδοσιακή μελέτη.

Ν.10 Η χρήση του *PhysicsBot* μπορεί να βοηθήσει τους μαθητές να αποκτήσουν εξειδικευμένη γνώση στη Φυσική.

Ν.11 Η χρήση του *PhysicsBot* μπορεί να διευκολύνει την κατανόηση σύνθετων εννοιών της Φυσικής από τους μαθητές.

Ν.12 Το *PhysicsBot* μπορεί να βοηθήσει τους μαθητές να εφαρμόζουν τις γνώσεις που αποκτούν στις σχολικές εργασίες τους.

Ν.13 Το *PhysicsBot* μπορεί να υποστηρίξει τους μαθητές στην εφαρμογή των γνώσεών τους σε πραγματικές καταστάσεις.

Ν.14 Οι μαθητές μπορούν να χρησιμοποιήσουν τη γνώση που αποκτούν από το *PhysicsBot* για την επίλυση προβλημάτων Φυσικής.

Ν.15 Το *PhysicsBot* μπορεί να ενθαρρύνει τους μαθητές να εφαρμόζουν ό,τι μαθαίνουν στη Φυσική σε καθημερινές δραστηριότητες.

Ν.16 Το *PhysicsBot* ανταποκρίνεται στις προσδοκίες που είχα για αυτό το εκπαιδευτικό εργαλείο.

Ν.17 Η χρήση του *PhysicsBot* είναι εξίσου καλή όσο περίμενα.

Ν.18 Η απόδοση του *PhysicsBot* ικανοποιεί τις προσδοκίες ως εκπαιδευτικού εργαλείου.

Ν.19 Η συνολική μου εμπειρία με το *PhysicsBot* ανταποκρίνεται στις προσδοκίες μου.

Ν.20 Η χρήση του *PhysicsBot* θα μπορούσε να ενισχύει την αποτελεσματικότητα της διδασκαλίας μου.

Ν.21 Το *PhysicsBot* θα μπορούσε να είναι χρήσιμο για την επίτευξη των διδακτικών μου στόχων.

Ν.22 Η χρήση του *PhysicsBot* θα μπορούσε να βελτιώσει την απόδοσή μου ως εκπαιδευτικού.

Ν.23 Το *PhysicsBot* θα μπορούσε να είναι ένας πολύτιμος βοηθός για τη διδασκαλία της Φυσικής.

Ν.24 Είμαι ικανοποιημένος/η από τη χρήση του *PhysicsBot* για εκπαιδευτικούς σκοπούς.

Ν.25 Η συνολική μου εμπειρία με το *PhysicsBot* είναι θετική.

Ν.26 Το *PhysicsBot* ικανοποιεί τις ανάγκες μου για τη διδασκαλία της Φυσικής.

Ν.27 Θα συνιστούσα τη χρήση του *PhysicsBot* σε άλλους εκπαιδευτικούς.

Η διαμόρφωση των νέων ερωτήσεων βασίστηκε σε ερευνητικό υπόδειγμα αξιολόγησης του *ChatGPT* ως εκπαιδευτικού εργαλείου, το οποίο παρουσιάζεται στη μελέτη των Ngo et al. [219]. Στην εργασία αυτή προτείνεται ένα εννοιολογικό πλαίσιο πέντε διαστάσεων για την αποτίμηση του παιδαγωγικού εργαλείου συνομιλιακών πρακτόρων, το οποίο συνδυάζει θεωρητικά στοιχεία από το *Expectation Confirmation Model (ECM)* και τη βιβλιογραφία της *Διαχείρισης Γνώσης (Knowledge Management)*.

Οι διαστάσεις αυτές περιλαμβάνουν την Απόκτηση Γνώσης, την Εφαρμογή Γνώσης, την Αντιληπτή Χρησιμότητα, την Επιβεβαίωση Προσδοκιών και την Πρόθεση Υιοθέτησης. Αντιστοιχούν σε βασικές πτυχές της διδακτικής αξιολόγησης, από την ενίσχυση της γνωστικής κατανόησης έως τη συνολική εμπειρία και την πρόθεση ενσωμάτωσης του εργαλείου στη διδακτική πρακτική.

Στον Πίνακα 6.3 παρουσιάζεται η αντιστοίχιση κάθε ερώτησης με τη θεωρητική διάσταση στην οποία εντάσσεται, σύμφωνα με το παραπάνω πλαίσιο.

Πίνακας 6.3: Αντιστοίχιση ερωτήσεων αξιολόγησης εκπαιδευτικής αξίας με θεωρητικές διαστάσεις του μοντέλου των Ngo et al. (2024).

Ν.	**Διατύπωση Ερώτησης (περίληψη)**	**Θεωρητική Διάσταση**
8	Απόκτηση νέας γνώσης	Απόκτηση Γνώσης (KA)
9	Γρηγορότερη κατανόηση νέων θεμάτων	Απόκτηση Γνώσης (KA)
10	Εξειδικευμένη γνώση στη Φυσική	Απόκτηση Γνώσης (KA)
11	Κατανόηση σύνθετων εννοιών	Απόκτηση Γνώσης (KA)
12	Εφαρμογή σε σχολικές εργασίες	Εφαρμογή Γνώσης (KAP)
13	Εφαρμογή σε πραγματικές καταστάσεις	Εφαρμογή Γνώσης (KAP)
14	Επίλυση προβλημάτων Φυσικής	Εφαρμογή Γνώσης (KAP)
15	Εφαρμογή σε καθημερινές δραστηριότητες	Εφαρμογή Γνώσης (KAP)
16	Ανταπόκριση στις προσδοκίες	Επιβεβαίωση Προσδοκιών (EC)
17	Η χρήση είναι εξίσου καλή όσο περίμενα	Επιβεβαίωση Προσδοκιών (EC)
18	Ικανοποίηση προσδοκιών	Επιβεβαίωση Προσδοκιών (EC)
19	Συνολική εμπειρία ανταποκρίνεται στις προσδοκίες	Επιβεβαίωση Προσδοκιών (EC)
20	Ενίσχυση αποτελεσματικότητας διδασκαλίας	Αντιληπτή Χρησιμότητα (PU)
21	Συμβολή στην επίτευξη διδακτικών στόχων	Αντιληπτή Χρησιμότητα (PU)
22	Βελτίωση της απόδοσης του εκπαιδευτικού	Αντιληπτή Χρησιμότητα (PU)
23	Πολύτιμος βοηθός για τη διδασκαλία	Αντιληπτή Χρησιμότητα (PU)
24	Ικανοποίηση από τη χρήση για εκπαιδευτικούς σκοπούς	Πρόθεση Υιοθέτησης (CUS)
25	Συνολική εμπειρία είναι θετική	Πρόθεση Υιοθέτησης (CUS)
26	Ικανοποίηση αναγκών για τη διδασκαλία της Φυσικής	Πρόθεση Υιοθέτησης (CUS)
27	Θα το συνιστούσα σε άλλους εκπαιδευτικούς	Πρόθεση Υιοθέτησης (CUS)

Ποσοτική Ανάλυση Απαντήσεων: Δείκτες Σκαλωσιάς

Στην κύρια μελέτη, εφαρμόστηκε η ίδια διαδικασία ποσοτικής ανάλυσης όπως και στην πιλοτική φάση (ενότητα 5.5.2), με στόχο την αποτίμηση της υποστήριξης που παρείχε το σύστημα στους άξονες της σκαλωσιάς.

Η διαφοροποίηση σε αυτή τη φάση αφορούσε:

1. Σύγκριση μεταξύ εκδόσεων. Η σύγκριση V1.1–V1.2 πραγματοποιήθηκε τόσο γραφικά (συγκριτικά ραβδογράμματα μέσων τιμών, θηκογράμματα κατανομών) όσο και στατιστικά, μέσω μονοπλεύρου ελέγχου *Mann–Whitney U* ανά ερώτηση. Επιπρόσθετα, εξετάστηκε η συνολική βελτίωση μέσω υπολογισμού του αθροίσματος των απαντήσεων ανά

συμμετέχοντα (σκορ Q1–Q7), ώστε να προσδιοριστεί εάν υπήρξε στατιστικά σημαντική διαφορά στη συνολική αποτίμηση της παρεχόμενης παιδαγωγικής σκαλωσιάς. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στην ενότητα 7.4.1.

2. Επιβεβαιωτική Ανάλυση Παραγόντων (CFA). Μετά την αρχική ανάλυση και τη σύγκριση, εφαρμόστηκε Επιβεβαιωτική Ανάλυση Παραγόντων (*Confirmatory Factor Analysis – CFA*) στα δεδομένα της έκδοσης V1.2, με στόχο να επικυρωθεί εμπειρικά το θεωρητικό μοντέλο ομαδοποίησης των ερωτήσεων σε τρεις παραγοντικές διαστάσεις (Πίνακας 5.3):

- **ZEA + Προσαρμοστικότητα:** Q1, Q2, Q3,
- **Βαθμιαία Ανεξαρτησία:** Q4, Q5, Q6,
- **Συνεργατική Μάθηση:** Q7.

Η ανάλυση εκτελέστηκε με το πακέτο *semopy* σε Python και η προσαρμογή του μοντέλου εκτιμήθηκε μέσω των δεικτών CFI, TLI, RMSEA και SRMR. Οι ικανοποιητικές τιμές των δεικτών τεκμηρίωσαν την εγκυρότητα της θεωρητικής ομαδοποίησης και της εσωτερικής δομής του ερωτηματολογίου. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στην ενότητα 7.4.1.

Ποσοτική Ανάλυση Απαντήσεων: Δείκτες Αξιολόγησης Εκπαιδευτικού Εργαλείου

1. Ανάλυση Εσωτερικής Συνέπειας και Περιγραφικά Στατιστικά. Οι ερωτήσεις (N.8 – N.27) οργανώνονται εννοιολογικά σε πέντε διακριτές υποκλίμακες, σύμφωνα με το θεωρητικό πλαίσιο των Ngo et al.[219] (Πίνακας 6.3). Η ανάλυση των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε σε δύο στάδια (Κώδικας Β′.25):

Αρχικά, υπολογίστηκαν περιγραφικά στατιστικά για κάθε μία από τις 20 ερωτήσεις, περιλαμβανομένων της μέσης τιμής, της τυπικής απόκλισης, της διαμέσου, της ελάχιστης και της μέγιστης τιμής.

Στη συνέχεια, εκτιμήθηκε η εσωτερική συνέπεια κάθε υποκλίμακας μέσω του συντελεστή Cronbach's α. Συγκεκριμένα, υπολογίστηκαν ξεχωριστοί δείκτες αξιοπιστίας για καθεμία από τις πέντε εννοιολογικές διαστάσεις: *Απόκτηση Γνώσης (ΚΑ)*, *Εφαρμογή*

Γνώσης (KAP), *Επιβεβαίωση Προσδοκιών (EC)*, *Αντιληπτή Χρησιμότητα (PU)* και *Πρόθεση Υιοθέτησης (CUS)*. Τα αποτελέσματα της παραπάνω διαδικασίας παρουσιάζονται στην ενότητα 7.4.2.

2. Ανάλυση Εσωτερικής Συνάφειας Υποκλιμάκων. Για τη διερεύνηση της συνάφειας μεταξύ των πέντε εννοιολογικών διαστάσεων του ερωτηματολογίου, υπολογίστηκαν συντελεστές συσχέτισης Pearson ανάμεσα στους μέσους όρους των υποκλιμάκων για κάθε συμμετέχοντα. Οι υποκλίμακες ορίστηκαν σύμφωνα με το θεωρητικό πλαίσιο του Πίνακα 6.3 και περιλαμβάνουν τις διαστάσεις: *Απόκτηση Γνώσης* (KA), *Εφαρμογή Γνώσης* (KAP), *Επιβεβαίωση Προσδοκιών* (EC), *Αντιληπτή Χρησιμότητα* (PU) και *Πρόθεση Υιοθέτησης* (CUS). Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε με κώδικα Python (B′.26), ο οποίος:

- υπολογίζει τον μέσο όρο των απαντήσεων κάθε συμμετέχοντα ανά υποκλίμακα,
- κατασκευάζει τον πίνακα συσχετίσεων μεταξύ των πέντε διαστάσεων (correlation matrix),
- και παρουσιάζει το εύρος (min–max) των μέσων όρων ανά υποκλίμακα, ώστε να αποτυπώνεται η διακύμανση των αξιολογήσεων στο δείγμα.

Η ανάλυση συσχετίσεων συμβάλλει στην εκτίμηση της λειτουργικής συνάφειας μεταξύ των θεωρητικών διαστάσεων του ερωτηματολογίου και στην υποστήριξη της εννοιολογικής εγκυρότητας του εργαλείου. Τα αποτελέσματα της παραπάνω διαδικασίας παρουσιάζονται στην ενότητα 7.4.2.

3. Ανάλυση Κανονικότητας (Ασυμμετρία και Κύρτωση) Για τη διερεύνηση της μορφής κατανομής των απαντήσεων σε κάθε μία από τις ερωτήσεις αξιολόγησης (Q8–Q27), υπολογίστηκαν οι δείκτες ασυμμετρίας (*skewness*) και κύρτωσης (*kurtosis*). Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε με Python (κώδικας B′.27)

Η προσέγγιση αυτή παρέχει ενδείξεις ως προς το κατά πόσο η κατανομή των απαντήσεων κάθε ερώτησης προσεγγίζει την κανονική κατανομή. Οι δείκτες ασυμμετρίας κοντά στο μηδέν υποδηλώνουν συμμετρία στην κατανομή, ενώ τιμές κύρτωσης κοντά στο μηδέν υποδεικνύουν κατανομή παρόμοια με την κανονική. Σε ερωτηματολόγια τύπου

Likert, η απόλυτη κανονικότητα δεν είναι απαραίτητη, ωστόσο η εκτίμηση των δεικτών αυτών τεκμηριώνει επιπλέον τάσης.

Οι υπολογισμοί πραγματοποιήθηκαν για κάθε ερώτηση ξεχωριστά, και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται συνοπτικά στην ενότητα 7.4.2.

Ποιοτική Ανάλυση Ανοικτών Απαντήσεων

Συμπληρωματικά προς την ποσοτική ανάλυση των κλειστού τύπου ερωτήσεων, στο ερωτηματολόγιο αξιολόγησης εντάχθηκε και μία ερώτηση ανοιχτού τύπου (ενότητα 5.5.2). Στόχος της συγκεκριμένης ερώτησης ήταν να αποτυπωθούν οι αυθόρμητες εντυπώσεις, παρατηρήσεις και προτάσεις των συμμετεχόντων σχετικά με την αποτελεσματικότητα του *PhysicsBot* ως προς την εφαρμογή της υποστηρικτικής σκαλωσιάς κατά τη διδασκαλία της Φυσικής.

Οι απαντήσεις αναλύθηκαν συγκεντρωτικά για το σύνολο των συμμετεχόντων (εκδόσεις V1.1 και V1.2), καθώς η φύση της ερώτησης δεν διαφοροποιούνταν μεταξύ των δύο εκδόσεων. Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε με θεματική ανάγνωση και ομαδοποίηση των σχολίων σε βασικές κατηγορίες, με σκοπό την ανάδειξη τόσο των θετικών σημείων όσο και των εντοπισμένων αδυναμιών του *PhysicsBot*, καθώς και τη συλλογή προτάσεων για μελλοντική βελτίωση του συστήματος.

Τα βασικά ευρήματα της ανάλυσης παρουσιάζονται στην ενότητα 7.5.

Κεφάλαιο 7

Αποτελέσματα

7.1 Εισαγωγή

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει τα αποτελέσματα της αξιολόγησης του *PhysicsBot*, σε άμεση συνέχεια με τα δύο μεθοδολογικά κεφάλαια: την πιλοτική φάση (Κεφ. 5) και την κύρια φάση (Κεφ. 6). Στόχος είναι να δοθεί μια συστηματική εικόνα των ευρημάτων, συνδέοντας τις ποσοτικές και ποιοτικές αναλύσεις με τους σκοπούς και τα ερευνητικά ερωτήματα που τέθηκαν στη μεθοδολογία.

Η πιλοτική μελέτη (έκδοση V1.1) επικεντρώθηκε στην αρχική διερεύνηση της παιδαγωγικής καταλληλότητας του συστήματος και της δυνατότητας ενσωμάτωσης βασικών στρατηγικών σκαλωσιάς. Τα κύρια ερωτήματα που τέθηκαν αφορούσαν το κατά πόσο ο πράκτορας μπορούσε να λειτουργήσει με στοιχειώδη προσαρμοστικότητα και επιστημονική ακρίβεια, ποιες μορφές σκαλωσιάς ενεργοποιούνταν σε διαφορετικά σενάρια αλληλεπίδρασης, καθώς και πώς αποτιμούσαν οι ειδικοί τη συμβολή του εργαλείου στη μαθησιακή διαδικασία.

Η κύρια μελέτη (έκδοση V1.2) σχεδιάστηκε με βάση τα συμπεράσματα της πιλοτικής φάσης και επιδίωξε να αξιολογήσει τη βελτιωμένη λειτουργικότητα του συστήματος με την ενσωμάτωση μηχανισμού δυναμικής εναλλαγής παιδαγωγικών ρόλων. Τα ερωτήματα που την καθοδήγησαν αφορούσαν το αν η νέα έκδοση παρουσίαζε μεγαλύτερη προσαρμοστικότητα και αποτελεσματικότητα σε σχέση με την προηγούμενη, σε ποιο βαθμό υλοποιούνταν η αρχή της βαθμιαίας ανεξαρτησίας μέσω της εναλλαγής ρόλων, ποιες βελτιώσεις εντοπίζονταν στις στρατηγικές σκαλωσιάς, καθώς και πώς αξιολογούσαν οι ειδι-

κοί τη δυνατότητα εφαρμογής του συστήματος σε πραγματικά μαθησιακά περιβάλλοντα. Παράλληλα, εξετάστηκε η αξιοπιστία και εγκυρότητα του ερωτηματολογίου σκαλωσιάς σε ευρύτερο δείγμα ειδικών, ώστε να ενισχυθεί η μεθοδολογική θεμελίωση της μελέτης.

Με βάση τα παραπάνω, η παρουσίαση των αποτελεσμάτων οργανώνεται σε τρεις άξονες. Πρώτον, τα ευρήματα της πιλοτικής φάσης. Δεύτερον, τα ποσοτικά και ποιοτικά αποτελέσματα της κύριας φάσης και τρίτον, η συγκριτική ανάλυση μεταξύ των δύο εκδόσεων.

7.2 Ποσοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

7.2.1 Πλήθος Μηνυμάτων Συνεδρίας

Η παρούσα ανάλυση εξετάζει το πλήθος στροφών διαλόγου (*turns*) ανά συνεδρία, ως βασικό δείκτη εμπλοκής των χρηστών στις αλληλεπιδράσεις με τον *PhysicsBot* (ενότητες 5.5.1 και 6.5.1). Για κάθε ένα απο τα τέσσερα σενάρια που υλοποιήθηκαν στις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2*, υπολογίστηκαν περιγραφικά στατιστικά μεγέθη, τόσο σε επίπεδο μαθήματος όσο και συνολικά ανά έκδοση. Τα αποτελέσματα αποτυπώνουν το μέσο αριθμό στροφών των συνεδριών, την τυπική απόκλιση, τη διάμεσο, τα άκρα της κατανομής (μετά από Winsorization) και τον συντελεστή μεταβλητότητας, ο οποίος επιτρέπει τη συγκριτική αποτίμηση της διασποράς μεταξύ μαθημάτων.

Ο Πίνακας 7.1 παρουσιάζει συγκεντρωτικά περιγραφικά στατιστικά του πλήθους στροφών ανά συνεδρία, τόσο σε επίπεδο μεμονωμένων μαθημάτων όσο και σε επίπεδο έκδοσης του *PhysicsBot*. Για κάθε περίπτωση καταγράφεται το μέγεθος δείγματος (N), η ελάχιστη (min) και η μέγιστη (max) τιμή, ο μέσος όρος (μ), η τυπική απόκλιση (σ), καθώς και ο συντελεστής μεταβλητότητας ($CV = \sigma/\mu$), που αποτελεί δείκτη σχετικής διασποράς.

Στην έκδοση *V1.1*, το μάθημα «Νόμος του Ohm» εμφανίζει μέσο αριθμό στροφών $\mu = 12.55$ με σχετικά περιορισμένη τυπική απόκλιση $\sigma = 3.24$ και $CV = 0.26$. Το άλλο μάθημα της ίδιας έκδοσης («Φύση και Διάδοση του Φωτός») εμφανίζει χαμηλότερη μέση τιμή $\mu = 9.71$ και μικρότερη διασπορά ($\sigma = 2.20$, $CV = 0.23$), με συνολικό φάσμα τιμών 6–12 στροφές. Συνολικά, για την έκδοση *V1.1* ($N = 25$), ο μέσος αριθμός στροφών

είναι 11.24, με $CV = 0.30$.

Στην έκδοση *V1.2*, το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» παρουσιάζει σημαντικά υψηλότερο μέσο όρο $\mu = 16.73$ και αυξημένη διασπορά ($\sigma = 3.95$), ενώ το μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» εμφανίζει ακόμη υψηλότερο μέσο $\mu = 20.20$ και τυπική απόκλιση $\sigma = 5.99$. Η μέγιστη τιμή στο εν λόγω μάθημα φτάνει τις 32 στροφές, υποδεικνύοντας ευρύτερο φάσμα τιμών. Συνολικά, η έκδοση *V1.2* ($N = 37$) καταγράφει μέσο όρο 18.27 και τυπική απόκλιση 5.54, με ίδιο $CV = 0.30$ όπως και στην προηγούμενη έκδοση.

Στο σύνολο όλων των συνεδριών ($N = 62$), ο μέσος αριθμός στροφών είναι 15.18 με τυπική απόκλιση 5.04, ενώ ο συντελεστής μεταβλητότητας αυξάνεται ελαφρώς ($CV = 0.33$), γεγονός που αντανακλά τη συνολική ετερογένεια των τιμών μεταξύ μαθημάτων και εκδόσεων.

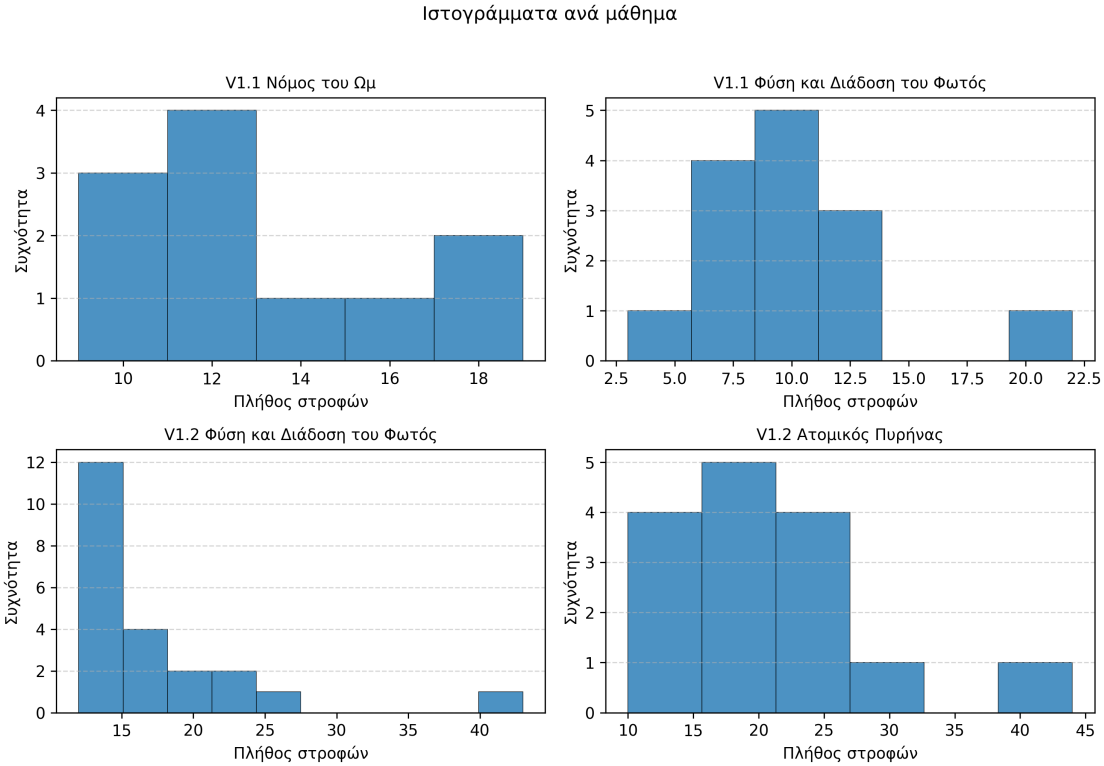
Πίνακας 7.1: Στατιστικά πλήθους στροφών (*turns*) ανά συνεδρία, ανά μάθημα και έκδοση.

Μάθημα	N	min	max	μ	σ	CV
Ανά μάθημα						
Νόμος του Ohm V1.1	11	9	19	12.55	3.24	0.26
Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.1	14	6	12	9.71	2.20	0.23
Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.2	22	12	25	16.73	3.95	0.24
Ατομικός Πυρήνας V1.2	15	14	32	20.20	5.99	0.30
Σύνολα ανά έκδοση						
V1.1	25	6	19	11.24	3.41	0.30
V1.2	37	12	32	18.27	5.54	0.30
Σύνολο	**62**	**8**	**25**	**15.18**	**5.04**	**0.33**

Στο Σχήμα 7.1 παρουσιάζονται τα ιστογράμματα κατανομής του πλήθους στροφών ανά συνεδρία, για κάθε ένα από τα τέσσερα μαθήματα που υλοποιήθηκαν στις εκδόσεις *PhysicsBot V1.1* και *V1.2*. Ο οριζόντιος άξονας αναπαριστά τον αριθμό στροφών ανά συνεδρία, ενώ ο κατακόρυφος άξονας απεικονίζει τη συχνότητα εμφάνισης κάθε τιμής.

Στο μάθημα «Νόμος του Ohm» (V1.1), η κατανομή εμφανίζεται σχετικά συμμετρική με τιμές συγκεντρωμένες κυρίως στην περιοχή 11–13 στροφών. Αντίστοιχα, το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» (V1.1) παρουσιάζει μια ελαφρώς πιο αριστερόστροφη κατανομή, με πυκνότητα τιμών μεταξύ 6 και 12 στροφών και μια μεμονωμένη υψηλότερη τιμή.

Στην έκδοση *V1.2*, το ίδιο μάθημα («Φύση και Διάδοση του Φωτός») εμφανίζει μεγαλύτερη διασπορά, με την πλειονότητα των τιμών συγκεντρωμένη γύρω στις 14–16 στροφές, αλλά και παρουσία κάποιων υψηλών τιμών έως και τις 40. Στο μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» (V1.2) η κατανομή είναι επίσης ευρύτερη, με τις τιμές να κυμαίνονται κυρίως μεταξύ 12 και 24 στροφών, ενώ εμφανίζονται και τιμές εκτός του κεντρικού φάσματος, έως περίπου 44 στροφές.



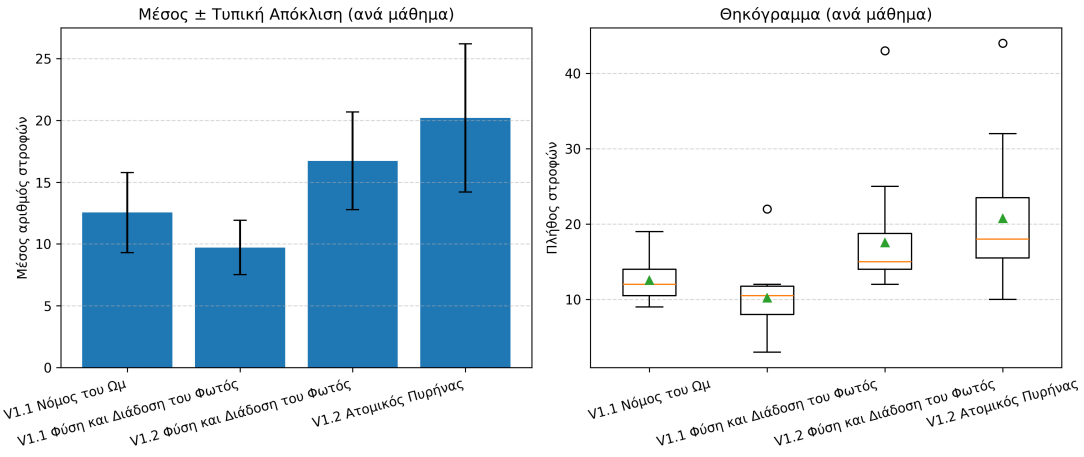
Σχήμα 7.1: Ιστογράμματα πλήθους στροφών ανά μάθημα.

Στο Σχήμα 7.2 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα στατιστικά χαρακτηριστικά του πλήθους στροφών (*turns*) ανά συνεδρία για τα τέσσερα μαθήματα που υλοποιήθηκαν στις εκδόσεις *PhysicsBot V1.1* και *V1.2*. Στο αριστερό μέρος του σχήματος εμφανίζεται το ραβδόγραμμα με τις μέσες τιμές και τις τυπικές αποκλίσεις, ενώ στο δεξί μέρος απεικονίζονται τα αντίστοιχα θηκογράμματα (boxplots).

Στο ραβδόγραμμα, κάθε στήλη αντιπροσωπεύει τον μέσο αριθμό στροφών ανά μάθημα, ενώ η κατακόρυφη μαύρη γραμμή πάνω από κάθε στήλη αντιστοιχεί στην τυπική απόκλιση (σ). Παρατηρείται διακύμανση του μέσου αριθμού στροφών μεταξύ των μαθημάτων, με τα δύο μαθήματα της έκδοσης *V1.2* να εμφανίζουν υψηλότερες μέσες τιμές

σε σχέση με τα αντίστοιχα της *V1.1*.

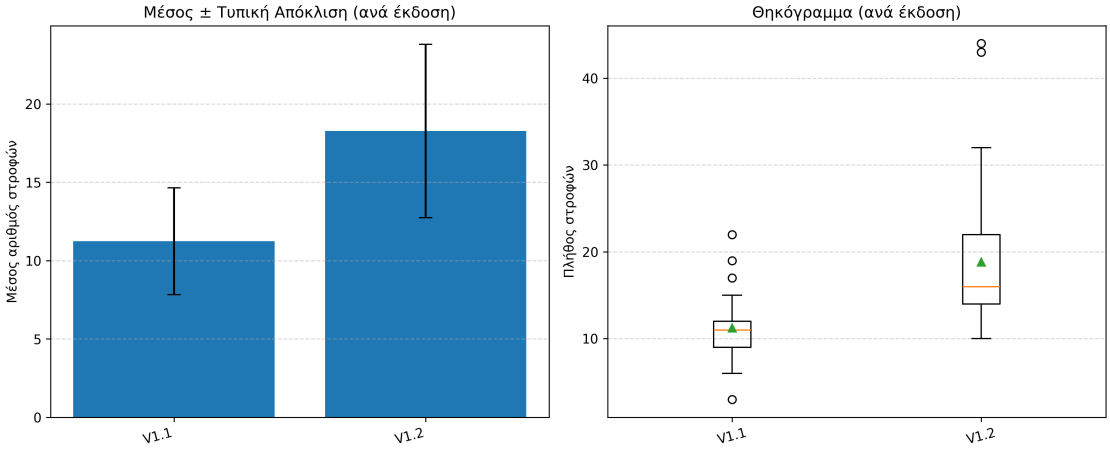
Στο θηκόγραμμα (δεξιά), κάθε οριζόντιο ορθογώνιο (box) απεικονίζει το ενδοτεταρτημοριακό εύρος (*interquartile range, IQR*), δηλαδή την απόσταση μεταξύ του πρώτου και του τρίτου τεταρτημορίου (Q_1 και Q_3), που περιλαμβάνει το 50% των κεντρικών τιμών του δείγματος. Η πορτοκαλί οριζόντια γραμμή εντός του κουτιού αντιστοιχεί στη διάμεσο (median), δηλαδή την κεντρική τιμή της κατανομής. Το πράσινο τρίγωνο υποδηλώνει τη μέση τιμή (μ) του δείγματος, επιτρέποντας την άμεση οπτική σύγκριση μεταξύ διάμεσου και μέσου όρου. Οι κατακόρυφες μαύρες γραμμές που εκτείνονται πάνω και κάτω από το κουτί είναι οι αποκαλούμενοι *whiskers* οι οποίοι ορίζουν το εύρος των «μη ακραίων» τιμών, συνήθως εντός του $1.5 \times IQR$ από το Q_1 και το Q_3. Τέλος, τα μεμονωμένα κυκλάκια υποδηλώνουν ακραίες τιμές (outliers), δηλαδή παρατηρήσεις που βρίσκονται εκτός του καθορισμένου ορίου των *whiskers*.



Σχήμα 7.2: Μέσος αριθμός στροφών και θηκόγραμμα ανά μάθημα.

Στο Σχήμα 7.3 παρουσιάζεται η συγκριτική απεικόνιση του πλήθους στροφών (*turns*) ανά συνεδρία, συγκεντρωτικά για τις δύο εκδόσεις του *PhysicsBot* (*V1.1* και *V1.2*). Στο αριστερό τμήμα του σχήματος παρατίθεται το ραβδόγραμμα με τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση, ενώ στο δεξί τμήμα παρουσιάζεται η κατανομή των τιμών μέσω θηκογράμματος.

Η έκδοση *V1.1* εμφανίζει μέσο αριθμό στροφών περίπου 11, με σχετικά περιορισμένη διασπορά και περιορισμένο εύρος τιμών. Αντίθετα, η έκδοση *V1.2* εμφανίζει σαφώς υψηλότερο μέσο αριθμό στροφών, περίπου 18, με μεγαλύτερη τυπική απόκλιση και ευρύτερη κατανομή τιμών. Στο θηκόγραμμα της *V1.2* παρατηρούνται επίσης ακραίες τιμές



Σχήμα 7.3: Μέσος αριθμός στροφών και θηκόγραμμα ανά έκδοση (*V1.1* και *V1.2*).

(outliers) που υπερβαίνουν τις 40 στροφές, γεγονός που αντανακλά μεγαλύτερη ετερογένεια μεταξύ συνεδριών. Η διάμεσος της *V1.2* εντοπίζεται εμφανώς υψηλότερα από εκείνη της *V1.1*, και η συνολική κατανομή τιμών εμφανίζει μεγαλύτερο εύρος και μεταβλητότητα.

Τα παραπάνω ευρήματα υποδεικνύουν σαφή αριθμητική διαφοροποίηση μεταξύ των δύο εκδόσεων, τόσο ως προς την κεντρική τάση όσο και ως προς τη διασπορά.

Για τη διερεύνηση της ενδεχόμενης αύξησης της εμπλοκής των χρηστών στην αναβαθμισμένη έκδοση *PhysicsBot V1.2*, πραγματοποιήθηκε μονοπλεύρος μη παραμετρικός έλεγχος Mann–Whitney U, συγκρίνοντας το πλήθος στροφών (*turns*) ανά συνεδρία μεταξύ των εκδόσεων *V1.1* και *V1.2*. Οι ερευνητικές υποθέσεις διατυπώθηκαν ως εξής:

> **Μηδενική υπόθεση** (H_0): *Η κατανομή του πλήθους στροφών στην έκδοση V1.2 δεν είναι στατιστικά μεγαλύτερη από την αντίστοιχη της έκδοσης V1.1.*
>
> **Εναλλακτική υπόθεση** (H_1): *Η έκδοση V1.2 παρουσιάζει στατιστικά σημαντικά μεγαλύτερο πλήθος στροφών ανά συνεδρία σε σχέση με την έκδοση V1.1.*

Τα αποτελέσματα του ελέγχου επιβεβαίωσαν την υπόθεση H_1, καθώς προέκυψε $U = 819.00$ με p-τιμή < 0.0001, ένδειξη στατιστικά σημαντικής διαφοράς υπέρ της έκδοσης *V1.2*. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.1.

7.2.2 Έκταση Μηνυμάτων Συνεδρίας

Η παρούσα ανάλυση αφορά την έκταση των μηνυμάτων που παρήχθησαν από τους συμμετέχοντες κατά τις διαλογικές συνεδρίες, ως ένδειξη της συμβολής τους στην εξελισσόμενη συνομιλία με το *PhysicsBot* (ενότητες 5.5.1 και 6.5.1). Ο αριθμός χαρακτήρων ανά ρόλο (*Χρήστης* και *PhysicsBot*) υπολογίστηκε για κάθε συνεδρία χωριστά και έπειτα εφαρμόστηκε η τεχνική *Winsorization* στο διάστημα P_5–P_{95} προκειμένου να περιοριστεί η επίδραση ακραίων τιμών. Οι τιμές που προέκυψαν αποτυπώνουν τόσο την έκταση της συνεισφοράς των χρηστών, όσο και τη σχετική «φλυαρία» του πράκτορα ανά μάθημα και έκδοση.

Ο πίνακας 7.2 παρουσιάζει τα περιγραφικά στατιστικά της έκτασης μηνυμάτων (σε χαρακτήρες ανά συνεδρία) που παρήχθησαν από τον χρήστη και τον *PhysicsBot*, για κάθε ένα από τα τέσσερα μαθήματα που υλοποιήθηκαν στις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2*. Καταγράφεται ο μέσος αριθμός χαρακτήρων (μ) και η τυπική απόκλιση (σ), τόσο σε επίπεδο μαθήματος όσο και συγκεντρωτικά ανά έκδοση και συνολικά.

Πίνακας 7.2: Μέσος αριθμός χαρακτήρων ανά συνεδρία (User–Bot), ανά μάθημα και έκδοση.

Έκταση Μηνυμάτων ανά Ρόλο (χαρακτήρες ανά συνεδρία)		
Μάθημα/Έκδοση	**Χρήστης**	**PhysicsBot**
V1.1 Νόμος του Ωμ	655.9 ± 545.8	6462.2 ± 3339.0
V1.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός	494.8 ± 252.0	9819.0 ± 4988.9
V1.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός	823.4 ± 486.9	7446.4 ± 2436.7
V1.2 Ατομικός Πυρήνας	725.5 ± 366.0	12364.9 ± 3848.0
Σύνολο V1.1	552.6 ± 350.5	8342.0 ± 4584.6
Σύνολο V1.2	793.7 ± 459.1	9545.3 ± 4227.5
Σύνολο Όλων	$\mathbf{701.1 \pm 443.9}$	$\mathbf{9088.4 \pm 4384.5}$

Στην έκδοση *V1.1*, το μάθημα «Νόμος του Ωμ» εμφανίζει μέσο αριθμό χαρακτήρων από την πλευρά του χρήστη $\mu = 655.9$ με αυξημένη τυπική απόκλιση $\sigma = 545.8$, ενώ τα αντίστοιχα μηνύματα του *PhysicsBot* καταγράφουν κατά μέσο όρο $\mu = 6462.2$ χαρακτήρες. Αντίστοιχα, στο μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» (V1.1), η συμμετοχή του χρήστη είναι μικρότερη ($\mu = 494.8$), ενώ η έκταση των μηνυμάτων του πράκτορα αυξάνεται σημαντικά ($\mu = 9819.0$), με διακύμανση που φτάνει σχεδόν τους 5.000 χαρα-

κτήρες.

Στην αναβαθμισμένη έκδοση *V1.2*, παρατηρείται αύξηση της έκτασης των μηνυμάτων από την πλευρά του χρήστη και στα δύο μαθήματα. Στη «Φύση και Διάδοση του Φωτός» καταγράφεται μέσος όρος $\mu = 823.4$ χαρακτήρες (με $\sigma = 486.9$), ενώ στο μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» οι χρήστες παρήγαγαν κατά μέσο όρο $\mu = 725.5$ χαρακτήρες ανά συνεδρία. Ο *PhysicsBot* στην περίπτωση αυτή παρήγαγε ακόμη πιο εκτενή μηνύματα ($\mu = 12364.9$), με σημαντική διακύμανση.

Σε επίπεδο εκδόσεων, η μέση έκταση μηνυμάτων του χρήστη στην *V1.1* είναι 552.6 χαρακτήρες, ενώ στην *V1.2* αυξάνεται αισθητά στα 793.7 χαρακτήρες. Η αύξηση αυτή υποδηλώνει εντονότερη εμπλοκή των χρηστών στην αναβαθμισμένη έκδοση. Αντίστοιχα, και το μήκος των μηνυμάτων του πράκτορα είναι αυξημένο στη *V1.2*, ωστόσο η διαφορά δεν είναι τόσο έντονη όσο στην περίπτωση των χρηστών.

Συνολικά, σε όλες τις συνεδρίες, η μέση έκταση των μηνυμάτων του χρήστη ανέρχεται σε 701.1 χαρακτήρες, ενώ του *PhysicsBot* σε 9088.4. Η στατιστική απόκλιση ($\sigma = 4384.5$) στην περίπτωση του *PhysicsBot* υποδεικνύει σημαντική ετερογένεια στην έκταση των αποκρίσεων.

Στη συνέχεια αναλύεται η σχετική συμμετοχή του χρήστη και του *PhysicsBot* στην επικοινωνιακή ροή των διαλογικών συνεδριών, όπως αυτή εκφράζεται από την αναλογία χαρακτήρων που παρήχθησαν από κάθε πλευρά. Ο δείκτης συμμετοχής του χρήστη (*Χρήστης %*) υπολογίστηκε για κάθε συνεδρία ξεχωριστά, ως το ποσοστό των χαρακτήρων που αναλογούν στον χρήστη έναντι του συνολικού αριθμού χαρακτήρων της συνεδρίας, δηλαδή βάσει του τύπου:

$$\text{Χρήστης}\,\% = \frac{U}{U + B} \cdot 100$$

όπου U ο αριθμός χαρακτήρων του χρήστη και B του πράκτορα. Για κάθε συνεδρία υπολογίστηκε το αντίστοιχο ποσοστό, και στη συνέχεια εφαρμόστηκε στατιστική επεξεργασία τύπου *Winsorization* (P05-P95), ώστε να μειωθεί η επίδραση ακραίων τιμών. Οι τιμές που παρουσιάζονται στον πίνακα 7.3 αντιστοιχούν στον μέσο όρο και την τυπική απόκλιση των ποσοστών ανά μάθημα και ανά έκδοση.

Στην έκδοση *V1.1*, το μάθημα «Νόμος του Ωμ» εμφανίζει μέσο ποσοστό συμμετο-

Πίνακας 7.3: Μέσο ποσοστό συμμετοχής σε χαρακτήρες ανά ρόλο (*User–Bot*) ανά μάθημα και έκδοση.

Ποσοστά Συμμετοχής (% χαρακτήρων ανά ρόλο)

Μάθημα/Έκδοση	**Χρήστης %**	**PhysicsBot %**
Νόμος του Ωμ V1.1	8.8 ± 5.5	90.2 ± 5.5
Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.1	5.1 ± 3.5	93.9 ± 3.5
Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.2	9.8 ± 6.0	89.2 ± 6.0
Ατομικός Πυρήνας V1.2	5.8 ± 4.2	93.2 ± 4.2
Σύνολα ανά έκδοση		
V1.1	6.5 ± 4.1	92.5 ± 4.1
V1.2	8.1 ± 5.3	90.9 ± 5.3
Σύνολο Όλων	$\mathbf{7.5 \pm 5.0}$	$\mathbf{91.5 \pm 5.0}$

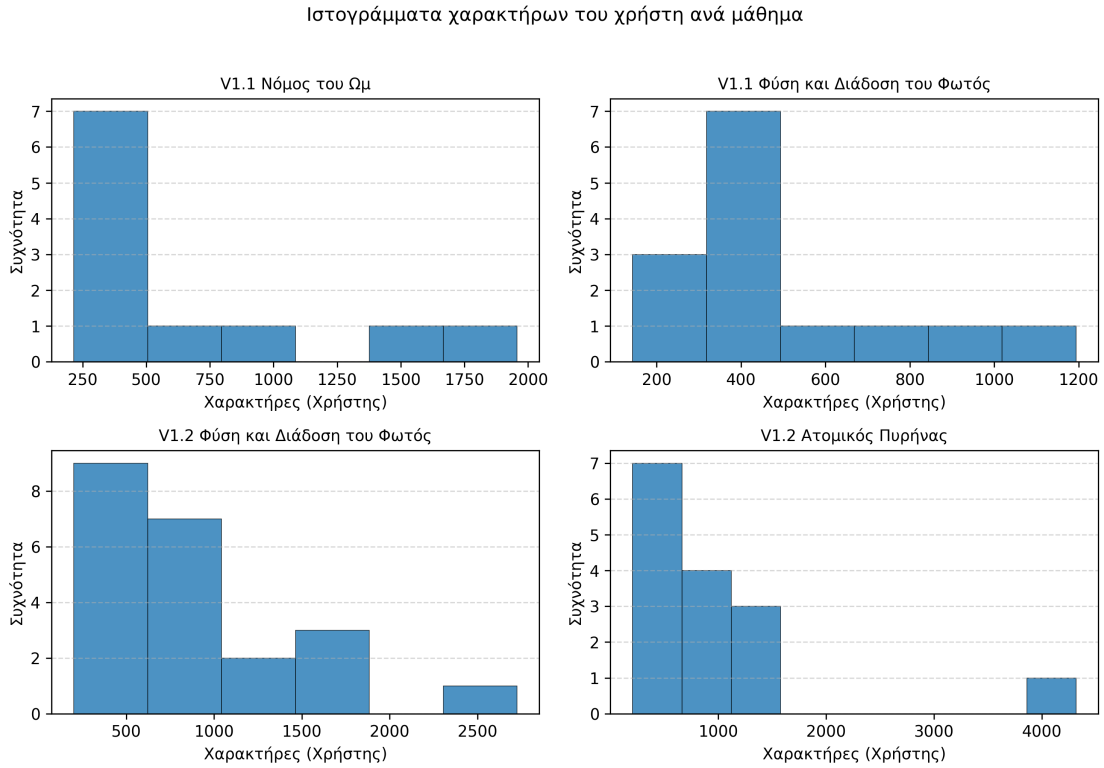
χής χρήστη $8{,}8\%$, με σχετικά υψηλή διακύμανση ($\sigma = 5{,}5$), ενώ στο μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» το ποσοστό μειώνεται στο $5{,}1\%$, με επίσης μικρότερη διακύμανση ($\sigma = 3{,}5$). Αυτό υποδηλώνει ότι, ειδικά στο δεύτερο σενάριο της έκδοσης *V1.1*, ο *PhysicsBot* κυριαρχούσε έντονα στον διάλογο, καλύπτοντας κατά μέσο όρο πάνω από το 93% του κειμένου ανά συνεδρία.

Στην αναβαθμισμένη έκδοση *V1.2*, παρατηρείται σχετική αύξηση της συμμετοχής των χρηστών. Συγκεκριμένα, το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» φτάνει ποσοστό $9{,}8\%$ (με $\sigma = 6{,}0$), ενώ το μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» εμφανίζει χαμηλότερη συμμετοχή ($5{,}8\%$), πιο κοντά στα επίπεδα της *V1.1*. Ο συνολικός μέσος όρος συμμετοχής για την *V1.2* ανέρχεται στο $8{,}1\%$, σε σύγκριση με $6{,}5\%$ για την *V1.1*, στοιχείο που ενδέχεται να αντανακλά μικρή αλλά ενδυνάμωση του ρόλου του μαθητή στο διάλογο.

Στο συνολικό σύνολο των 62 συνεδριών, η μέση συμμετοχή των χρηστών ανέρχεται σε $7{,}5\%$, ενώ το υπόλοιπο $91{,}5\%$ του κειμένου παράχθηκε από τον *PhysicsBot*. Η εν λόγω αναλογία είναι αναμενόμενη σε πλαίσια υποστηρικτικής καθοδήγησης μέσω σκαλωσιάς, όπου ο πράκτορας αναλαμβάνει ενεργό ρόλο καθοδήγησης. Παρόλα αυτά, η διακύμανση του δείκτη συμμετοχής υποδεικνύει διαφορές μεταξύ σεναρίων, οι οποίες μπορούν να αποδοθούν τόσο στο θέμα διδασκαλίας όσο και στον βαθμό εξατομίκευσης της υποστήριξης.

Στο Σχήμα 7.4 παρουσιάζονται τα ιστογράμματα του αριθμού χαρακτήρων που παρήχθησαν από τον χρήστη, για κάθε μία από τις συνεδρίες των τεσσάρων μαθημάτων που

υλοποιήθηκαν στις εκδόσεις *PhysicsBot V1.1* και *V1.2*. Ο οριζόντιος άξονας απεικονίζει την έκταση των μηνυμάτων του χρήστη (σε χαρακτήρες), ενώ ο κατακόρυφος άξονας τη συχνότητα εμφάνισης κάθε εύρους τιμών.



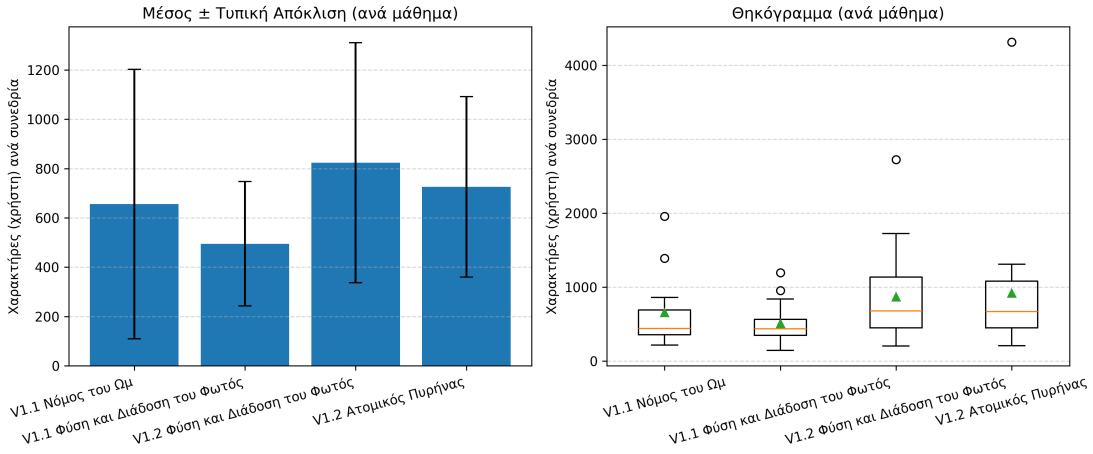
Σχήμα 7.4: Ιστογράμματα αριθμού χαρακτήρων του χρήστη ανά συνεδρία και μάθημα.

Τα ιστογράμματα προσφέρουν μια πρώτη επισκόπηση της κατανομής των δεδομένων ανά μάθημα. Παρατηρείται πως, στα μαθήματα της έκδοσης *V1.1*, η πλειονότητα των συνεδριών συγκεντρώνεται σε χαμηλά εύρη χαρακτήρων (κυρίως κάτω από 600 χαρακτήρες), με σχετικά έντονη ασυμμετρία και περιορισμένο εύρος κατανομής. Αντίθετα, τα μαθήματα της έκδοσης *V1.2* εμφανίζουν μεγαλύτερη διασπορά τιμών, με αρκετές συνεδρίες να ξεπερνούν τους 1000 ή και 2000 χαρακτήρες, γεγονός που αποτυπώνει τη διαφοροποίηση της εμπλοκής των χρηστών στην αναβαθμισμένη έκδοση.

Η ανάλυση που ακολουθεί θα εξετάσει πιο αναλυτικά τα μέτρα κεντρικής τάσης και διασποράς, καθώς και τα αντίστοιχα θηκογράμματα και ραβδογράμματα που επιτρέπουν την τυποποιημένη σύγκριση μεταξύ μαθημάτων και εκδόσεων.

Στο Σχήμα 7.5 παρατηρείται διακύμανση του μέσου αριθμού χαρακτήρων ανά μάθημα, με τα σενάρια της έκδοσης *V1.2* να εμφανίζουν υψηλότερες μέσες τιμές σε σύ-

γκριση με εκείνα της *V1.1*. Το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» στην έκδοση *V1.2* καταγράφει τη μεγαλύτερη μέση τιμή χαρακτήρων, ενώ τα δύο μαθήματα της *V1.1* καταγράφουν τις χαμηλότερες.



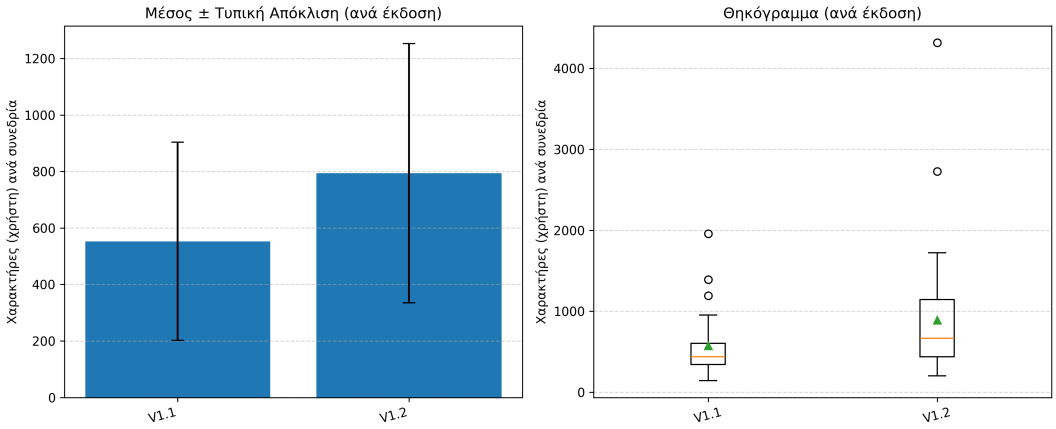
Σχήμα 7.5: Μέσος αριθμός χαρακτήρων και θηκόγραμμα ανά μάθημα.

Ως προς τη διασπορά, διαπιστώνεται σημαντική απόκλιση σε όλα τα μαθήματα, με τις μεγαλύτερες αποκλίσεις να εμφανίζονται στα σενάρια «Νόμος του Ωμ» (V1.1) και «Φύση και Διάδοση του Φωτός» (V1.2). Στο αντίστοιχο θηκόγραμμα, και τα τέσσερα μαθήματα παρουσιάζουν ποικίλους βαθμούς ετερογένειας, με τα δύο μαθήματα της έκδοσης *V1.2* να εμφανίζουν αυξημένο εύρος τιμών.

Επιπλέον, σε όλα τα σενάρια εντοπίζονται ακραίες παρατηρήσεις, με πιο έντονη παρουσία στο μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» (V1.2), όπου καταγράφεται και η υψηλότερη μεμονωμένη τιμή. Η διάταξη των μέσων όρων και διαμέσων μεταξύ μαθημάτων υποδηλώνει διαφοροποίηση των κατανομών, τόσο ως προς τη θέση όσο και ως προς τη συμμετρία των δεδομένων.

Συνολικά, το γράφημα δείχνει αυξημένες τιμές συμμετοχής των χρηστών στην έκδοση *V1.2*, καθώς και μεγαλύτερη μεταβλητότητα μεταξύ συνεδριών, στοιχείο που επιβεβαιώνει την ποικιλομορφία των αλληλεπιδράσεων στα αναβαθμισμένα σενάρια.

Στο Σχήμα 7.6 αποτυπώνονται συγκεντρωτικά οι διαφορές μεταξύ των δύο εκδόσεων ως προς την έκταση των μηνυμάτων του χρήστη. Η έκδοση *V1.2* εμφανίζει υψηλότερο μέσο αριθμό χαρακτήρων ανά συνεδρία σε σύγκριση με την *V1.1*, καθώς και μεγαλύτερη διασπορά τιμών, όπως υποδεικνύεται από την αυξημένη τυπική απόκλιση.

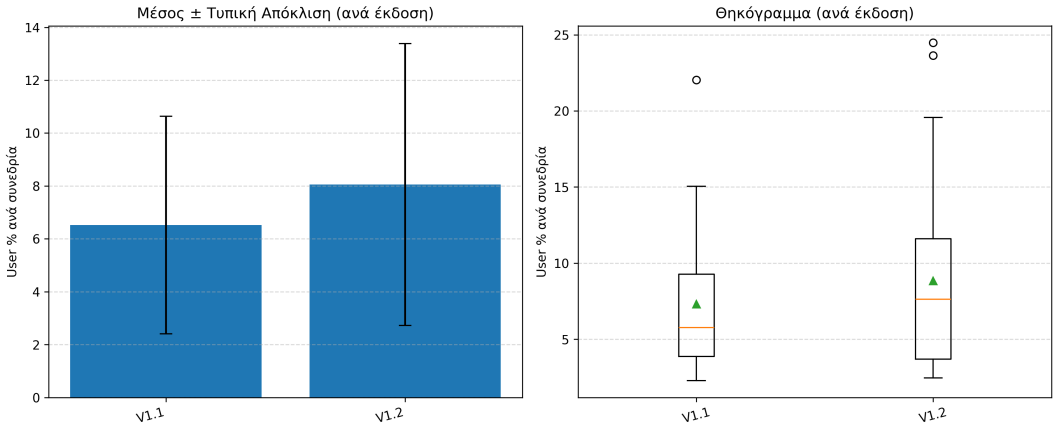


Σχήμα 7.6: Συνολικός αριθμός χαρακτήρων του χρήστη ανά συνεδρία, ανά έκδοση του *PhysicsBot* (V1.1, V1.2).

Στο θηκόγραμμα διαπιστώνεται σημαντικά ευρύτερη κατανομή δεδομένων στην έκδοση *V1.2*, με μεγαλύτερο εύρος μεταξύ τεταρτημορίων και αυξημένο αριθμό ακραίων τιμών. Η διάμεσος και η μέση τιμή βρίσκονται σε υψηλότερα επίπεδα σε σχέση με την *V1.1*, ενώ οι ακραίες παρατηρήσεις στην έκδοση *V1.2* εκτείνονται σε πολύ υψηλότερες τιμές χαρακτήρων, επιβεβαιώνοντας τη μεγαλύτερη ποικιλομορφία στην έκταση της συμμετοχής του χρήστη.

Η συνολική απεικόνιση καταδεικνύει σαφή ποσοτική αύξηση στη συνεισφορά του χρήστη στην έκδοση *V1.2*, συνοδευόμενη από μεγαλύτερη ετερογένεια μεταξύ συνεδριών.

Στο Σχήμα 7.7 απεικονίζεται η κατανομή του ποσοστού συμμετοχής του χρήστη (*User %*) ανά συνεδρία για τις δύο εκδόσεις του *PhysicsBot*. Η έκδοση *V1.2* εμφανίζει υψηλότερη μέση τιμή ποσοστού συμμετοχής, συνοδευόμενη από αυξημένη τυπική απόκλιση σε σύγκριση με την έκδοση *V1.1*.



Σχήμα 7.7: Ποσοστό συμμετοχής χρήστη (*User %*) ανά συνεδρία και ανά έκδοση του *PhysicsBot*.

Το θηκόγραμμα υποδεικνύει ευρύτερο εύρος τιμών για την έκδοση *V1.2*, καθώς και περισσότερες ακραίες τιμές, οι οποίες αγγίζουν ή και υπερβαίνουν το 20%. Η διάμεσος στην έκδοση *V1.2* είναι εμφανώς υψηλότερη σε σχέση με εκείνη της *V1.1*, ενώ και η μέση τιμή διαμορφώνεται σε ανώτερο επίπεδο.

Η κατανομή του *User %* στην έκδοση *V1.1* είναι περισσότερο συγκεντρωμένη σε χαμηλές τιμές, με τις περισσότερες παρατηρήσεις να βρίσκονται κάτω του 10%. Αντιθέτως, στην έκδοση *V1.2* διαπιστώνεται μεγαλύτερη διασπορά μεταξύ συνεδριών, με αυξημένες ενδείξεις διαφοροποίησης στο βαθμό εμπλοκής του χρήστη.

Τέλος, πραγματοποιήθηκε μονοπλευρος έλεγχος υπόθεσης *Mann–Whitney U*, προκειμένου να διερευνηθεί αν η έκδοση *V1.2* εμφάνισε στατιστικά σημαντικά μεγαλύτερο ποσοστό έκτασης λόγου από πλευράς χρήστη (*User %*) σε σύγκριση με την *V1.1*. Οι υπό εξέταση υποθέσεις διατυπώνονται ως εξής:

> **Μηδενική υπόθεση** H_0: «Το ποσοστό έκτασης κειμένου του χρήστη είναι στατιστικά το ίδιο μεταξύ των δύο εκδόσεων»
>
> **Εναλλακτική υπόθεση** H_1: «Το ποσοστό έκτασης κειμένου του χρήστη είναι μεγαλύτερο στην *V1.2*»

Τα αποτελέσματα του ελέγχου ήταν τα εξής:

$$\text{Mann–Whitney } U = 522.00, \quad p\text{-value} = 0.1986$$

Επομένως, δεν απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση H_0, καθώς η διαφορά μεταξύ των δύο εκδόσεων δεν είναι στατιστικά σημαντική στο προκαθορισμένο επίπεδο σημαντικότητας ($\alpha = 0.05$). Το αποτέλεσμα αυτό υποδηλώνει ότι, παρότι το ποσοστό έκτασης λόγου του χρήστη εμφανίζεται αυξημένο στην έκδοση *V1.2*, η σχετική αναλογία (*User* έναντι *Bot*) δεν διαφοροποιείται επαρκώς ώστε να θεωρηθεί στατιστικά τεκμηριωμένη. Δηλαδή, η αύξηση στην έκταση των κειμένων του χρήστη συνοδεύεται αναλογικά και από αύξηση του παραγόμενου κειμένου από την πλευρά του *PhysicsBot*, γεγονός που διατηρεί τη μεταξύ τους κατανομή σε μη σημαντικά διαφοροποιημένα επίπεδα. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.1.

7.2.3 Εκτίμηση της Διάρκειας της Συνεδρίας

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα περιγραφικά στατιστικά της εκτιμώμενης διάρκειας των διαλογικών συνεδριών με το *PhysicsBot*, υπολογισμένα με τη μεθοδολογία που περιγράφηκε στις ενότητες 5.5.1 και 6.5.1. Η διάρκεια εκφράζεται σε λεπτά ανά συνεδρία και προκύπτει από την αθροιστική εκτίμηση του χρόνου ανάγνωσης, συγγραφής και γνωστικής επεξεργασίας ανά στροφή (χρήστη - πράκτορα). Για τον περιορισμό της επίδρασης ακραίων τιμών εφαρμόστηκε η τεχνική *Winsorization* στο διάστημα P_{05}–P_{95}.

Ο πίνακας 7.4 παρουσιάζει συγκεντρωτικά τα στατιστικά αποτελέσματα για κάθε μάθημα ξεχωριστά, καθώς και για κάθε έκδοση του *PhysicsBot* (*V1.1* και *V1.2*) και το συνολικό σύνολο των 62 συνεδριών. Για κάθε κατηγορία καταγράφονται: το πλήθος συνεδριών (N), η ελάχιστη και μέγιστη τιμή διάρκειας (*min–max*), η διάμεσος (median), καθώς και η μέση τιμή (μ) με την αντίστοιχη τυπική απόκλιση (σ).

Ειδικότερα, για την έκδοση *V1.1*, το μάθημα «Νόμος του Ωμ» παρουσιάζει μέση εκτιμώμενη διάρκεια 8.35 λεπτά ($\sigma = 4.37$), με διάμεσο 6.52 λεπτά και εύρος τιμών από 4.65 έως 17.71 λεπτά σε 11 συνεδρίες. Το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» της ίδιας έκδοσης περιλαμβάνει 14 συνεδρίες με μέση διάρκεια 8.98 λεπτά, διάμεσο 8.16 και εύρος $[4.34, 14.02]$.

Για την έκδοση *V1.2*, το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» περιλαμβάνει 22 συνεδρίες με μέση διάρκεια 10.14 λεπτά και διάμεσο 8.73, ενώ στο μάθημα «Ατομικός

Πίνακας 7.4: Περιγραφικά στατιστικά εκτιμώμενης διάρκειας συνεδριών (σε λεπτά), ανά μάθημα και έκδοση.

Διάρκεια Συνεδριών (λεπτά)

Μάθημα/Έκδοση	*N*	*min*	*max*	*median*	μ	σ
V1.1 Νόμος του Ωμ	11	4.65	17.71	6.52	8.35	4.37
V1.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός	14	4.34	14.02	8.16	8.98	3.31
V1.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός	22	6.26	18.44	8.73	10.14	3.81
V1.2 Ατομικός Πυρήνας	15	7.73	18.25	12.11	12.16	3.29
Σύνολο V1.1	25	4.34	17.71	7.96	8.85	4.02
Σύνολο V1.2	37	6.53	18.44	9.62	10.97	3.70
ΣΥΝΟΛΟ ΟΛΩΝ	**62**	**5.15**	**18.44**	**8.95**	**10.15**	**3.93**

Πυρήνας» ($N = 15$) η μέση διάρκεια ανέρχεται σε 12.16 λεπτά με διάμεσο 12.11 και τιμές στο εύρος $[7.73, 18.25]$.

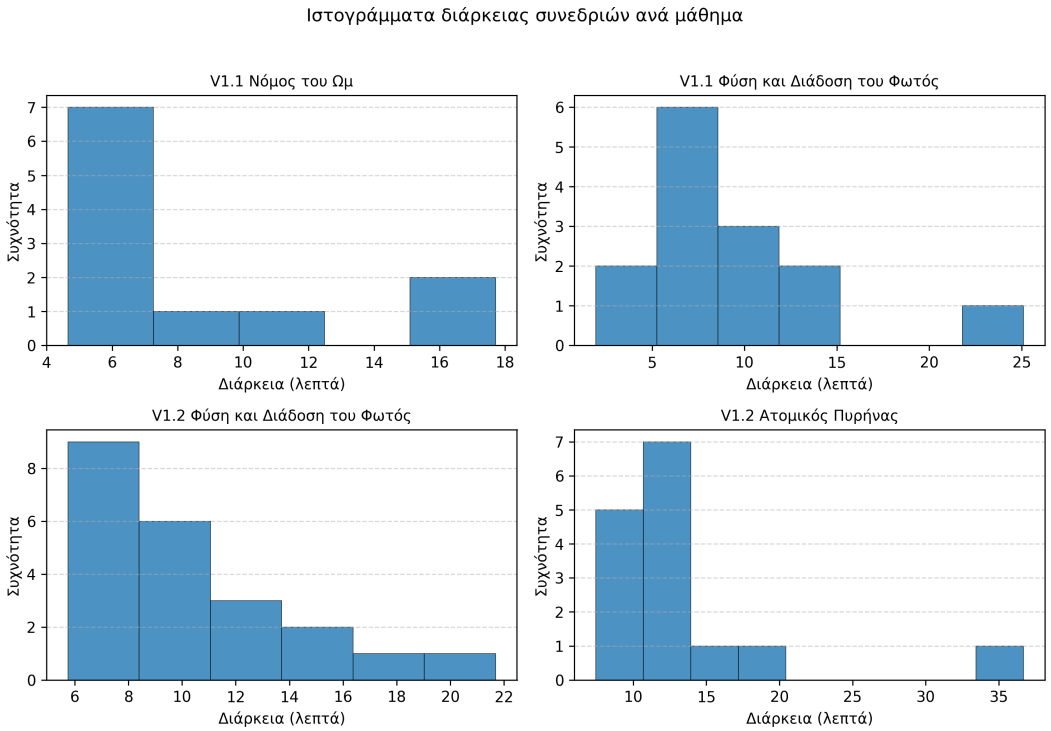
Σε επίπεδο εκδόσεων, η *V1.1* συνολικά συγκεντρώνει 25 συνεδρίες με μέση εκτιμώμενη διάρκεια 8.85 λεπτά, ενώ η *V1.2* περιλαμβάνει 37 συνεδρίες με μέση διάρκεια 10.97 λεπτά. Τέλος, στο συνολικό δείγμα των 62 συνεδριών, η διάμεση διάρκεια διαμορφώνεται στα 8.95 λεπτά, ενώ η μέση διάρκεια είναι 10.15 λεπτά με τυπική απόκλιση 3.93.

Τα ιστογράμματα του σχήματος 7.8 παρουσιάζουν την κατανομή της εκτιμώμενης διάρκειας συνεδριών, για κάθε ένα από τα τέσσερα μαθήματα των εκδόσεων *V1.1* και *V1.2*.

Στην έκδοση *V1.1*, το μάθημα «Νόμος του Ωμ» εμφανίζει συγκέντρωση συνεδριών σε σχετικά χαμηλές διάρκειες (5–6 λεπτά), με λίγες περιπτώσεις να ξεπερνούν τα 10 λεπτά. Το αντίστοιχο γράφημα για το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» της ίδιας έκδοσης δείχνει πιο εκτεταμένη κατανομή, με κορύφωση γύρω στα 6–10 λεπτά και μεμονωμένη ακραία συνεδρία που αγγίζει τα 25 λεπτά.

Στην έκδοση *V1.2*, το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός» παρουσιάζει μεγαλύτερη διασπορά τιμών, με τη συχνότερη διάρκεια να εντοπίζεται στα 6–9 λεπτά, ενώ παρατηρούνται και αρκετές συνεδρίες με διάρκεια άνω των 12 ή 15 λεπτών. Το μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» συγκεντρώνει τις περισσότερες συνεδρίες στο εύρος 10–15 λεπτών, με κάποιες συνεδρίες να εκτείνονται έως και τα 20 λεπτά ή περισσότερο.

Η γραφική απεικόνιση επιτρέπει τη σύγκριση της κατανομής μεταξύ μαθημάτων και εκδόσεων, αναδεικνύοντας διαφορές στον χρόνο εμπλοκής των χρηστών, όπως αυτός



Σχήμα 7.8: Ιστογράμματα εκτιμώμενης διάρκειας συνεδριών (σε λεπτά) ανά μάθημα.

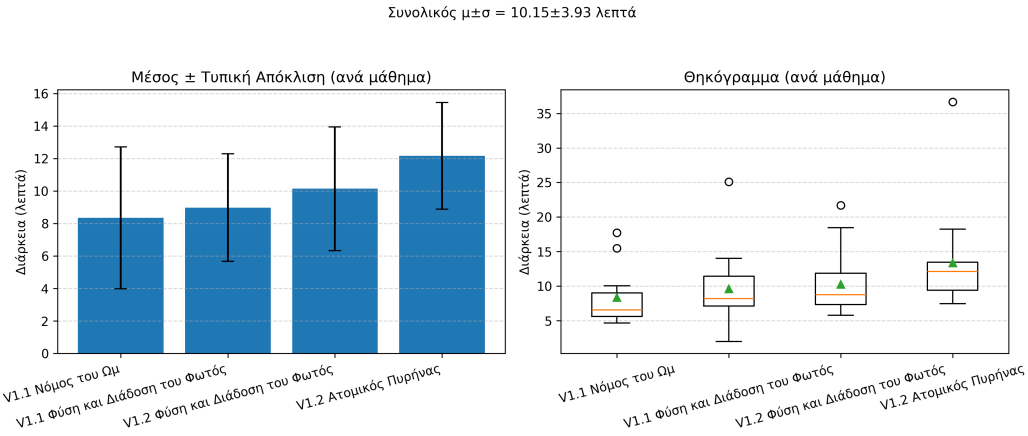
προσεγγίζεται βάσει του περιεχομένου των αλληλεπιδράσεων.

Το Σχήμα 7.9 προσφέρει συγκριτική απεικόνιση της εκτιμώμενης διάρκειας συνεδριών ανά μάθημα, τόσο ως προς τη μέση τιμή όσο και ως προς τη διασπορά των τιμών.

Παρατηρείται σαφής ανοδική τάση στη μέση διάρκεια από τα μαθήματα της έκδοσης *V1.1* προς τα αντίστοιχα της *V1.2*, με το μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» να ξεχωρίζει για τις υψηλότερες τιμές. Τα δύο μαθήματα της *V1.1* εμφανίζουν μικρότερη μέση διάρκεια και μικρότερη συγκέντρωση τιμών, ενώ στα μαθήματα της *V1.2* διακρίνεται μεγαλύτερη συνοχή γύρω από υψηλότερες διαμέσους.

Ως προς τη διασπορά, το εύρος τιμών είναι αυξημένο και στις δύο εκδόσεις, ωστόσο στα μαθήματα της *V1.2* η κατανομή εμφανίζεται πιο συμπαγής, με μικρότερη παρουσία ακραίων παρατηρήσεων. Αντίθετα, στα μαθήματα της *V1.1* εντοπίζονται μεμονωμένες συνεδρίες με σημαντικά υψηλότερη διάρκεια, οι οποίες διαφοροποιούνται αισθητά από το κυρίως σώμα των δεδομένων.

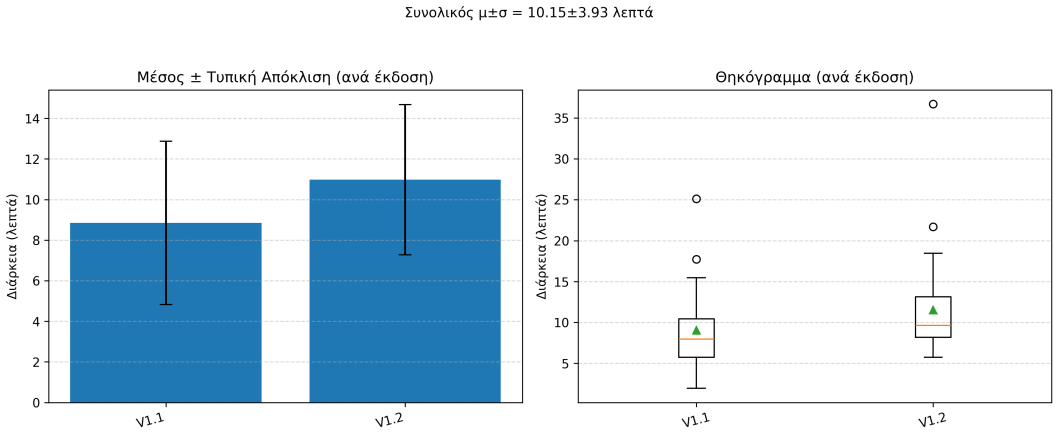
Η συνολική εικόνα του διαγράμματος αποτυπώνει διαφοροποιήσεις ως προς τη μέση εμπλοκή των χρηστών και τη σταθερότητα των συνεδριών μεταξύ μαθημάτων και εκδό-



Σχήμα 7.9: Μέση εκτιμώμενη διάρκεια και θηκόγραμμα ανά μάθημα.

σεων.

Το Σχήμα 7.10 παρουσιάζει τη σύγκριση της εκτιμώμενης διάρκειας συνεδριών μεταξύ των δύο εκδόσεων του *PhysicsBot*. Στο αριστερό μέρος αποτυπώνεται η μέση διάρκεια με την αντίστοιχη τυπική απόκλιση, ενώ στο δεξί μέρος απεικονίζεται η κατανομή των τιμών μέσω θηκογραμμάτων.



Σχήμα 7.10: Μέση εκτιμώμενη διάρκεια και θηκόγραμμα ανά έκδοση του *PhysicsBot*.

Η έκδοση *V1.2* εμφανίζει υψηλότερη μέση τιμή σε σχέση με την *V1.1*, γεγονός που αποτυπώνεται και στη μετατόπιση των θηκογραμμάτων προς ανώτερες τιμές. Η διάμεσος στην *V1.2* βρίσκεται σε υψηλότερη θέση συγκριτικά με την *V1.1*, ενώ το εύρος των τιμών είναι επίσης αυξημένο.

Και στις δύο εκδόσεις παρατηρούνται απομονωμένες ακραίες τιμές, οι οποίες εκτείνονται αρκετά πέρα από το κύριο σώμα των δεδομένων. Στην έκδοση *V1.1*, οι παρατηρήσεις

αυτές είναι λιγότερο συγκεντρωμένες, ενώ στην *V1.2* καταγράφονται τιμές σημαντικά υψηλότερες από την κύρια κατανομή.

Συνολικά, η απεικόνιση καταδεικνύει μετατόπιση και διασπορά των χρονικών δεδομένων μεταξύ των δύο εκδόσεων, με την *V1.2* να συγκεντρώνει μεγαλύτερες και πιο ποικιλόμορφες διάρκειες συνεδριών. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.1.

7.2.4 Κατανομή Μηνυμάτων ανά Παιδαγωγικό Ρόλο

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει την ποσοτική κατανομή των μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο για την Έκδοση *V1.2* του *PhysicsBot*. Όπως αναλύθηκε στην ενότητα 6.5.1, κάθε ρόλος (*role1* έως *role5*) αντιστοιχεί σε διακριτή παιδαγωγική φάση, με διαφοροποιημένο βαθμό υποστήριξης προς τον μαθητή. Ο πίνακας 7.5 αποτυπώνει τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση του πλήθους μηνυμάτων ανά ρόλο και μάθημα, όπως αυτές υπολογίστηκαν μετά από εφαρμογή της τεχνικής *Winsorization* (P_{05}–P_{95}) για τη μείωση της επίδρασης ακραίων τιμών. Περιλαμβάνονται τα δύο μαθήματα της Έκδοσης *V1.2*, καθώς και τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα για το σύνολο των συνεδριών.

Πίνακας 7.5: Μέσος αριθμός μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο και μάθημα (*PhysicsBot V1.2*), με τυπική απόκλιση μετά από Winsorization.

Κατανομή Μηνυμάτων ανά Παιδαγωγικό Ρόλο (μ ± σ)

Μάθημα	**Ρόλος 1**	**Ρόλος 2**	**Ρόλος 3**	**Ρόλος 4**	**Ρόλος 5**
V1.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός	1.00 ± 0.00	4.32 ± 2.78	5.73 ± 2.99	3.18 ± 2.68	3.86 ± 2.01
V1.2 Ατομικός Πυρήνας	1.00 ± 0.00	5.53 ± 3.56	5.13 ± 2.26	3.73 ± 2.79	4.73 ± 2.58
Σύνολο	**1.00 ± 0.00**	**4.86 ± 3.26**	**5.46 ± 2.62**	**3.43 ± 2.76**	**4.30 ± 2.22**

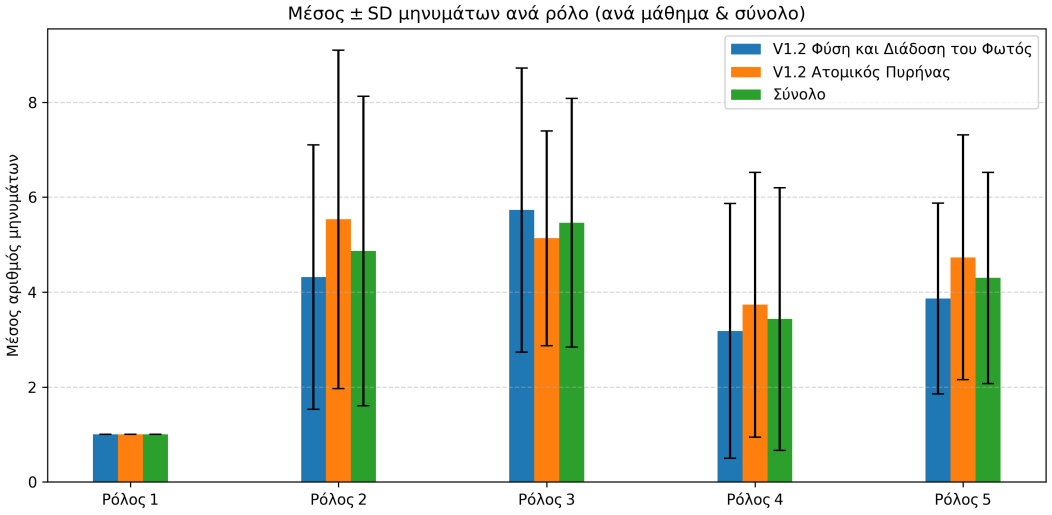
Για το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός», ο μέσος αριθμός μηνυμάτων για τον *Ρόλο 1* είναι 1.00 με μηδενική διασπορά. Ο *Ρόλος 2* καταγράφει 4.32 μηνύματα κατά μέσο όρο με τυπική απόκλιση 2.78, ενώ για τον *Ρόλο 3* η μέση τιμή είναι 5.73 και η τυπική απόκλιση 2.99. Ο *Ρόλος 4* παρουσιάζει μέσο όρο 3.18 μηνυμάτων με διασπορά 2.68, και ο *Ρόλος 5* καταγράφει 3.86 ± 2.01 μηνύματα ανά συνεδρία.

Στο μάθημα «Ατομικός Πυρήνας», η κατανομή ξεκινά επίσης με σταθερό πλήθος 1.00 μηνυμάτων για τον *Ρόλο 1*. Ο *Ρόλος 2* εμφανίζει μέσο όρο 5.53 και τυπική απόκλιση 3.56,

ενώ ο *Ρόλος 3* παρουσιάζει μέσο 5.13 και διασπορά 2.26. Για τον *Ρόλο 4* καταγράφονται κατά μέσο όρο 3.73 μηνύματα με τυπική απόκλιση 2.79, ενώ για τον *Ρόλο 5* η μέση τιμή ανέρχεται σε 4.73 με διασπορά 2.58.

Σε επίπεδο συνολικού δείγματος, ο *Ρόλος 1* διατηρεί μέση τιμή 1.00 με μηδενική απόκλιση. Ο *Ρόλος 2* συγκεντρώνει κατά μέσο όρο 4.86 μηνύματα ανά συνεδρία με τυπική απόκλιση 3.26, ενώ ο *Ρόλος 3* εμφανίζει 5.46 ± 2.62 μηνύματα. Ο *Ρόλος 4* παρουσιάζει μέση τιμή 3.43 με διασπορά 2.76, και ο *Ρόλος 5* καταγράφει 4.30 ± 2.22 μηνύματα.

Το Σχήμα 7.11 παρουσιάζει τον μέσο αριθμό μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο, ξεχωριστά για τα δύο μαθήματα της Έκδοσης *V1.2* και για το συνολικό δείγμα συνεδριών. Για κάθε ρόλο εμφανίζονται τρεις ράβδοι, οι οποίες αντιστοιχούν στο μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός», το μάθημα «Ατομικός Πυρήνας», και το συνολικό μέσο όρο αντίστοιχα. Οι κατακόρυφες γραμμές δείχνουν την τυπική απόκλιση των τιμών (SD).



Σχήμα 7.11: Μέσος αριθμός μηνυμάτων ανά ρόλο (με τυπική απόκλιση), ανά μάθημα και συνολικά.

Όπως φαίνεται στο γράφημα, ο *Ρόλος 1* παρουσιάζει σταθερότητα σε όλα τα μαθήματα, με απόλυτη ομοιομορφία στον αριθμό μηνυμάτων. Για τους υπόλοιπους ρόλους, παρατηρούνται διαφοροποιήσεις τόσο ως προς το ύψος των ράβδων όσο και ως προς την έκταση της διασποράς.

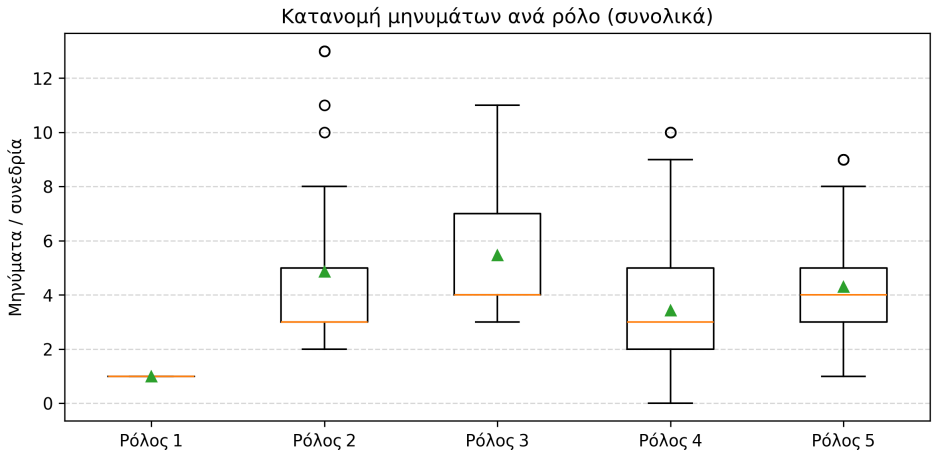
Στον *Ρόλο 2*, ο μέσος αριθμός μηνυμάτων είναι υψηλότερος στο μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» σε σχέση με το μάθημα «Φύση και Διάδοση του Φωτός», ενώ η διακύμανση είναι σημαντική και στις δύο περιπτώσεις. Ο *Ρόλος 3* εμφανίζει γενικά τις υψηλότερες

μέσες τιμές μηνυμάτων και στις δύο θεματικές ενότητες, με συγκρίσιμη διασπορά μεταξύ τους.

Για τον *Ρόλο 4*, οι μέσες τιμές παραμένουν χαμηλότερες σε σύγκριση με τους ρόλους 2 και 3, ωστόσο παρατηρείται αξιοσημείωτη διασπορά ειδικά στο μάθημα «Ατομικός Πυρήνας». Στον *Ρόλο 5*, παρατηρείται αυξημένος αριθμός μηνυμάτων στο μάθημα «Ατομικός Πυρήνας» σε σύγκριση με το άλλο μάθημα, ενώ η συνολική μέση τιμή τοποθετείται ενδιάμεσα.

Συνολικά, το γράφημα αναδεικνύει διακριτά πρότυπα κατανομής μηνυμάτων ανά ρόλο και μάθημα, καθώς και διαφοροποιήσεις στη διακύμανση των τιμών, οι οποίες αποτυπώνουν τη διαφορετική ένταση και συχνότητα των παιδαγωγικών παρεμβάσεων ανά φάση της συνομιλίας.

Το Σχήμα 7.12 απεικονίζει τη συνολική κατανομή του αριθμού μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο, για το σύνολο των συνεδριών της Έκδοσης *V1.2*.



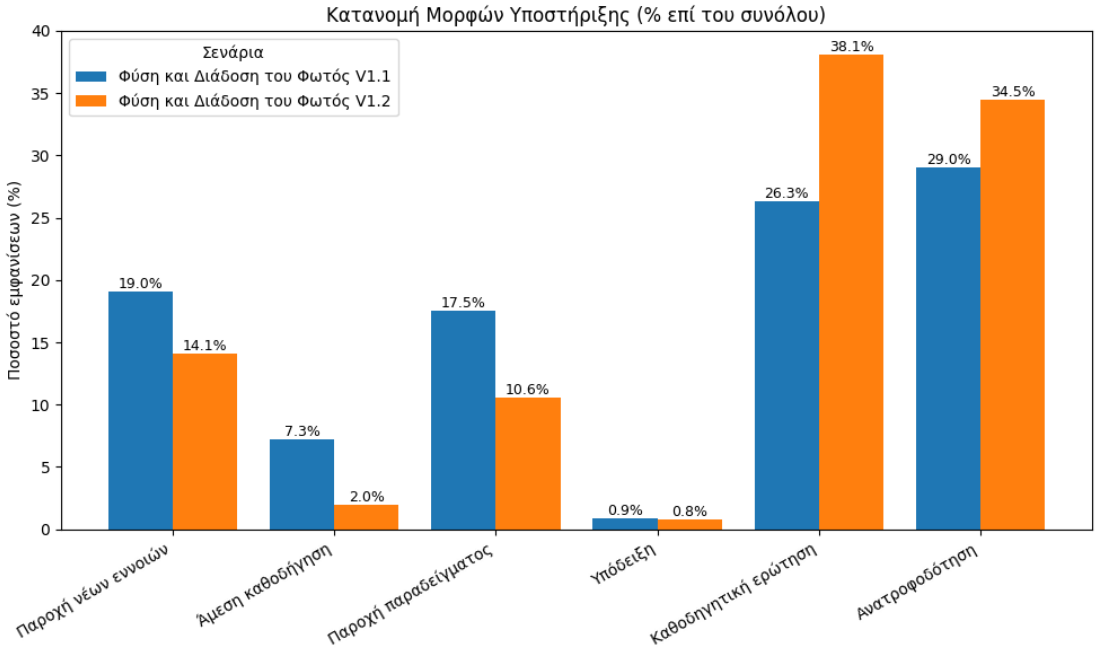
Σχήμα 7.12: Θηκόγραμμα μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο (συνολικά).

Το γράφημα συνολικά αποτυπώνει την ανομοιομορφία στις κατανομές των παιδαγωγικών ρόλων, επιτρέποντας την οπτική αξιολόγηση της διασποράς, της συμμετρίας και της παρουσίας ακραίων τιμών ανά περίπτωση. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.1.

7.2.5 Κατανομή Μορφών Υποστήριξης

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα αποτελέσματα της ποσοτικής ανάλυσης ως προς τις μορφές υποστήριξης που παρείχε το *PhysicsBot* κατά τις συνεδρίες του σεναρίου «Φύση και Διάδοση του Φωτός». Η ανάλυση συγκρίνει τις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2* και βασίστηκε στην αυτοματοποιημένη κατηγοριοποίηση των παιδαγωγικών λειτουργιών του μοντέλου, όπως περιγράφηκε στην ενότητα 6.5.1. Κάθε απόκριση αξιολογήθηκε ως προς την παρουσία μίας ή περισσότερων από έξι καθορισμένες μορφές καθοδήγησης, οι οποίες αντιστοιχούν σε διακριτές στρατηγικές σκαλωσιάς. Ο συνολικός αριθμός εμφανίσεων κάθε μορφής καταμετρήθηκε σε όλα τα μηνύματα του μοντέλου για όλες τις συνεδρίες, με στόχο την αποτύπωση της ποικιλομορφίας της υποστήριξης και την εκτίμηση της προσαρμοστικότητας του συστήματος στην εξέλιξη της μαθησιακής πορείας.

Το Σχήμα 7.13 παρουσιάζει τη σχετική συχνότητα εμφάνισης κάθε μορφής παιδαγωγικής υποστήριξης από το *PhysicsBot*, εκφρασμένη ως ποσοστό επί του συνόλου των μηνυμάτων του παιδαγωγικού πράκτορα, για τις δύο διαδοχικές εκδόσεις του σεναρίου «Φύση και Διάδοση του Φωτός».



Σχήμα 7.13: Κατανομή Μορφών Υποστήριξης από το *PhysicsBot* στο σενάριο «Φύση και Διάδοση του Φωτός», συγκριτικά μεταξύ των εκδόσεων *V1.1* και *V1.2*. Το δείγμα περιλαμβάνει 143 αποκρίσεις του Bot για την έκδοση *V1.1* και 386 αποκρίσεις για την έκδοση *V1.2*.

Η μορφή υποστήριξης με τη μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης και στις δύο εκδόσεις είναι η *Ανατροφοδότηση*, με αύξηση από 29.0% στην έκδοση *V1.1* σε 34.5% στην έκδοση *V1.2*. Σημαντική αύξηση παρατηρείται και στις *Καθοδηγητικές Ερωτήσεις*, οι οποίες από 26.3% ανήλθαν στο 38.1%.

Αντίθετα, στις μορφές *Παροχή Παραδείγματος* και *Παροχή Νέων Εννοιών* σημειώνεται μείωση, με την πρώτη να υποχωρεί από 17.5% σε 10.6% και τη δεύτερη από 19.0% σε 14.1%. Η *Άμεση Καθοδήγηση* μειώνεται επίσης σημαντικά (από 7.3% σε μόλις 2.0%), γεγονός που υποδηλώνει μετατόπιση από άμεσες παρεμβάσεις προς περισσότερο διερευνητικές μορφές καθοδήγησης.

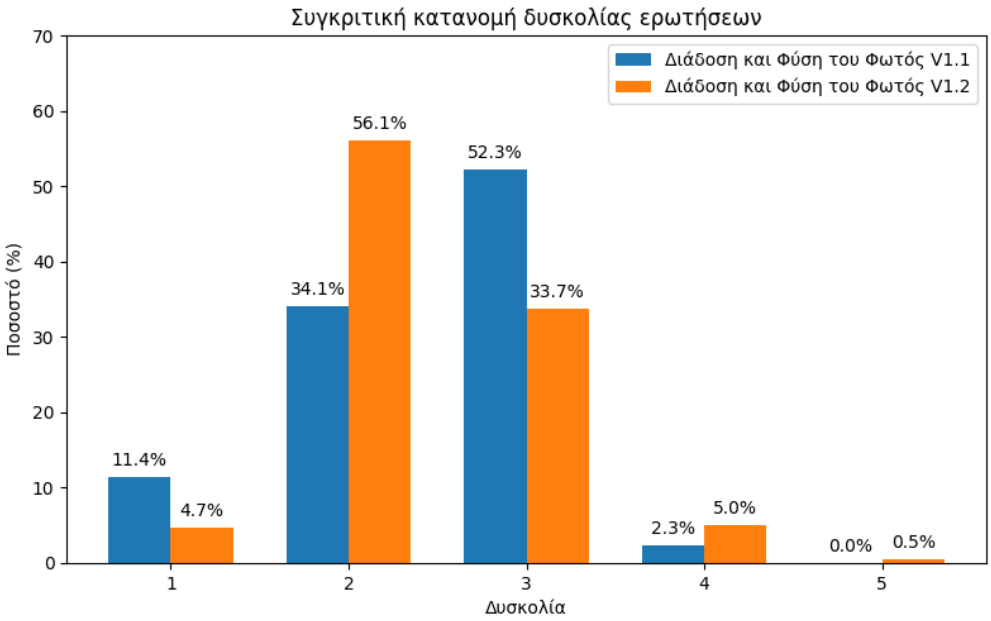
Τέλος, η *Υπόδειξη* εμφανίζεται εξαιρετικά σπάνια και στις δύο εκδόσεις (κάτω από 1%), χωρίς αξιόλογη μεταβολή.

Συνολικά, τα δεδομένα δείχνουν ότι στην έκδοση *V1.2* το *PhysicsBot* έκανε σαφή στροφή προς πιο διαλογικές και διερευνητικές μορφές σκαλωσιάς, κυρίως μέσω καθοδηγητικών ερωτήσεων και ανατροφοδότησης, περιορίζοντας παράλληλα τις άμεσες παρεμβάσεις και την εκτενή παροχή παραδειγμάτων. Η κατανομή αυτή αντικατοπτρίζει μια πιο εξελιγμένη προσέγγιση που δίνει μεγαλύτερη έμφαση στη γνωστική ενεργοποίηση του μαθητή και στην υποστήριξη με έμμεσους τρόπους. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.1.

7.2.6 Προοδευτική Αύξηση της Δυσκολίας των Ερωτήσεων

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα αποτελέσματα της ανάλυσης ως προς την ποσοτική κατανομή της δυσκολίας των ερωτήσεων που τέθηκαν από το *PhysicsBot* κατά τη διάρκεια των συνεδριών του σεναρίου «Φύση και Διάδοση του Φωτός» (ενότητα 6.5.1). Η ανάλυση καλύπτει συγκριτικά τις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2* του συστήματος και βασίστηκε στον ταξινομημένο κατάλογο μοναδικών ερωτήσεων που είχαν προηγουμένως εξορυχθεί και χαρακτηριστεί ως προς τον βαθμό δυσκολίας, με βάση πενταβάθμια κλίμακα. Στόχος της απεικόνισης είναι να καταγραφεί το εύρος δυσκολίας των ερωτήσεων που χρησιμοποιήθηκαν από το σύστημα και να εξεταστεί ενδεχόμενη μεταβολή της κατανομής μεταξύ των δύο εκδόσεων.

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 7.14, η πλειονότητα των ερωτήσεων και στις δύο εκδόσεις



Σχήμα 7.14: Συγκριτική κατανομή δυσκολίας ερωτήσεων από το *PhysicsBot* στο σενάριο «Φύση και Διάδοση του Φωτός», για τις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2*. Η ανάλυση βασίζεται σε συνολικά 132 μοναδικές ερωτήσεις (70 στην έκδοση *V1.1*, 62 στην έκδοση *V1.2*).

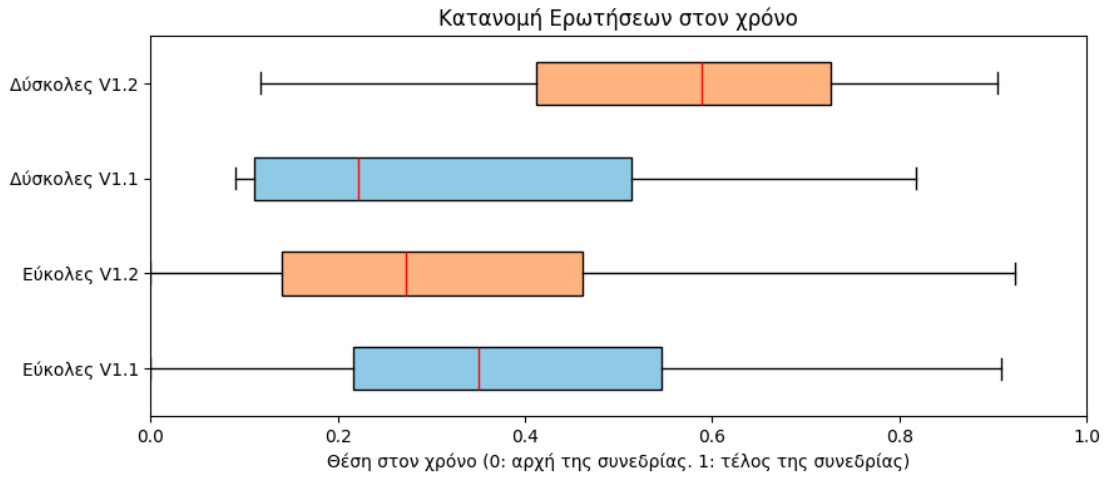
συγκεντρώνεται στις μεσαίες τιμές της κλίμακας. Συγκεκριμένα, στην έκδοση *V1.1* η μεγαλύτερη συγκέντρωση παρατηρείται στο επίπεδο δυσκολίας 3 (52.3%), ενώ στην έκδοση *V1.2* παρατηρείται μετατόπιση προς το επίπεδο 2, το οποίο καταλαμβάνει το 56.1% του συνόλου.

Το ποσοστό των πιο εύκολων ερωτήσεων (βαθμός 1) μειώνεται από 11.4% στην έκδοση *V1.1* σε 4.7% στην *V1.2*. Αντίστοιχα, οι πολύ δύσκολες ερωτήσεις (βαθμοί 4 και 5) παραμένουν σπάνιες και στις δύο εκδόσεις: στην έκδοση *V1.1* καταγράφονται ποσοστά 2.3% (βαθμός 4) και 0.0% (βαθμός 5), ενώ στην έκδοση *V1.2* 5.0% και 0.5% αντίστοιχα.

Η κατανομή αυτή δείχνει ότι, και στις δύο περιπτώσεις, οι ερωτήσεις που επιλέγονται εντοπίζονται κυρίως σε εύρος μέτριας δυσκολίας (βαθμοί 2 και 3), με σχετική διαφοροποίηση ως προς την έμφαση. Η έκδοση *V1.2* φαίνεται να δίνει μεγαλύτερο βάρος στις ερωτήσεις χαμηλότερης δυσκολίας (βαθμός 2), ενώ η έκδοση *V1.1* εμφανίζει μεγαλύτερη συγκέντρωση στις πιο απαιτητικές ερωτήσεις της ενδιάμεσης βαθμίδας (βαθμός 3).

Το Σχήμα 7.15 απεικονίζει τη χρονική θέση εμφάνισης των ερωτήσεων, διαχωρισμένων σε δύο κατηγορίες δυσκολίας, τις εύκολες (βαθμός 1-2) και τις δύσκολες (βαθμός 3-5) και για τις δύο εκδόσεις του μοντέλου. Οριζόντιος άξονας δείχνει τη θέση της κάθε

ερώτησης εντός της συνεδρίας, κανονικοποιημένη από 0 (έναρξη) έως 1 (λήξη).



Σχήμα 7.15: Χρονική κατανομή «εύκολων» (βαθμοί δυσκολίας 1–2) και «δύσκολων» (βαθμοί 3–5) ερωτήσεων από το *PhysicsBot*, στο σενάριο «Φύση και Διάδοση του Φωτός». Οι τιμές στον οριζόντιο άξονα αντιστοιχούν σε κανονικοποιημένη χρονική θέση (0: αρχή συνεδρίας, 1: τέλος συνεδρίας).

Στην έκδοση *V1.1*, οι εύκολες ερωτήσεις συγκεντρώνονται κυρίως στο πρώτο μισό της συνεδρίας, με διάμεσο κοντά στο 0.33. Οι δύσκολες ερωτήσεις εμφανίζονται γενικά νωρίτερα, με διάμεσο περίπου στο 0.22 και με αρκετά ευρεία διασπορά μέχρι και το τέλος.

Στην έκδοση *V1.2*, παρατηρείται καθαρότερη διαδοχή: οι εύκολες ερωτήσεις έχουν διάμεσο γύρω στο 0.30, ενώ οι δύσκολες τοποθετούνται σημαντικά μεταγενέστερα, με διάμεσο περίπου στο 0.60. Η διασπορά των δύσκολων ερωτήσεων υποδηλώνει ότι αυτές τοποθετούνται κυρίως στο δεύτερο μισό των συνεδριών, παρουσιάζοντας μικρότερη επικάλυψη με τις εύκολες σε σχέση με την έκδοση *V1.1*.

Η συνολική εικόνα δείχνει πιο συστηματική χρονική διαβάθμιση στη *V1.2*, με τις δύσκολες ερωτήσεις να εμφανίζονται εμφανώς αργότερα από τις εύκολες, στοιχείο που σχολιάζεται στην ενότητα 8.2.1.

7.3 Ποιοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα βασικά ευρήματα της ποιοτικής ανάλυσης των συνομιλιών μεταξύ χρηστών και *PhysicsBot*, με στόχο την ανάδειξη του τρόπου εφαρμογής των στρατηγικών διδακτικής σκαλωσιάς από το σύστημα με βάση τη μεθοδολογία

που συζητήθηκε στην ενότητα 5.5.1. Για κάθε βασικό κριτήριο που ορίστηκε στο θεωρητικό πλαίσιο (ενότητα 3.3.5), παρατίθενται δύο ενδεικτικά αποσπάσματα διαλόγου που αποτυπώνουν χαρακτηριστικές περιπτώσεις επιτυχημένης υλοποίησης. Τα αποσπάσματα αυτά επιλέχθηκαν ώστε να αναδείξουν τόσο την ποικιλία όσο και την ευελιξία των μορφών υποστήριξης που παρείχε το *PhysicsBot*, αναλόγως του μαθησιακού επιπέδου και της αλληλεπίδρασης του χρήστη.

Η ανάλυση επικεντρώνεται στη διδακτική λειτουργία των παρεμβάσεων του συστήματος, εξετάζοντας πώς κάθε μορφή σκαλωσιάς αξιοποιείται για την υποστήριξη της γνωστικής προσπάθειας του χρήστη. Ο κάθε διάλογος παρουσιάζεται αυτούσιος, ενώ ακολουθεί σύντομος σχολιασμός που εστιάζει στην εφαρμογή των αρχών σκαλωσιάς. Πλήρη παραδείγματα ολοκληρωμένων συνεδριών από όλες τις εκδόσεις του *PhysicsBot* παρατίθενται στο Παράρτημα Α′.

7.3.1 Κριτήρια 1.1 και 1.2

Η ικανότητα του *PhysicsBot* να ξεκινά και να διατηρεί έναν διάλογο προσαρμοσμένο στις ανάγκες του χρήστη αποτελεί βασική λειτουργία των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων, όταν αυτά ενισχύονται με κατάλληλες οδηγίες μέσω προτροπών του συστήματος (system prompting). Η λειτουργικότητα αυτή συνδυάζει τη διατήρηση διαλογικής συνοχής με την προσαρμοστικότητα ως προς το επίπεδο κατανόησης του χρήστη, και έχει παρατηρηθεί ήδη από την πρώτη έκδοση του συστήματος (*PhysicsBot V1.0*). Παράλληλα, οι παρεμβάσεις του συστήματος χαρακτηρίζονται κυρίως από τη χρήση ανοικτών ερωτήσεων που ενθαρρύνουν τη σκέψη, την αναστοχαστική επεξεργασία και τη συνεισφορά του χρήστη. Ενδεικτικό παράδειγμα αυτών των χαρακτηριστικών παρουσιάζεται στο Παράρτημα Α′.1, όπου αποτυπώνεται ένας διάλογος με υψηλό βαθμό εξατομίκευσης, διαλογική συνέχεια και διαδοχική ενεργοποίηση της προσπάθειας του χρήστη μέσω κατάλληλων ερωτήσεων.

7.3.2 Προσφορά ανατροφοδότησης εμπλουτισμένη με επεξηγήσεις και αιτιολόγηση. (Κριτήριο 1.3).

Απόσπασμα 1.3.1

ΧΡΗΣΤΗΣ: φωτόνια

PHYSICSBOT V1.2: Καλή προσπάθεια, Γιώργο! 😊 " Τα **φωτόνια** πράγματι εκπέμπονται, αλλά *όχι* στη διάσπαση α· εμφανίζονται στη διάσπαση γ, που είναι ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία πολύ υψηλής ενέργειας.

Στη **διάσπαση α** ο πυρήνας «χάνει» ένα *σωμάτιο α*, δηλαδή έναν μικρό πυρήνα ηλίου $(2\,\mathrm{p} + 2\,\mathrm{n})$. Έτσι ο μαζικός αριθμός μειώνεται κατά 4 και ο ατομικός κατά 2.

Ένας εύκολος τρόπος να το θυμάσαι: «α = helium», γιατί το σωματίδιο έχει ακριβώς τη σύσταση του $^4_2\mathrm{He}$.

ΧΡΗΣΤΗΣ: Άρα στη β εκπέμπεται ηλεκτρόνιο, σωστά;

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς! 👍 Στη **β^- διάσπαση** ένα *νετρόνιο* μετατρέπεται σε *πρωτόνιο* κι εκπέμπεται ηλεκτρόνιο + αντινετρίνο.

Παρατήρησε ότι τώρα ο ατομικός αριθμός *αυξάνεται κατά 1* ενώ ο μαζικός παραμένει ίδιος, γιατί δεν χάνεται κανένα νουκλεόνιο.

Στο συγκεκριμένο απόσπασμα, το *PhysicsBot* παρέχει ανατροφοδότηση που υπερβαίνει την απλή διόρθωση του σφάλματος. Η απάντηση δεν περιορίζεται στο να επισημάνει ότι τα φωτόνια δεν σχετίζονται με τη διάσπαση α, αλλά προχωρά σε πλήρη αιτιολόγηση, παρουσιάζοντας τη σύνδεση των φωτονίων με τη διάσπαση γ και εξηγώντας με ακρίβεια τη φύση της διάσπασης α. Η ανατροφοδότηση εμπλουτίζεται με επεξηγήσεις για τη μεταβολή του ατομικού και μαζικού αριθμού, την εσωτερική δομή του σωματιδίου α και τη χρήση λειτουργικού μνημονικού κανόνα (α = helium) για την ενίσχυση της συγκράτησης της πληροφορίας. Το εύρος και η ποιότητα της αιτιολόγησης ενισχύουν τη βαθύτερη κατανόηση και τεκμηριώνουν σαφώς την παροχή εμπλουτισμένης ανατροφοδότησης.

Απόσπασμα 1.3.2

ΧΡΗΣΤΗΣ: Αν ένας πυρήνας έχει 8 πρωτόνια και 9 νετρόνια, A = 8 και Z = 17.

PHYSICSBOT V1.2: Καλή προσπάθεια, Γιώργο, αλλά ας το ξαναδούμε βήμα-βήμα.

😊

Ο **ατομικός αριθμός Z** είναι τα *πρωτόνια*, άρα εδώ Z = 8.

Ο **μαζικός αριθμός A** είναι *πρωτόνια* + *νετρόνια* $\rightarrow A = 8 + 9 = 17$.

Έτσι: $\boxed{Z = 8,\ A = 17}$. Βλέπεις ότι απλώς είχες ανταλλάξει τους δύο αριθμούς.

ΧΡΗΣΤΗΣ: Α, τώρα το κατάλαβα—μπέρδεψα τους ρόλους τους!

PHYSICSBOT V1.2: Δεν πειράζει, η σύγχυση είναι φυσιολογική. 🎯 Να θυμάσαι:

- Z = «Ζυγίζω τα *πρωτόνια*» (τα μετρώ)
- A = «Άθροισμα» πρωτονίων + νετρονίων.

Με αυτή τη μνημονική βοηθά, οι αριθμοί μπαίνουν πάντα στη σωστή θέση!

Στο δεύτερο απόσπασμα, το *PhysicsBot* αναγνωρίζει το λάθος του μαθητή και ανταποκρίνεται με ανατροφοδότηση που συνδυάζει διορθωτική καθοδήγηση και εννοιολογική επεξήγηση. Η απάντηση περιλαμβάνει αναλυτική αιτιολόγηση για τον υπολογισμό του ατομικού (Z) και του μαζικού αριθμού (A), και δεν περιορίζεται στην παράθεση του σωστού αποτελέσματος. Αντίθετα, δομείται βήμα-βήμα ώστε να αναδείξει τη λογική πίσω από την απάντηση. Επιπλέον, ενσωματώνει λεκτικά μνημονικά βοηθήματα (Z = Ζυγίζω τα πρωτόνια, A = Άθροισμα πρωτονίων + νετρονίων), με σκοπό την ενίσχυση της συγκράτησης. Η ανατροφοδότηση είναι εμπλουτισμένη, εξατομικευμένη και αιτιολογημένη, συνιστώντας χαρακτηριστικό παράδειγμα του υπό εξέταση κριτηρίου.

7.3.3 Αξιολόγηση του επιπέδου γνώσεων του μαθητή και ρύθμιση της δυσκολίας (Κριτήριο 2.1)

Απόσπασμα 2.1.1

ΧΡΗΣΤΗΣ: μας δείχνει τον αριθμό των πρωτονίων

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! 👏 Ο ατομικός αριθμός Z είναι ο αριθμός των πρωτονίων. Θυμάσαι τι *άλλο* βρίσκεται μέσα στον πυρήνα εκτός από τα πρωτόνια; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: κουάρκ

PHYSICSBOT V1.2: Εξαιρετική παρατήρηση! Τα πρωτόνια *και* τα νετρόνια πράγματι αποτελούνται από κουάρκ. Όμως σε μεγαλύτερη κλίμακα, το άλλο «βασικό» σωματίδιο στον πυρήνα είναι το **νετρόνιο**. Ξέρεις ποια είναι η κύρια διαφορά ανάμεσα σε πρωτόνιο και νετρόνιο; 🤔

ΧΡΗΣΤΗΣ: τα πρωτόνια έχουν θετικό φορτίο τα νετρόνια δεν έχουν φορτίο

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς! 🎉 Βλέπω ότι το κατέχεις, ας δυσκολέψουμε λίγο: Αν πάρουμε τον αριθμό πρωτονίων *και* νετρονίων μαζί, ποιος είναι αυτός ο αριθμός; 🧩

Στο απόσπασμα αυτό, το *PhysicsBot* ξεκινά από μια απλή ερώτηση, αλλά στη συνέχεια «ανεβάζει» προοδευτικά το επίπεδο της συζήτησης, αξιολογώντας διαρκώς τις απαντήσεις του μαθητή. Όταν ο χρήστης αναφέρει τα «κουάρκ» ως δομικά στοιχεία, το σύστημα αξιολογεί σωστά ότι πρόκειται για γνώση υψηλότερου επιπέδου και δεν την απορρίπτει. Αντίθετα, την ενσωματώνει δημιουργικά, επαναφέροντας παράλληλα την αρχική στόχευση, δηλαδή τα νετρόνια ως βασικά σωματίδια στον πυρήνα. Αφού βεβαιωθεί για τη βασική κατανόηση του χρήστη ως προς το φορτίο πρωτονίων και νετρονίων, το σύστημα αυξάνει τη δυσκολία, εισάγοντας την έννοια του μαζικού αριθμού. Το παράδειγμα αυτό αναδεικνύει την ικανότητα του *PhysicsBot* να αξιολογεί συνεχώς το γνωστικό επίπεδο του συνομιλητή και να προσαρμόζει δυναμικά την πορεία του διαλόγου μέσω σταδιακής αύξησης των γνωστικών απαιτήσεων.

Απόσπασμα 2.1.2

ΧΡΗΣΤΗΣ: τα πρωτονια είναι θετικά και τα νετρόνια ουδέτερα

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Σωστή βάση. **Ξέρεις μήπως πώς ονομάζουμε τον αριθμό των πρωτονίων; Ή να το εξηγήσω;**

ΧΡΗΣΤΗΣ: ατομικός αριθμός

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς! Τώρα ας δούμε κάτι παραπάνω: **ξέρεις πώς βρίσκουμε τον μαζικό αριθμό;** (αν όχι, θα το υπολογίσουμε μαζί σε παράδειγμα)

Στο δεύτερο απόσπασμα, το *PhysicsBot* αξιοποιεί την ορθή απάντηση του μαθητή ως αφετηρία για περαιτέρω εμβάθυνση. Αρχικά επιβεβαιώνει τη σωστή γνώση («τα πρω-

τόνια είναι θετικά και τα νετρόνια ουδέτερα») και εισάγει μια νέα έννοια, τον ατομικό αριθμό, αξιολογώντας παράλληλα εάν ο μαθητής είναι σε θέση να τον κατονομάσει. Αφού διαπιστώσει ότι η έννοια είναι κατανοητή, προχωρά σε μια πιο απαιτητική ερώτηση για τον μαζικό αριθμό, συνοδεύοντάς την με διαβεβαίωση ότι θα υπάρξει συνεργατική υποστήριξη σε περίπτωση δυσκολίας («αν όχι, θα το υπολογίσουμε μαζί σε παράδειγμα»). Το απόσπασμα αναδεικνύει τον τρόπο με τον οποίο το σύστημα ρυθμίζει την πρόκληση των ερωτήσεων βάσει των απαντήσεων του μαθητή, εξασφαλίζοντας κλιμακωτή πρόοδο και αποφυγή γνωστικής υπερφόρτωσης. Πρόκειται για χαρακτηριστική εφαρμογή της αρχής της προσαρμογής της δυσκολίας εντός της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης.

7.3.4 Εντοπισμός σημείων δυσκολίας και προσφορά υποδείξεων ή εναλλακτικών διατυπώσεων (Κριτήριο 2.2)

Απόσπασμα 2.2.1

ΧΡΗΣΤΗΣ: Δεν καταλαβαίνω· λες ότι στη διάσπαση β εκπέμπονται ηλεκτρόνια από τον πυρήνα, μα στον πυρήνα δεν υπάρχουν ηλεκτρόνια. Πώς γίνεται αυτό;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλή ερώτηση, Γιώργο! 😊 Στη β-διάσπαση ένα *νετρόνιο* μετατρέπεται σε *πρωτόνιο*. Κατά τη μετατροπή «γεννιέται» επί τόπου ένα ηλεκτρόνιο και ένα αντινετρίνο, τα οποία εκπέμπονται. Έτσι εξηγείται γιατί «εμφανίζεται» ηλεκτρόνιο αν και πριν δεν υπήρχε.

ΧΡΗΣΤΗΣ: Α, τώρα βγάζει νόημα! Δηλαδή το ηλεκτρόνιο δεν υπήρχε, δημιουργείται τη στιγμή της διάσπασης. Ευχαριστώ, πολύ διευκρινιστικό!

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι που ξεκαθαρίστηκε! Αν θέλεις, μπορούμε να το δούμε και γραφικά με ένα απλό διάγραμμα αργότερα ή να το συνδέσουμε με τη διατήρηση φορτίου για να το θυμάσαι ακόμη πιο εύκολα.

Στο πρώτο απόσπασμα, ο χρήστης εκφράζει μια εννοιολογική απορία σχετικά με την προέλευση των ηλεκτρονίων στη β-διάσπαση, εντοπίζοντας μια φαινομενική αντίφαση μεταξύ της απουσίας ηλεκτρονίων στον πυρήνα και της εκπομπής τους κατά τη διαδικασία. Το *PhysicsBot* εντοπίζει εγκαίρως το σημείο δυσκολίας και επεμβαίνει με κατάλληλη διευκρίνιση, αξιοποιώντας απλή και κατανοητή εναλλακτική διατύπωση («γεννιέται επί

τόπου»), η οποία αίρει τη σύγχυση χωρίς να απλοποιεί υπερβολικά το φαινόμενο. Η παρέμβαση κλιμακώνεται με προτάσεις για περαιτέρω εμβάθυνση (οπτικοποίηση ή σύνδεση με τη διατήρηση του φορτίου), επιτρέποντας την εξατομίκευση της διδακτικής υποστήριξης ανάλογα με τις ανάγκες και το ενδιαφέρον του χρήστη.

Απόσπασμα 2.2.2

ΧΡΗΣΤΗΣ: το ξεχασα… ποιος αριθμός δείχνει μόνο τα πρωτόνια;

PHYSICSBOT V1.2: Κανένα πρόβλημα, Γιώργο! 😉 Ο αριθμός αυτός λέγεται **ατομικός αριθμός** και τον συμβολίζουμε με **Z**. Είναι η «ταυτότητα» του στοιχείου, γιατί κάθε στοιχείο έχει μοναδικό αριθμό πρωτονίων. Θυμήσου το με τη λέξη «Ζήτα» → «Z» → «Ζητάει τα πρωτόνια»!

ΧΡΗΣΤΗΣ: Α, κατάλαβα! Δηλαδή στον άνθρακα το Z είναι 6, σωστά;

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς! Και αν ξαναμπερδευτείς, σκέψου ότι τα ηλεκτρόνια «αντιγράφουν» τον Z για να έχει ουδέτερο άτομο. Θες να δοκιμάσουμε ένα παράδειγμα για να το εμπεδώσεις;

Στο δεύτερο παράδειγμα, το σημείο δυσκολίας αφορά τη λήθη ενός βασικού εννοιολογικού στοιχείου, την έννοια του ατομικού αριθμού. Το *PhysicsBot* ανταποκρίνεται χωρίς κριτική διάθεση, προσφέροντας όχι μόνο τον ορισμό αλλά και μια μνημονική στρατηγική («Ζήτα → Z → Ζητάει τα πρωτόνια») για να ενισχύσει την απομνημόνευση. Ακολουθεί άμεση αξιοποίηση της νέας πληροφορίας σε σχετικό παράδειγμα (άνθρακας), ενώ προτείνεται περαιτέρω εμπλοκή του χρήστη με εξάσκηση. Το απόσπασμα αναδεικνύει την ικανότητα του συστήματος να διαχειρίζεται με ευελιξία γνωστικές αδυναμίες, αξιοποιώντας επεξηγηματικές και μεταγνωστικές στρατηγικές για τη στήριξη της κατανόησης.

7.3.5 Ερωτήσεις ή προβλήματα που βρίσκονται λίγο πέρα από το τρέχον επίπεδο του μαθητή (Κριτήριο 2.3)

Απόσπασμα 2.3.1

PHYSICSBOT V1.2: Μια μικρή πρόκληση: **Γιατί νομίζεις ότι η σκιά έχει το ίδιο σχήμα με το αντικείμενο που εμποδίζει το φως;**

ΧΡΗΣΤΗΣ: Δεν ξέρω.

PHYSICSBOT V1.2: Δεν πειράζει, θα το λύσουμε μαζί! Το φως ταξιδεύει σε ευθεία, οπότε «κόβεται» ακριβώς στο περίγραμμα του αντικειμένου. **Αν η φωτεινή πηγή γίνει πολύ μικρή, τι θα συμβεί στη σκιά και την παρασκιά; Θα υπάρχουν και τα δύο;**

ΧΡΗΣΤΗΣ: Αν η πηγή γίνει πολύ μικρή σαν σημείο, η παρασκιά εξαφανίζεται και μένει μόνο η σκιά.

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς! 🎉 Τώρα σκέψου: **τι επηρεάζει το μήκος της σκιάς ενός αντικειμένου στη διάρκεια της ημέρας;**

Στο συγκεκριμένο απόσπασμα, το *PhysicsBot* ξεκινά με μια απλή ερώτηση («γιατί η σκιά έχει το ίδιο σχήμα με το αντικείμενο;») που βρίσκεται κοντά στο επίπεδο κατανόησης του χρήστη. Αφού ο χρήστης δηλώσει άγνοια, το σύστημα δεν σταματά, αλλά προχωρά σε καθοδηγούμενη εξήγηση με απλή αιτιολόγηση («το φως ταξιδεύει σε ευθεία»). Αμέσως μετά, θέτει μια νέα πρόκληση υψηλότερου επιπέδου («αν η πηγή γίνει πολύ μικρή…»), οδηγώντας τον μαθητή στη διάκριση μεταξύ σκιάς και παρασκιάς. Η απάντηση του χρήστη δείχνει επιτυχή εννοιολογική πρόοδο, την οποία το σύστημα επιβεβαιώνει θετικά. Στη συνέχεια, το *PhysicsBot* προχωρά ακόμη παραπέρα με ερώτηση για το «μήκος της σκιάς στη διάρκεια της ημέρας», επεκτείνοντας τη συζήτηση σε πιο σύνθετη σύνδεση μεταξύ φυσικού φαινομένου και καθημερινής εμπειρίας. Η σταδιακή αυτή κλιμάκωση των ερωτήσεων, από το άμεσο στο πιο αφαιρετικό και σύνθετο, αναδεικνύει την εφαρμογή της αρχής της σκαλωσιάς εντός της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης.

Απόσπασμα 2.3.2

PHYSICSBOT V1.2: Τώρα, ας προχωρήσουμε λίγο παραπέρα. **Τι συμβαίνει όταν ένας πυρήνας είναι ασταθής; Πώς ονομάζεται το φαινόμενο όπου διασπάται και εκπέμπει ενέργεια;** 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ραδιεεργός;

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Ο πυρήνας λέγεται **ραδιενεργός** και το φαινόμενο **ραδιενέργεια**. **Μπορείς να μαντέψεις τι εκπέμπει ο πυρήνας στη διάσπαση α;** 😳

ΧΡΗΣΤΗΣ: φωτόνια;

Στο δεύτερο παράδειγμα, το *PhysicsBot* αξιοποιεί τη σωστή απάντηση του μαθητή («ραδιενέργεια») ως βάση και αμέσως επεκτείνει τον διάλογο με μια πιο εξειδικευμένη ερώτηση που απαιτεί εννοιολογική εμβάθυνση («τι εκπέμπει ο πυρήνας στη διάσπαση α;»). Το σύστημα δεν αρκείται στη διαπίστωση της σωστής απάντησης, αλλά θέτει μια νέα πρόκληση, ενθαρρύνοντας τον χρήστη να προβεί σε συλλογισμούς πέρα από τα ήδη γνωστά. Με αυτόν τον τρόπο, το *PhysicsBot* ενεργοποιεί τη διαδικασία σταδιακής οικοδόμησης γνώσης μέσω ερωτήσεων που κινούνται ένα επίπεδο πιο πέρα από το τρέχον επίπεδο κατανόησης.

7.3.6 Κριτήρια 2.4 και 3.1: Παρακολούθηση της μαθησιακής προόδου και Μείωση της Καθοδήγησης

Η ικανότητα του *PhysicsBot* να παρακολουθεί τη μαθησιακή πορεία του χρήστη δεν περιορίζεται σε μεμονωμένες απαντήσεις, αλλά εκτείνεται στη διαχρονική εξέλιξη της αλληλεπίδρασης. Το σύστημα προσαρμόζει δυναμικά τη σκαλωσιά με βάση τη συνολική πρόοδο, μειώνοντας ή ενισχύοντας την υποστήριξη ανάλογα με το επίπεδο αυτονομίας που σταδιακά επιδεικνύει ο μαθητής. Επειδή η λειτουργικότητα αυτή προκύπτει μέσα από την ανάλυση ολοκληρωμένων συνεδριών και όχι από μεμονωμένα αποσπάσματα, ενδεικτικά παραδείγματα παρουσιάζονται στο Παράρτημα Α′.3, όπου αποτυπώνεται η πορεία προσαρμογής της υποστήριξης σε βάθος χρόνου.

Ωστόσο, η ανάλυση των συνεδριών ανέδειξε ότι η διάσταση της μείωσης της καθοδήγησης παραμένει σημείο προς βελτίωση. Τόσο η ποιοτική ανάγνωση των αλληλεπιδράσεων όσο και οι αξιολογήσεις των συμμετεχόντων ειδικών επιβεβαίωσαν ότι η σταδιακή απόσυρση της υποστήριξης δεν είναι πάντα επαρκώς εμφανής. Το εύρημα αυτό ενισχύεται και από τις ποσοτικές απαντήσεις στο ερώτημα Q5 (ενότητα 7.4.1), όπου καταγράφηκε η σχετική αδυναμία του συστήματος να μειώνει την παρεχόμενη καθοδήγηση με τον επιθυμητό ρυθμό. Ακόμη και στην έκδοση *V1.2*, παρατηρήθηκε ότι το *PhysicsBot* τείνει να παρέχει περισσότερη καθοδήγηση από όσο θα ήταν παιδαγωγικά σκόπιμο, ακόμη και προς το τέλος μιας συνεδρίας, όπου ενεργοποιείται ο ρόλος4 (ενότητα 6.2.1). Το εύρημα αυτό υποδεικνύει την ανάγκη περαιτέρω βελτιστοποίησης των μηχανισμών σταδιακής

απόσυρσης, ώστε η σκαλωσιά να υπηρετεί με μεγαλύτερη συνέπεια την αρχή της αυξανόμενης μαθητικής αυτονομίας.

7.3.7 Επιτρέπει στον μαθητή να επιχειρεί μόνος του πριν παρέμβει (Κριτήριο 3.2)

PHYSICSBOT V1.2: Μιας και μιλάμε για το φως και την ταχύτητά του, ξέρεις πόσο γρήγορα ταξιδεύει το φως στο κενό; *Αν δεν το θυμάσαι, δοκίμασε να μαντέψεις!* 🤔

ΧΡΗΣΤΗΣ: Ε… πολύ γρήγορα, πιο γρήγορα κι από τους πυραύλους!

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Το φως είναι το απόλυτο «ρεκόρ ταχύτητας» στο Σύμπαν: περίπου **300 000 km/s**.

Για να το αισθανθείς, μπορεί να κάνει γύρο της Γης 7,5 φορές σε 1 s!

PHYSICSBOT V1.2: Λοιπόν, τώρα που ξέρεις πόσο γρήγορο είναι, γιατί πιστεύεις ότι μόλις ανάβεις μια λάμπα βλέπεις αμέσως το δωμάτιο φωτεινό; 💡

ΧΡΗΣΤΗΣ: Επειδή το φως φτάνει στα μάτια μας σχεδόν ακαριαία, άρα δεν προλαβαίνουμε να δούμε «καθυστέρηση».

Στο απόσπασμα αυτό, το *PhysicsBot* δίνει στον μαθητή τον χώρο να επιχειρήσει μόνος του μια απάντηση, ακόμη και αν αυτή δεν είναι πλήρως επιστημονικά ακριβής («πιο γρήγορα κι από τους πυραύλους»). Η στρατηγική του «δοκίμασε να μαντέψεις» μειώνει το άγχος της αποτυχίας και ενισχύει την εμπλοκή, καθώς η πρώτη απάντηση λειτουργεί ως αφετηρία για περαιτέρω εμβάθυνση. Αφού αποδεχθεί και επιβραβεύσει τη συμβολή του μαθητή, το σύστημα προσφέρει την ακριβή πληροφορία και στη συνέχεια θέτει μια νέα ερώτηση εφαρμογής («γιατί βλέπουμε αμέσως το δωμάτιο φωτεινό;»). Με αυτόν τον τρόπο, η καθοδήγηση δίνεται μόνο αφού ο μαθητής έχει προηγουμένως επιχειρήσει, ενισχύοντας την αίσθηση ενεργού συμμετοχής και προσωπικής ανακάλυψης.

PHYSICSBOT V1.2: Θέλεις να δοκιμάσουμε ένα παράδειγμα; Αν ένας πυρήνας έχει **6 πρωτόνια και 7 νετρόνια**, μπορείς να μου πεις ποιος είναι ο **ατομικός αριθμός (Z)** και ο **μαζικός αριθμός (A)**; 🎉

ΧΡΗΣΤΗΣ: Z = 6

PHYSICSBOT V1.2: Σωστά, Μαρία! 🎉 Τώρα, για τον **μαζικό αριθμό (A)** θυμήσου ότι είναι το άθροισμα πρωτονίων και νετρονίων. Μπορείς να το υπολογίσεις; 🤔

ΧΡΗΣΤΗΣ: A = 13

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Μαρία! 🎉 Ο ατομικός αριθμός είναι 6 και ο μαζικός 13 — το βρήκες μόνη σου!

Στο συγκεκριμένο απόσπασμα, το *PhysicsBot* υιοθετεί μια στρατηγική σταδιακής καθοδήγησης, δίνοντας αρχικά στον μαθητή την ευκαιρία να απαντήσει μόνος του. Η απάντηση «Z = 6» επιβεβαιώνεται θετικά, αλλά η συζήτηση δεν κλείνει· αντίθετα, το σύστημα υπενθυμίζει τον ορισμό του μαζικού αριθμού και αφήνει ξανά χώρο στον μαθητή να ολοκληρώσει τον υπολογισμό. Έτσι, η κατανόηση δεν παρέχεται έτοιμη, αλλά οικοδομείται μέσα από την ενεργή συμβολή του χρήστη. Η τελική επιβράβευση («το βρήκες μόνη σου!») ενισχύει την αυτοπεποίθηση και τονίζει ότι η μαθησιακή πρόοδος προέκυψε από προσωπική προσπάθεια. Το παράδειγμα αναδεικνύει πώς η σκαλωσιά μπορεί να συνδυάσει υπενθύμιση εννοιών με ενεργό συμμετοχή, πριν το σύστημα δώσει την τελική απάντηση.

7.3.8 Σταδιακή αύξηση της δυσκολίας των ερωτήσεων (Κριτήριο 3.3)

Η σταδιακή αύξηση της δυσκολίας αποτελεί κεντρική αρχή της διδακτικής σκαλωσιάς, καθώς επιτρέπει στο μαθητή να οικοδομεί τη γνώση του με κλιμακωτό τρόπο, ξεκινώντας από απλές και προσβάσιμες έννοιες και προχωρώντας σε πιο σύνθετες και αφηρημένες. Στην περίπτωση του *PhysicsBot*, η διάσταση αυτή δεν μπορεί να αποτυπωθεί επαρκώς σε μεμονωμένα αποσπάσματα διαλόγου, αλλά γίνεται εμφανής στην ανάλυση ολοκληρωμένων συνεδριών.

Ενδεικτικά, στον διάλογο για την φύση και τη διάδοση του φωτός (A′.3.1), το σύστημα ξεκινά με ερωτήσεις ενεργοποίησης προϋπάρχουσας γνώσης («τι χρειάζεται για να δούμε ένα αντικείμενο;») και σταδιακά μεταβαίνει σε πιο απαιτητικά θέματα, όπως η ταχύτητα του φωτός, η φύση των φωτονίων και η διάκριση σκιάς–παρασκιάς. Αντίστοιχα, στον διάλογο για τους ατομικούς πυρήνες (A′.3.2), η πορεία ξεκινά με βασικούς ορισμούς (ατομικός και μαζικός αριθμός) και προχωρά προοδευτικά σε πιο σύνθετα θέματα, όπως

τα ισότοπα, η ραδιενέργεια, οι αλληλεπιδράσεις και η συγκριτική ισχύς των θεμελιωδών δυνάμεων.

Η ποιοτική αυτή παρατήρηση ενισχύεται και από τα αποτελέσματα της ποσοτικής ανάλυσης που παρουσιάζονται στην ενότητα 7.2.6. Εκεί αποτυπώνεται η κατανομή της δυσκολίας των ερωτήσεων που τέθηκαν από το *PhysicsBot* στις συνεδρίες του σεναρίου «Φύση και Διάδοση του Φωτός», καθώς και η χρονική θέση εμφάνισής τους εντός των συνεδριών. Τα ευρήματα δείχνουν ότι η πλειονότητα των ερωτήσεων εντοπίζεται στη μεσαία βαθμίδα δυσκολίας, ενώ η έκδοση *V1.2* εμφανίζει πιο συστηματική προοδευτική διαβάθμιση, δηλαδή οι εύκολες ερωτήσεις εμφανίζονται νωρίτερα, ενώ οι δυσκολότερες μετατοπίζονται αργότερα μέσα στις συνεδρίες.

7.3.9 Εντοπισμός και αναγνώριση των επιτυχιών του μαθητή, ενίσχυση της αυτενέργειας και της μεταγνώσης (Κριτήριο 3.4)

Απόσπασμα 3.4.1

PHYSICSBOT: Θυμάσαι ποια είναι τα τρία είδη ραδιενεργών διασπάσεων; Θέλεις να τα πεις με δικά σου λόγια; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είναι η α (έχουμε εκπομπή πρωτονίων) η β (έχουμε εκπομπή ηλεκτρονίων) και η γ που είναι φωτόνια υψηλής ενέργειας

PHYSICSBOT: Πολύ καλύτερα, Γιώργο! 👏 Είσαι πολύ κοντά, αλλά θα κάνουμε μια μικρή διόρθωση για να το πετύχουμε τέλεια. (α) Σωμάτιο **άλφα**: 2 π+ 2 ν. (β) Σωμάτιο **βήτα**: ηλεκτρόνιο όταν νετρόνιο→πρωτόνιο. (γ) **Ακτινοβολία γ**: φωτόνια μεγάλης ενέργειας. Θες να δοκιμάσεις ξανά και να τα πεις εσύ; Πιστεύω ότι τώρα θα τα πετύχεις 100

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είναι η α (2 πρωτόνια + 2 νετρόνια), η β (εκπομπή ηλεκτρονίου) και η γ που είναι φωτόνια υψηλής ενέργειας

PHYSICSBOT: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Αυτή τη φορά τα είπες τέλεια! Πώς σε βοήθησε το να τα εξηγήσεις μόνος σου; Βλέπεις πόσο ισχυρή γίνεται η μάθηση όταν **αναλογίζεσαι** τα βήματα που έκανες;

Στο απόσπασμα αυτό, το *PhysicsBot* αναγνωρίζει την προσπάθεια του μαθητή, επισημαίνοντας τα σημεία που ήταν σωστά και διορθώνοντας με σαφήνεια εκείνα που χρειάζο-

νταν βελτίωση. Στη συνέχεια, ζητά από τον μαθητή να επαναλάβει την απάντηση, δίνοντάς του την ευκαιρία να πετύχει μόνος του. Το στοιχείο αυτό ενισχύει την αυτενέργεια, καθώς η γνώση δεν παρέχεται έτοιμη αλλά κατακτάται μέσα από τη διαδικασία αναθεώρησης. Επιπλέον, η ερώτηση «πώς σε βοήθησε το να τα εξηγήσεις μόνος σου;» λειτουργεί ως μεταγνωστικό ερέθισμα, ενθαρρύνοντας τον μαθητή να αναλογιστεί τον τρόπο μάθησης.

Απόσπασμα 3.4.2

PHYSICSBOT V1.2: Στο κενό, το φως ταξιδεύει με ταχύτητα περίπου 300 000 km/s. Τι πιστεύεις; Γιατί είναι σημαντικό το φως να ταξιδεύει τόσο γρήγορα;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είναι πιο γρήγορο ακόμα και από τη σκέψη μας; Πόσο ταξιδεύει η σκέψη μας;

PHYSICSBOT V1.2: Καλή ερώτηση, Γιώργο! Η ταχύτητα της σκέψης μας δεν είναι κάτι που μπορούμε να μετρήσουμε όπως την ταχύτητα του φωτός, γιατί η σκέψη είναι αποτέλεσμα ηλεκτρικών σημάτων και χημικών αντιδράσεων στον εγκέφαλο. Αυτά τα σήματα ταξιδεύουν με ταχύτητα περίπου 120 μέτρα το δευτερόλεπτο, πολύ πιο αργά από το φως!

Το φως χρειάζεται να είναι τόσο γρήγορο για να μας επιτρέπει να βλέπουμε σχεδόν ακαριαία ό,τι συμβαίνει γύρω μας. Φαντάσου πόσο διαφορετικός θα ήταν ο κόσμος αν το φως ταξίδευε πιο αργά!

ΧΡΗΣΤΗΣ: Λες το φως είναι τόσο γρήγορο για να βλέπουμε σχεδόν ακαριαία. Αυτό δεν είναι ανθρωπική αρχή; Δηλαδή, υπάρχει το φως για να εξυπηρετεί εμάς;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ ενδιαφέρουσα παρατήρηση, Γιώργο! 👏. Έχεις δίκιο ότι το φως δεν "υπάρχει" αποκλειστικά για να εξυπηρετεί το είδος μας. Το φως είναι φυσικό φαινόμενο που υπήρχε πολύ πριν εμφανιστούμε εμείς στον πλανήτη. Η ταχύτητα του φωτός είναι θεμελιώδης ιδιότητα του σύμπαντος και επηρεάζει πολλά περισσότερα πράγματα από την όρασή μας, όπως τη λειτουργία των άστρων, τη μετάδοση ενέργειας και την ίδια τη δομή του χώρου και του χρόνου.

Αυτό που ήθελα να πω είναι ότι εμείς, ως άνθρωποι, έχουμε εξελιχθεί ώστε να αξιοποιούμε το φως για να βλέπουμε τον κόσμο γύρω μας. Δεν είναι ότι

το φως "υπάρχει για εμάς", αλλά ότι εμείς προσαρμοστήκαμε σε αυτό. 😊
Πώς σου φαίνεται αυτή η εξήγηση; Υπάρχει κάτι άλλο που θα ήθελες να εξετάσουμε; 😊

Στο δεύτερο παράδειγμα, η μεταγνωστική διάσταση αναδύεται μέσα από την κριτική παρατήρηση του χρήστη ο οποίος αναστοχάζεται πάνω στη διατύπωση του *PhysicsBot* («το φως είναι τόσο γρήγορο για να βλέπουμε…») και την αμφισβητεί ως τελεολογική, θέτοντας το ερώτημα αν πρόκειται για ανθρωπική αρχή. Με αυτόν τον τρόπο δείχνει επίγνωση ότι η ίδια η γλωσσική μορφή μπορεί να υποβάλει εσφαλμένα νοητικά σχήματα. Η απάντηση του *PhysicsBot* λειτουργεί διορθωτικά και ταυτόχρονα μεταγνωστικά διότι μετατοπίζει το πλαίσιο από την ανθρωποκεντρική ερμηνεία στην επιστημονική εξήγηση, παρέχοντας στον χρήστη μια στρατηγική αναπλαισίωσης («η ταχύτητα του φωτός είναι θεμελιώδης ιδιότητα του σύμπαντος… εμείς προσαρμοστήκαμε σε αυτή»). Έτσι, η αλληλεπίδραση συμβάλλει όχι μόνο στη μάθηση περιεχομένου, αλλά και στην καλλιέργεια κριτικού στοχασμού για το πώς κατασκευάζουμε τις ίδιες μας τις εξηγήσεις.

7.3.10 Προσαρμοστικότητα της σκαλωσιάς στο γνωστικό επίπεδο και το προφίλ του μαθητή (Κριτήριο 4.1)

Απόσπασμα 4.1.1

ΧΡΗΣΤΗΣ: δεν καταλαβαίνω την ερώτηση

PHYSICSBOT V1.2: Μην ανησυχείς, Μαρία! Θα το εξηγήσω καλύτερα. 😊 Όταν το φως πέσει πάνω σε ένα αδιαφανές αντικείμενο, δεν μπορεί να περάσει μέσα από αυτό. Έτσι, πίσω από το αντικείμενο, σε μια περιοχή όπου δεν φτάνει το φως, σχηματίζεται σκιά.
Τώρα που το εξηγήσαμε, μπορείς να μου πεις τι είναι η σκιά; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: το ιχνος του αδιαφανούς αντικειμένου

PHYSICSBOT V1.2: Καλή προσπάθεια, Μαρία! 👏 Η σκιά πράγματι σχετίζεται με το αδιαφανές αντικείμενο, αλλά ας το δούμε λίγο πιο συγκεκριμένα. Η σκιά είναι η σκοτεινή περιοχή που σχηματίζεται πίσω από ένα αδιαφανές αντικείμενο, επειδή το αντικείμενο εμποδίζει το φως να περάσει μέσα από αυτό. Για

να το κάνουμε πιο ξεκάθαρο: Τι νομίζεις ότι θα συμβεί αν το φως από έναν φακό πέσει πάνω σε ένα αδιαφανές αντικείμενο, όπως ένα κουτί; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: το κουτί θα απορροφήσει το φως και πισω θα είναι μαύρο αφού δεν πέρασε φως

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλή σκέψη, Μαρία! 😊 Σωστά λες ότι το φως δεν περνά μέσα από το κουτί, και πίσω του θα σχηματιστεί μια σκοτεινή περιοχή, δηλαδή η **σκιά**. Ωστόσο, να θυμάσαι πως το κουτί δεν απορροφά όλο το φως. Ένα μέρος του μπορεί να ανακλαστεί ή να διαχυθεί, αλλά το σημαντικό είναι ότι πίσω από το κουτί δημιουργείται σκιά, επειδή το φως εμποδίζεται. Μπορείς να σκεφτείς γιατί η σκιά έχει το ίδιο σχήμα με το αντικείμενο που εμποδίζει το φως; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: οχι

PHYSICSBOT V1.2: Δεν πειράζει, Μαρία! Εδώ είμαι για να το εξηγήσουμε μαζί. 😊 Η σκιά έχει το ίδιο σχήμα με το αντικείμενο, επειδή το φως ταξιδεύει σε ευθεία γραμμή. Όταν το φως συναντήσει ένα αδιαφανές αντικείμενο, το μπλοκάρει ακριβώς στο σχήμα του αντικειμένου, και έτσι η σκιά που δημιουργείται είναι σαν «αντίγραφο» του σχήματος αυτού.

Τώρα που το εξηγήσαμε, μπορείς να μου πεις τι θα συμβεί στη σκιά αν μετακινήσεις το αντικείμενο πιο κοντά στη φωτεινή πηγή; 😊

Στο πρώτο απόσπασμα, το *PhysicsBot* αντιλαμβάνεται τη δυσκολία του χρήστη και προσαρμόζει άμεσα το επίπεδο της υποστήριξης. Επαναδιατυπώνει την ερώτηση με απλούστερους όρους, χρησιμοποιεί καθημερινά παραδείγματα (κουτί και φακός), και κατακερματίζει τη διαδικασία σε μικρά βήματα. Έτσι, το περιεχόμενο γίνεται προσιτό και ο χρήστης παραμένει ενεργός στη διαδικασία, απαντώντας σε σταδιακά πιο ξεκάθαρες ερωτήσεις. Η προσαρμογή αυτή δείχνει την ικανότητα του συστήματος να ρυθμίζει τη σκαλωσιά ανάλογα με τις δυσκολίες που εκφράζει ο χρήστης σε πραγματικό χρόνο.

Απόσπασμα 4.1.2

ΧΡΗΣΤΗΣ: Z=6

PHYSICSBOT v1.2: Σωστά, Μαρία! 🎉 Ο **ατομικός αριθμός (Z)** είναι 6, επειδή ο πυρήνας έχει 6 πρωτόνια.

Τώρα, για τον **μαζικό αριθμό (A)**, θυμόμαστε ότι είναι το άθροισμα των πρωτονίων και των νετρονίων. Αφού έχουμε 6 πρωτόνια και 7 νετρόνια, μπορείς να υπολογίσεις τον μαζικό αριθμό; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: A=13

PHYSICSBOT v1.2: Μπράβο, Μαρία! 🎉 Πολύ σωστά! **Ο μαζικός αριθμός (A)** είναι 13, αφού:

$$A = Z + N = 6 + 7 = 13$$

Εξαιρετική δουλειά! Τώρα που καταλαβαίνεις τι είναι ο ατομικός και ο μαζικός αριθμός, ας προχωρήσουμε λίγο παρακάτω. Ξέρεις τι είναι τα **ισότοπα**; Αν όχι, να σου εξηγήσω! 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Έχουν τον ιδιο αριθμο πρωτονίων αλλά διαφορετικό αριθμο νετρονιων

PHYSICSBOT v1.2: Ακριβώς, Μαρία! 🎉 Τα **ισότοπα** είναι άτομα του ίδιου στοιχείου που έχουν τον ίδιο αριθμό πρωτονίων (άρα τον ίδιο ατομικό αριθμό Z) αλλά διαφορετικό αριθμό νετρονίων, και επομένως διαφορετικό μαζικό αριθμό A.

Για παράδειγμα, το υδρογόνο έχει τρία ισότοπα:

- Το **πρωτέριο** ($Z = 1, A = 1$) που δεν έχει νετρόνια.
- Το **δευτέριο** ($Z = 1, A = 2$) που έχει 1 νετρόνιο.
- Το **τρίτιο** ($Z = 1, A = 3$) που έχει 2 νετρόνια.

Στο δεύτερο απόσπασμα, η προσαρμοστικότητα εκφράζεται με διαφορετικό τρόπο. Ο *PhysicsBot* αναγνωρίζει ότι ο χρήστης έχει ήδη κατακτήσει τη βασική γνώση για τον ατομικό αριθμό και ανεβάζει σταδιακά τη δυσκολία, εισάγοντας τον μαζικό αριθμό και στη συνέχεια την έννοια των ισοτόπων. Ο διάλογος ακολουθεί προοδευτική εμβάθυνση, δηλαδή από το βασικό ($Z = 6$) στο πιο σύνθετο (ισότοπα του υδρογόνου). Έτσι, η σκαλωσιά προσαρμόζεται στο προφίλ του χρήστη, επιτρέποντας να αξιοποιηθεί η προϋπάρχουσα γνώση της ως εφαλτήριο για περαιτέρω πρόοδο.

7.3.11 Διαφοροποίηση της μορφής της υποστήριξης (Κριτήριο 4.2)

Απόσπασμα 4.2.1

ΧΡΗΣΤΗΣ: το φως ειναι κατι που βγαίνει απο τις λάμπες ή τον ήλιο και φτανει στα ματια μας απο αυτά

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! Έχεις δίκιο, το φως μπορεί να προέρχεται από πηγές όπως ο Ήλιος ή οι λάμπες. Αυτές οι πηγές εκπέμπουν φως, το οποίο ταξιδεύει μέχρι τα μάτια μας και μας επιτρέπει να βλέπουμε.

Θα σου πω κάτι ενδιαφέρον: Υπάρχουν αντικείμενα που εκπέμπουν το δικό τους φως, όπως ο Ήλιος και οι λάμπες, και αυτά τα ονομάζουμε **αυτόφωτα**. Υπάρχουν όμως και αντικείμενα που δεν παράγουν φως, αλλά απλώς το αντανακλούν, όπως η Σελήνη ή ένα βιβλίο. Αυτά τα λέμε **ετερόφωτα**.

Μπορείς να μου δώσεις ένα παράδειγμα από την καθημερινότητά σου για ένα αυτόφωτο και ένα ετερόφωτο αντικείμενο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: αυτόφωτο είναι η οθόνη και ετερόφωτο η καρέκλα

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! 👏 Η οθόνη είναι ένα εξαιρετικό παράδειγμα αυτόφωτου αντικειμένου, γιατί εκπέμπει το δικό της φως. Η καρέκλα, από την άλλη, είναι ετερόφωτη, γιατί δεν παράγει φως, αλλά αντανακλά το φως από άλλες πηγές, όπως μια λάμπα ή το φως του ήλιου.

Τώρα, ας σκεφτούμε λίγο περισσότερο για το πώς το φως «ταξιδεύει». Ξέρεις αν το φως χρειάζεται κάποιο μέσο, όπως αέρα ή νερό, για να διαδοθεί; Ή μπορεί να ταξιδέψει και στο κενό, όπως στο διάστημα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: λογικα και στο διάστημα, αλλιως πως θα ερχόταν το φως του ήλιο εδώ?

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! Πολύ σωστά το σκέφτηκες! 👏 Το φως μπορεί να ταξιδεύει και στο κενό, όπως στο διάστημα, γιατί δεν χρειάζεται κάποιο μέσο για να διαδοθεί. Αυτό είναι ένα από τα πιο εντυπωσιακά χαρακτηριστικά του φωτός! Έτσι, το φως του Ήλιου ταξιδεύει μέσα από το διάστημα και φτάνει στη Γη, επιτρέποντάς μας να βλέπουμε και να ζεσταινόμαστε.

Μιας και μιλάμε για το φως και την ταχύτητά του, ξέρεις πόσο γρήγορα ταξιδεύει το φως στο κενό; Αν όχι, μπορείς να μαντέψεις; 😊

Στο πρώτο απόσπασμα, ο *PhysicsBot* ξεκινά με επιβεβαίωση και θετική ανατροφοδότηση, έπειτα εισάγει νέες έννοιες (αυτόφωτα και ετερόφωτα) μέσα από απλά παραδείγματα. Χρησιμοποιεί ερωτήσεις για να προκαλέσει τη συμμετοχή του χρήστη και σταδιακά μεταβαίνει από ορισμούς σε πιο αφηρημένες έννοιες (διάδοση στο κενό). Η διαφοροποίηση έγκειται στο ότι εναλλάσσει εξήγηση, παράδειγμα και διερευνητική ερώτηση, διατηρώντας τον χρήστη ενεργό.

Απόσπασμα 4.2.2

ΧΡΗΣΤΗΣ: το φως παράγεται από φωτεινές πηγές και ανακλάται στα αντικείμενα για να φτάσει στο μάτι μας

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! Πολύ σωστά τα λες! 👏 Το φως πράγματι παράγεται από φωτεινές πηγές, όπως ο Ήλιος ή μια λάμπα, και στη συνέχεια ανακλάται από τα αντικείμενα για να φτάσει στα μάτια μας.

Μπορείς να σκεφτείς κάποια παραδείγματα από φωτεινές πηγές που εκπέμπουν το δικό τους φως και κάποιες που αντανακλούν φως από άλλες πηγές; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: εκπέμπουν το δικό τους φως ο ήλιος, τα αναμμένα κεριά και οι λάμπες, αντανακλούν φως ο τοίχος, ένα φύλλο χαρτιού και η επιφάνεια της θάλασσας

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλά, Γιώργο! 🎉 Έχεις καταλάβει σωστά τη διαφορά!

Ο Ήλιος, τα αναμμένα κεριά και οι λάμπες είναι **αυτόφωτα αντικείμενα**, γιατί παράγουν το δικό τους φως. Από την άλλη, ο τοίχος, το χαρτί και η επιφάνεια της θάλασσας είναι **ετερόφωτα αντικείμενα**, γιατί αντανακλούν το φως που πέφτει πάνω τους.

Μια ερώτηση τώρα για να το σκεφτείς λίγο παραπάνω: Τι πιστεύεις ότι συμβαίνει όταν το φως πέφτει πάνω σε ένα αδιαφανές αντικείμενο, όπως ένας τοίχος; Τι δημιουργείται; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ένα ποσοστό του φωτός ανακλάται και επανεκπέμπεται, δίνοντας το χρώμα του αντικειμένου

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! Έχεις απόλυτο δίκιο! 🌟 Πράγματι, όταν το φως πέφτει πάνω σε ένα αδιαφανές αντικείμενο, ένα μέρος του φωτός **ανακλάται** και αυτό είναι που βλέπουμε ως το χρώμα του αντικειμένου. Για

παράδειγμα, ένας κόκκινος τοίχος ανακλά κυρίως το κόκκινο φως και απορροφά τα υπόλοιπα χρώματα.

Αλλά, υπάρχει και κάτι ακόμα που συμβαίνει με τα αδιαφανή αντικείμενα. Όταν το φως εμποδίζεται από αυτά, δημιουργείται κάτι πίσω τους. Θυμάσαι τι είναι αυτό; 😊

Στο δεύτερο απόσπασμα, το *PhysicsBot* διαφοροποιεί τη μορφή υποστήριξης μεταβαίνοντας από την απλή επιβεβαίωση και τα παραδείγματα σε ερωτήσεις που προκαλούν ερμηνεία («τι συμβαίνει όταν…»). Ο χρήστης οδηγείται από βασικές έννοιες (φωτεινές πηγές) σε πιο σύνθετες ιδέες (αντανάκλαση και χρώμα αντικειμένου, δημιουργία σκιάς). Έτσι, το σενάριο δείχνει την ικανότητα του συστήματος να χρησιμοποιεί εναλλαγή μορφών καθοδήγησης όπως περιγραφή, διερεύνηση, παραδείγματα και ερμηνεία με σκοπό την προσαρμογή του μαθησιακού ύφους σε διαφορετικά επίπεδα κατανόησης.

7.3.12 Εναλλαγή στρατηγικών καθοδήγησης με βάση τις αντιδράσεις του μαθητή (Κριτήριο 4.3)

Απόσπασμα 4.3.1

ΧΡΗΣΤΗΣ: Αφού τα πρωτόνια και τα νετρόνια είναι σχεδόν ίδια ως προς το μέγεθος γιατί το έχει θετικό φορτίο και το άλλο δεν έχει;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλή ερώτηση, Γιώργο! 👏 Η διαφορά στο φορτίο μεταξύ πρωτονίων και νετρονίων οφείλεται στη δομή τους και στα σωματίδια από τα οποία αποτελούνται.

Τα πρωτόνια και τα νετρόνια δεν είναι "απλά" σωματίδια. Αποτελούνται από ακόμη μικρότερα σωματίδια που ονομάζονται **κουάρκ**. Τα πρωτόνια αποτελούνται από δύο "πάνω" κουάρκ (up quarks) και ένα "κάτω" κουάρκ (down quark), ενώ τα νετρόνια αποτελούνται από δύο "κάτω" κουάρκ και ένα "πάνω" κουάρκ.

Τα κουάρκ έχουν διαφορετικά φορτία, και όταν αυτά συνδυάζονται, το πρωτόνιο αποκτά συνολικό θετικό φορτίο, ενώ το νετρόνιο αποκτά ουδέτερο φορτίο, επειδή τα φορτία των κουάρκ στο νετρόνιο αλληλοεξουδετερώνονται.

Αυτή η διαφορά στη σύνθεση των κουάρκ εξηγεί γιατί τα δύο σωματίδια έχουν διαφορετικό φορτίο, παρόλο που είναι παρόμοια σε μέγεθος και μάζα. Μπορείς να σκεφτείς γιατί είναι σημαντικό το πρωτόνιο να έχει θετικό φορτίο μέσα στον πυρήνα;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Μπορώ να πω ότι έχει θετικό φορτίο για να έλκει τα αρνητικά ηλεκτρόνια που γυρίζουν γύρω από τον πυρήνα, αλλά δεν με ικανοποιεί αυτή η σκέψη. Μπορείς να μου δώσεις κάποια καλύτερη εξήγηση;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλή παρατήρηση, Γιώργο! Μου αρέσει που σκέφτεσαι κριτικά! 👏

Έχεις δίκιο ότι το θετικό φορτίο των πρωτονίων είναι αυτό που έλκει τα αρνητικά ηλεκτρόνια και τα κρατάει σε τροχιές γύρω από τον πυρήνα. Αυτή η ηλεκτρική έλξη είναι πράγματι σημαντική για τη δημιουργία του ατόμου. Όμως, ο ρόλος του θετικού φορτίου των πρωτονίων δεν σταματά εκεί.

Μέσα στον πυρήνα, τα πρωτόνια βρίσκονται πολύ κοντά το ένα στο άλλο. Επειδή έχουν όλα θετικό φορτίο, κανονικά θα έπρεπε να απωθούνται πολύ έντονα λόγω της ηλεκτρικής δύναμης (η οποία είναι απωστική για όμοια φορτία). Όμως, εδώ έρχεται η **ισχυρή αλληλεπίδραση**, μια θεμελιώδης δύναμη της φύσης, που λειτουργεί μόνο σε πολύ μικρές αποστάσεις και είναι πολύ πιο δυνατή από την ηλεκτρική απώθηση. Αυτή η δύναμη συγκρατεί τα πρωτόνια (και τα νετρόνια) δεμένα στον πυρήνα.

Άρα, το θετικό φορτίο των πρωτονίων δεν είναι μόνο για να έλκουν τα ηλεκτρόνια, αλλά και για να δημιουργούν την ισορροπία δυνάμεων μέσα στο άτομο, όπου η ισχυρή αλληλεπίδραση παίζει τον κυρίαρχο ρόλο.

Τώρα που μιλήσαμε για την ισχυρή αλληλεπίδραση, μπορείς να σκεφτείς γιατί είναι απαραίτητα και τα ουδέτερα νετρόνια μέσα στον πυρήνα;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Δυστυχώς δεν έχω άποψη. Μπορείς να μου δώσεις μια ερμηνεία;

PHYSICSBOT V1.2: Φυσικά, Γιώργο, και χαίρομαι που ρωτάς! 😊 Τα νετρόνια παίζουν έναν πολύ σημαντικό ρόλο στον πυρήνα, παρόλο που δεν έχουν φορτίο. Όπως είπαμε, τα πρωτόνια έχουν θετικό φορτίο και, όταν βρίσκονται κοντά το ένα στο άλλο μέσα στον πυρήνα, η ηλεκτρική δύναμη τα απωθεί. Αυτή η απωστική δύναμη είναι πολύ ισχυρή, ειδικά σε μεγάλα άτομα που έχουν

πολλούς πυρήνες. Αν υπήρχαν μόνο πρωτόνια, ο πυρήνας θα διαλυόταν λόγω αυτής της απώθησης!

Εδώ έρχονται τα **νετρόνια** να "σώσουν την κατάσταση"! 😊 Τα νετρόνια δεν έχουν φορτίο, αλλά συμμετέχουν στην ισχυρή αλληλεπίδραση, τη δύναμη που κρατά τα πρωτόνια και τα νετρόνια δεμένα μεταξύ τους. Τα νετρόνια λειτουργούν σαν "σταθεροποιητές" του πυρήνα, γιατί μειώνουν την ηλεκτρική απώθηση ανάμεσα στα πρωτόνια και βοηθούν ώστε η ισχυρή αλληλεπίδραση να υπερισχύσει.

Μπορούμε λοιπόν να πούμε ότι, χωρίς τα νετρόνια, ο πυρήνας δεν θα ήταν σταθερός και τα άτομα δεν θα μπορούσαν να υπάρχουν!

Τώρα που το εξηγήσαμε αυτό, μπορείς να σκεφτείς τι θα συνέβαινε αν ένας πυρήνας είχε πάρα πολλά πρωτόνια και πολύ λίγα νετρόνια; Θα ήταν σταθερός ή όχι; 😊

Στο συγκεκριμένο διάλογο, το *PhysicsBot* προσαρμόζει τη στρατηγική του ανάλογα με τις αντιδράσεις του μαθητή. Ξεκινά με άμεση εξήγηση για τα κουάρκ, αλλά όταν ο μαθητής δηλώνει ότι η ερμηνεία που σκέφτηκε δεν τον ικανοποιεί, ο πράκτορας αλλάζει στρατηγική και συνδέει την απάντηση με την έννοια της ισχυρής αλληλεπίδρασης, χρησιμοποιώντας πιο λειτουργική εξήγηση. Στη συνέχεια, όταν ο μαθητής δηλώνει αδυναμία («δεν έχω άποψη»), ο πράκτορας μεταβαίνει σε απλοποιημένη, καθησυχαστική εξήγηση, παρουσιάζοντας το ρόλο των νετρονίων με πιο αφηγηματικό ύφος («σταθεροποιητές»). Η εναλλαγή στρατηγικών (τεχνική εξήγηση → φυσική λειτουργία → απλοποιημένη αφήγηση) δείχνει σαφή δυναμική ανταπόκριση στη Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης.

Απόσπασμα 4.3.2

ΧΡΗΣΤΗΣ: A+4, Z+1

PHYSICSBOT V1.2: Αυτή η απάντηση είναι ανακριβής, Γιώργο ❌

Για να το σκεφτείς ξανά: Ξεκινάμε με μια **διάσπαση α**, όπου ο πυρήνας **χάνει** 2 πρωτόνια και 2 νετρόνια. Άρα:

- Ο **μαζικός αριθμός (A)** μειώνεται κατά 4 - Ο **ατομικός αριθμός (Z)** μειώνεται κατά 2

Στη συνέχεια, έχουμε **διάσπαση β^-**, όπου ένα νετρόνιο μετατρέπεται σε πρωτόνιο. Άρα:

- Ο **μαζικός αριθμός (A) μένει ίδιος** - Ο **ατομικός αριθμός (Z) αυξάνεται κατά 1**

Δοκίμασε ξανά να υπολογίσεις τη συνολική μεταβολή στους αριθμούς A και Z μετά και τις δύο διασπάσεις.

ΧΡΗΣΤΗΣ: Ο μαζικός αριθμός (A) μειώνεται κατά 4 Ο ατομικός αριθμός (Z) μειώνεται κατά 1

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! ✅ Αυτή τη φορά το υπολόγισες σωστά!

Αν ένας πυρήνας υποστεί πρώτα **διάσπαση α** και μετά **διάσπαση β^-**, τότε:

- Ο **μαζικός αριθμός A** μειώνεται κατά 4 (λόγω της διάσπασης α) - Ο **ατομικός αριθμός Z** μειώνεται κατά 2 (από τη διάσπαση α) και έπειτα αυξάνεται κατά 1 (από τη διάσπαση β^-), άρα συνολικά μειώνεται κατά 1

Αυτό δείχνει πώς οι διαδοχικές διασπάσεις αλλάζουν σταδιακά την ταυτότητα ενός πυρήνα.

Πολύ ωραία δουλειά ως τώρα! Τώρα σκέψου: Αν δύο ισότοπα του ίδιου στοιχείου έχουν διαφορετική σταθερότητα, τι νομίζεις ότι παίζει ρόλο στο ποιο από τα δύο είναι ραδιενεργό;

ΧΡΗΣΤΗΣ: ο αριθμός νετρονίων

PHYSICSBOT V1.2: Σωστά, Γιώργο! 🎯 Ο αριθμός των νετρονίων παίζει καθοριστικό ρόλο στη σταθερότητα ενός πυρήνα.

Η ισορροπία ανάμεσα στα **πρωτόνια** και τα **νετρόνια** είναι απαραίτητη για να μπορεί η **ισχυρή αλληλεπίδραση** να συγκρατεί τον πυρήνα. Αν υπάρχουν **πάρα πολλά ή πολύ λίγα νετρόνια** σε σχέση με τα πρωτόνια, τότε ο πυρήνας γίνεται **ασταθής** και μπορεί να είναι **ραδιενεργός**.

Για παράδειγμα, ο άνθρακας-12 είναι σταθερός, αλλά ο άνθρακας-14 (με 2 επιπλέον νετρόνια) είναι ραδιενεργός.

Εδώ το *PhysicsBot* αλλάζει στρατηγική καθοδήγησης ως άμεση απόκριση στο λάθος του μαθητή. Αρχικά, αντί να δώσει κατευθείαν τη σωστή απάντηση, χρησιμοποιεί στρατηγική «αναστολής απάντησης» και αναλυτική υπόδειξη βημάτων ώστε να ξαναδοκιμάσει ο μαθητής. Μόλις ο μαθητής διορθώσει την απάντηση, ο πράκτορας μεταβαίνει

σε θετική ανατροφοδότηση και έπειτα αλλάζει εκ νέου στρατηγική, προτείνοντας διερευνητική ερώτηση («τι παίζει ρόλο στη σταθερότητα;») που οδηγεί σε εμβάθυνση της κατανόησης. Έτσι, η καθοδήγηση εναλλάσσεται από διορθωτική επεξήγηση → ερώτηση κατανόησης → εμπλουτισμένη ερμηνεία με παραδείγματα.

Συνολικά, τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ποιοτική ανάλυση των συνεδριών παρουσιάζονται στην ενότητα 8.2.2.

7.4 Ποσοτική Ανάλυση Απαντήσεων Ερωτηματολογίων

7.4.1 Δείκτες Σκαλωσιάς

Έκδοση 1.1

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα αποτελέσματα της ποσοτικής ανάλυσης των απαντήσεων στο σύνολο των ερωτήσεων N.1–N.7, οι οποίες σχεδιάστηκαν για να αποτιμήσουν βασικές διαστάσεις της διδακτικής σκαλωσιάς στην Έκδοση *V1.1* του *PhysicsBot* (ενότητα 5.5.2). Η ανάλυση βασίστηκε σε στατιστικούς δείκτες περιγραφικής φύσης (μέση τιμή, τυπική απόκλιση, ελάχιστο, διάμεσο, μέγιστο) για κάθε ερώτηση, καθώς και στον υπολογισμό του συντελεστή εσωτερικής συνέπειας Cronbach's α για το σύνολο των ερωτήσεων. Σκοπός της ανάλυσης ήταν η αποτύπωση του τρόπου με τον οποίο οι ειδικοί αξιολόγησαν τη λειτουργία σκαλωσιάς του συστήματος, τόσο ατομικά ανά ερώτηση όσο και συνολικά.

Στον Πίνακα 7.6 παρουσιάζονται τα περιγραφικά στατιστικά για καθεμία από τις επτά ερωτήσεις. Οι μέσες τιμές κυμαίνονται από 3.92 έως 4.33, υποδηλώνοντας σχετικά υψηλά επίπεδα συμφωνίας των αξιολογητών με τις διατυπώσεις των ερωτήσεων. Η διάμεσος είναι σε όλες τις περιπτώσεις τουλάχιστον 4.0, γεγονός που δείχνει ότι οι περισσότερες απαντήσεις τοποθετούνται στα ανώτερα άκρα της κλίμακας Likert. Οι τυπικές αποκλίσεις παραμένουν γενικά χαμηλές (με μέγιστο 1.00 στην ερώτηση Q5), υποδεικνύοντας περιορισμένη διασπορά στις απαντήσεις.

Ο υπολογισμός του συντελεστή Cronbach's α για τις επτά ερωτήσεις του ερωτηματολογίου σκαλωσιάς στην Έκδοση *V1.1* έδωσε τιμή $= 0.954$. Η τιμή αυτή αντιστοιχεί σε εξαιρετικά υψηλή εσωτερική συνέπεια και δηλώνει ότι οι ερωτήσεις παρουσιάζουν

Πίνακας 7.6: Περιγραφικά στατιστικά για τις ερωτήσεις N.1–N.7 (διδακτική σκαλωσιά) στην Έκδοση *V1.1* του *PhysicsBot*.

PhysicsBot – Έκδοση V1.1

Ερώτηση	Μέση τιμή	Τυπ. Απόκλιση	Ελάχιστο	Διάμεσος	Μέγιστο
Q1	4.17	0.58	3.0	4.0	5.0
Q2	4.00	0.95	2.0	4.0	5.0
Q3	4.33	0.65	3.0	4.0	5.0
Q4	4.33	0.65	3.0	4.0	5.0
Q5	3.92	1.00	2.0	4.0	5.0
Q6	4.17	0.83	3.0	4.0	5.0
Q7	4.25	0.87	3.0	4.5	5.0

ισχυρή ομοιογένεια ως προς την αξιολόγηση της ίδιας υποκείμενης παιδαγωγικής κατασκευής. Η υψηλή τιμή του δείκτη ενισχύει την αξιοπιστία του ερωτηματολογίου ως εργαλείου αποτίμησης της εφαρμογής σκαλωσιάς στο *PhysicsBot*. Παράλληλα, δείχνει ότι οι αξιολογητές είχαν σταθερές και συγκλίνουσες κρίσεις αναφορικά με τις επιμέρους πτυχές της σκαλωσιάς, όπως αυτές αποτυπώνονται στις ερωτήσεις N.1–N.7.

Έκδοση 1.2

Η ανάλυση για την Έκδοση *V1.2* του *PhysicsBot* ακολουθεί την ίδια μεθοδολογική προσέγγιση με εκείνη της Έκδοσης *V1.1*. Εξετάζονται τα περιγραφικά στατιστικά για τις επτά ερωτήσεις του ερωτηματολογίου που αφορούν τη διδακτική σκαλωσιά, καθώς και ο συντελεστής εσωτερικής συνέπειας Cronbach's α (ενότητα 5.5.2). Η σύγκριση των αποτελεσμάτων με εκείνα της προηγούμενης έκδοσης επιτρέπει την εκτίμηση πιθανών διαφορών στην αντίληψη των ειδικών ως προς τη λειτουργία σκαλωσιάς στην πιο πρόσφατη υλοποίηση του συστήματος.

Ο Πίνακας 7.7 παρουσιάζει τα περιγραφικά στατιστικά για τις επτά ερωτήσεις. Οι μέσες τιμές κυμαίνονται από 3.71 έως 4.55, με τις υψηλότερες τιμές να καταγράφονται στις ερωτήσεις Q3, Q4 και Q7. Οι διάμεσοι των περισσότερων ερωτήσεων βρίσκονται στο ανώτερο άκρο της κλίμακας (4.0 ή 5.0), ενώ η τυπική απόκλιση παραμένει γενικά χαμηλή, με εξαίρεση την ερώτηση Q5 όπου καταγράφεται η μεγαλύτερη διασπορά (1.16). Παρατηρείται επίσης η παρουσία όλου του εύρους απαντήσεων (1 έως 5) τουλάχιστον σε μία ερώτηση (Q5), γεγονός που καταδεικνύει ευρύτερη διαφοροποίηση στην αξιολόγηση

αυτής της διάστασης.

Πίνακας 7.7: Περιγραφικά στατιστικά για τις ερωτήσεις Ν.1–Ν.7 (διδακτική σκαλωσιά) στην Έκδοση *V1.2* του *PhysicsBot*.

PhysicsBot – Έκδοση V1.2

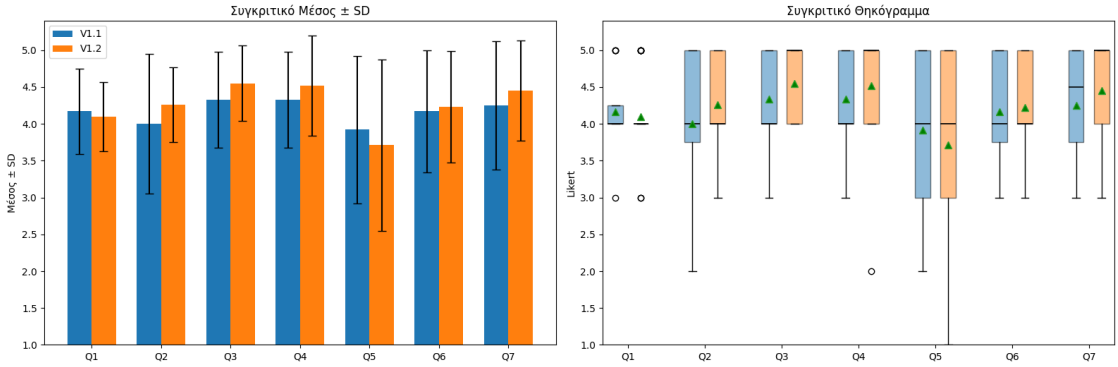
Ερώτηση	Μέση τιμή	Τυπ. Απόκλιση	Ελάχιστο	Διάμεσος	Μέγιστο
Q1	4.10	0.47	3.0	4.0	5.0
Q2	4.26	0.51	3.0	4.0	5.0
Q3	4.55	0.51	4.0	5.0	5.0
Q4	4.52	0.68	2.0	5.0	5.0
Q5	3.71	1.16	1.0	4.0	5.0
Q6	4.23	0.76	3.0	4.0	5.0
Q7	4.45	0.68	3.0	5.0	5.0

Ο συντελεστής Cronbach's α για τις επτά ερωτήσεις στην Έκδοση *V1.2* υπολογίστηκε σε $= 0.755$, τιμή η οποία υποδηλώνει αποδεκτή εσωτερική συνέπεια του ερωτηματολογίου. Αν και η συνέπεια αυτή είναι χαμηλότερη σε σχέση με την αντίστοιχη τιμή της Έκδοσης *V1.1*, παραμένει εντός των ορίων που θεωρούνται κατάλληλα για ερευνητικά εργαλεία αξιολόγησης πρώιμου σταδίου. Η μεταβολή αυτή ενδέχεται να σχετίζεται με την αυξημένη ποικιλία των απαντήσεων που παρατηρήθηκε σε ορισμένες ερωτήσεις ή με το γεγονός ότι η πιο εξελιγμένη έκδοση του *PhysicsBot* ενεργοποιεί πιο διαφοροποιημένες αντιλήψεις ως προς την παρεχόμενη σκαλωσιά. Παρά τη μικρή μείωση, το ερωτηματολόγιο διατηρεί την αξιοπιστία του ως μέσο αποτίμησης των βασικών αρχών της παιδαγωγικής υποστήριξης.

Σύγκρισης μεταξύ των Εκδόσεων

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα αποτελέσματα της συγκριτικής ανάλυσης των απαντήσεων στις ερωτήσεις Ν.1–Ν.7 του ερωτηματολογίου σκαλωσιάς, μεταξύ των εκδόσεων *V1.1* και *V1.2* του *PhysicsBot* (ενότητα 6.5.2). Η ανάλυση βασίστηκε τόσο σε περιγραφικά στατιστικά όσο και σε οπτική και στατιστική σύγκριση των κατανομών των απαντήσεων για κάθε ερώτηση. Στο Σχήμα 7.16 παρουσιάζονται δύο γραφήματα: (α) ραβδόγραμμα με μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις ανά ερώτηση και έκδοση, και (β) θηκόγραμμα σύγκρισης της κατανομής των απαντήσεων ανά έκδοση και ερώτηση. Τα διαγράμματα παρέχουν μια συνολική εικόνα των διαφορών μεταξύ των δύο εκδόσεων

ως προς την αποτίμηση των παιδαγωγικών χαρακτηριστικών της σκαλωσιάς.



Σχήμα 7.16: Συγκριτικά γραφήματα για τις ερωτήσεις N.1–N.7 μεταξύ των εκδόσεων *V1.1* και *V1.2* του *PhysicsBot*. Αριστερά: μέση τιμή ± τυπική απόκλιση. Δεξιά: κατανομή απαντήσεων (boxplot) ανά ερώτηση και έκδοση.

Όπως φαίνεται στο ραβδόγραμμα (αριστερά), η Έκδοση *V1.2* εμφανίζει ελαφρώς υψηλότερες μέσες τιμές σε τέσσερις από τις επτά ερωτήσεις (Q2, Q3, Q4, Q7), ενώ η Έκδοση *V1.1* υπερέχει στις ερωτήσεις Q1 και Q5, με τη διαφορά στην Q5 να είναι εμφανέστερη. Οι τιμές στις δύο εκδόσεις είναι συγκρίσιμες στην Q6. Οι τυπικές αποκλίσεις είναι ορατές και αποκαλύπτουν ότι η διασπορά των απαντήσεων στην Έκδοση *V1.2* είναι γενικά μικρότερη, ειδικά στις ερωτήσεις Q1–Q3.

Το θηκόγραμμα (δεξιά) επιβεβαιώνει τη γενική τάση υπέρ της *V1.2* ως προς τις ανώτερες διάμεσους σε πολλές ερωτήσεις, με χαρακτηριστικά παραδείγματα τις Q3, Q4 και Q7, όπου οι διάμεσοι φτάνουν τη μέγιστη τιμή της κλίμακας (5). Ωστόσο, στην Q5 η *V1.1* εμφανίζεται σαφώς υψηλότερη, με μεγαλύτερη διασπορά στην *V1.2* που υποδηλώνει διαφορετικές εκτιμήσεις από τους συμμετέχοντες. Η παρουσία μεμονωμένων ακραίων τιμών (outliers) είναι περιορισμένη και δεν φαίνεται να επηρεάζει σημαντικά τη γενική εικόνα.

Η οπτική αυτή σύγκριση καταδεικνύει ότι η αναβαθμισμένη έκδοση του *PhysicsBot* (V1.2) παρουσιάζει μια συνολικά βελτιωμένη αποτίμηση σε αρκετές βασικές διαστάσεις της σκαλωσιάς, στοιχείο που υποστηρίζεται και από τα επόμενα στατιστικά ευρήματα της ποσοτικής ανάλυσης. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.3.

Επιβεβαιωτική Ανάλυση Παραγόντων (CFA) V1.2.

Η επιβεβαιωτική ανάλυση παραγόντων εφαρμόστηκε στα δεδομένα της Έκδοσης *V1.2* με στόχο την εμπειρική επαλήθευση του θεωρητικού μοντέλου τριών παραγόντων που περιγράφει τη δομή του ερωτηματολογίου (ενότητα 6.5.2). Τα αποτελέσματα των δεικτών προσαρμογής του μοντέλου υποδηλώνουν συνολικά ικανοποιητική προσαρμογή στα δεδομένα: ο δείκτης CFI ανήλθε σε 0.976 και ο TLI σε 0.955, τιμές που υπερβαίνουν το ελάχιστο αποδεκτό όριο των 0.95. Ο δείκτης RMSEA παρουσίασε τιμή 0.055, εντός του εύρους καλής προσαρμογής (≤0.06), ενώ ο δείκτης SRMR ισοδυναμούσε με τιμή 0.081, δηλαδή οριακά εντός αποδεκτών τιμών (≤ 0.08). Συνολικά, οι τιμές αυτές ενισχύουν την εγκυρότητα της θεωρητικής ομαδοποίησης των ερωτήσεων και υποστηρίζουν την εσωτερική συνεκτικότητα της κλίμακας. Το μοντέλο αντανακλά ικανοποιητικά τη διάκριση μεταξύ των παραγοντικών διαστάσεων «ZEA + Προσαρμοστικότητα», «Βαθμιαία Ανεξαρτησία» και «Συνεργατική Μάθηση», όπως είχαν αρχικά οριστεί. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.3.

7.4.2 Δείκτες Αξιολόγησης Εκπαιδευτικού Εργαλείου

Εσωτερικής Συνέπειας και Περιγραφικά Στατιστικά

Η ανάλυση των απαντήσεων για τις είκοσι ερωτήσεις αξιολόγησης του *PhysicsBot* (N.8–N.27) πραγματοποιήθηκε με στόχο την ποσοτική αποτύπωση της αντιλαμβανόμενης παιδαγωγικής αξίας του συστήματος, με βάση το εννοιολογικό πλαίσιο των Ngo et al.[219] (ενότητα 6.5.2). Η μεθοδολογία περιλάμβανε την καταγραφή περιγραφικών στατιστικών για κάθε ερώτηση (μέση τιμή, τυπική απόκλιση, διάμεσος, ελάχιστη και μέγιστη τιμή), καθώς και την εκτίμηση της εσωτερικής συνέπειας για κάθε μία από τις πέντε παραγοντικές διαστάσεις (KA, KAP, EC, PU, CUS), μέσω του συντελεστή Cronbach's α.

Η μετατροπή των λεκτικών απαντήσεων σε αριθμητική κλίμακα έγινε με την αντιστοίχιση: *«Διαφωνώ απόλυτα» = 1*, *«Διαφωνώ» = 2*, *«Ούτε συμφωνώ, ούτε διαφωνώ» = 3*, *«Συμφωνώ» = 4*, *«Συμφωνώ απόλυτα» = 5*. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.8, ο οποίος καταγράφει τους βασικούς στατιστικούς δείκτες για κάθε ερώτηση.

Πίνακας 7.8: Περιγραφικά στατιστικά για τις ερωτήσεις N.8--N.27 (εκπαιδευτική αξία) στην Έκδοση *V1.2* του *PhysicsBot*.

PhysicsBot – Έκδοση V1.2 (Ερωτήσεις N.8--N.27)

Ερώτηση	Μέση τιμή	Τυπ. Απόκλιση	Διάμεσος	Ελάχιστο	Μέγιστο
Q8	4.26	0.68	4.0	2.0	5.0
Q9	3.77	0.80	4.0	2.0	5.0
Q10	3.94	0.63	4.0	3.0	5.0
Q11	3.81	0.70	4.0	2.0	5.0
Q12	4.06	0.51	4.0	3.0	5.0
Q13	3.90	0.60	4.0	3.0	5.0
Q14	3.97	0.55	4.0	3.0	5.0
Q15	3.90	0.60	4.0	3.0	5.0
Q16	4.06	0.57	4.0	2.0	5.0
Q17	3.97	0.60	4.0	2.0	5.0
Q18	3.90	0.54	4.0	2.0	5.0
Q19	3.97	0.66	4.0	2.0	5.0
Q20	4.23	0.50	4.0	3.0	5.0
Q21	4.19	0.48	4.0	3.0	5.0
Q22	3.87	0.67	4.0	3.0	5.0
Q23	4.03	0.60	4.0	3.0	5.0
Q24	4.13	0.56	4.0	3.0	5.0
Q25	4.23	0.62	4.0	3.0	5.0
Q26	3.94	0.63	4.0	3.0	5.0
Q27	4.29	0.46	4.0	4.0	5.0

Η γενική τάση που αποτυπώνεται στον Πίνακα 7.8 καταδεικνύει υψηλά επίπεδα συμφωνίας με τις θετικές διατυπώσεις των ερωτήσεων, καθώς η μέση τιμή για το σύνολο σχεδόν των ερωτήσεων υπερβαίνει το 3.9. Οι διαμέσοι εντοπίζονται σταθερά στο 4.0, ενώ οι αποκλίσεις παραμένουν χαμηλές, γεγονός που αντανακλά συγκλίνουσες κρίσεις μεταξύ των αξιολογητών.

Για την αποτίμηση της αξιοπιστίας των επιμέρους διαστάσεων του ερωτηματολογίου (N.8–N.27), υπολογίστηκε ο συντελεστής εσωτερικής συνέπειας Cronbach's α για κάθε μία από τις πέντε υποκλίμακες: *Απόκτηση Γνώσης (KA)*, *Εφαρμογή Γνώσης (KAP)*, *Επιβεβαίωση Προσδοκιών (EC)*, *Αντιληπτή Χρησιμότητα (PU)* και *Πρόθεση Υιοθέτησης (CUS)*. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στον Πίνακα 7.9.

Οι τιμές του Cronbach's α κυμαίνονται από 0.713 έως 0.906 στις επιμέρους διαστάσεις και φτάνουν στο 0.925 για το σύνολο των 20 ερωτήσεων, υποδηλώνοντας υψηλή έως εξαιρετική εσωτερική συνέπεια. Οι τιμές άνω του 0.8 στις περισσότερες διαστάσεις

Πίνακας 7.9: Συντελεστές Cronbach's α για τις πέντε παραγοντικές διαστάσεις και το σύνολο των 20 ερωτήσεων αξιολόγησης.

Διάσταση	**Cronbach's α**
Απόκτηση Γνώσης (KA)	0.837
Εφαρμογή Γνώσης (KAP)	0.713
Επιβεβαίωση Προσδοκιών (EC)	0.864
Αντιληπτή Χρησιμότητα (PU)	0.906
Πρόθεση Υιοθέτησης (CUS)	0.857
Σύνολο (Q8--Q27)	**0.925**

τεκμηριώνουν την αξιοπιστία της κάθε υποκλίμακας ως ενιαίου γνωστικού ή αξιολογικού κατασκευάσματος, ενώ ακόμη και η ελαφρώς χαμηλότερη τιμή στην υποκλίμακα «Εφαρμογή Γνώσης» (0.713) θεωρείται ικανοποιητική για ερευνητικούς σκοπούς. Συνολικά, τα αποτελέσματα ενισχύουν την εγκυρότητα της εσωτερικής δομής του ερωτηματολογίου και την καταλληλότητά του ως εργαλείου αποτίμησης της εκπαιδευτικής αξίας του *PhysicsBot*. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.3.

Εσωτερικής Συνάφειας Υποκλιμάκων

Για τη διερεύνηση της συνάφειας μεταξύ των επιμέρους διαστάσεων του ερωτηματολογίου, υπολογίστηκαν οι συσχετίσεις Pearson μεταξύ των μέσων όρων των πέντε υποκλιμάκων (*Απόκτηση Γνώσης* (KA), *Εφαρμογή Γνώσης* (KAP), *Επιβεβαίωση Προσδοκιών* (EC), *Αντιληπτή Χρησιμότητα* (PU), *Πρόθεση Υιοθέτησης* (CUS)) για κάθε συμμετέχοντα (ενότητα 6.5.2). Ο πίνακας 7.10 παρουσιάζει τους αντίστοιχους συντελεστές συσχέτισης, ενώ στον πίνακα 7.11 καταγράφεται το εύρος (min–max) των μέσων όρων κάθε υποκλίμακας στο δείγμα.

Όπως φαίνεται στον πίνακα, οι υψηλότερες συσχετίσεις καταγράφονται μεταξύ της *Απόκτησης Γνώσης* και της *Επιβεβαίωσης Προσδοκιών* ($r = 0.72$), καθώς και μεταξύ της *Αντιληπτής Χρησιμότητας* και της *Πρόθεσης Υιοθέτησης* ($r = 0.69$). Οι υπόλοιπες συσχετίσεις κυμαίνονται από ασθενείς έως μέτριες, γεγονός που υποδηλώνει σχετική αυτονομία μεταξύ των διαστάσεων, αλλά και λειτουργική συνάφεια μεταξύ θεωρητικά σχετικών παραγόντων.

Το εύρος των μέσων όρων ανά υποκλίμακα, όπως αποτυπώνεται στον πίνακα 7.11,

Πίνακας 7.10: Πίνακας συσχετίσεων (Pearson) μεταξύ των πέντε υποκλιμάκων του ερωτηματολογίου αξιολόγησης εκπαιδευτικής αξίας.

	KA	**KAP**	**EC**	**PU**	**CUS**
KA	1.00	0.56	0.72	0.50	0.50
KAP	0.56	1.00	0.31	0.52	0.28
EC	0.72	0.31	1.00	0.37	0.59
PU	0.50	0.52	0.37	1.00	0.69
CUS	0.50	0.28	0.59	0.69	1.00

δείχνει ότι οι αξιολογήσεις των συμμετεχόντων για κάθε διάσταση κυμαίνονται από μέτρια έως πολύ υψηλά επίπεδα, γεγονός που αντανακλά θετική γενική στάση απέναντι στο *PhysicsBot*, αλλά και ορισμένη διαφοροποίηση μεταξύ των αξιολογητών. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.3.

Πίνακας 7.11: Εύρος τιμών (min–max) μέσου όρου ανά υποκλίμακα για τους συμμετέχοντες.

	KA	**KAP**	**EC**	**PU**	**CUS**
Min	2.50	3.00	2.00	3.00	3.25
Max	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00

Αποτελέσματα Κανονικότητας (Ασυμμετρία και Κύρτωση)

Για κάθε μία από τις είκοσι ερωτήσεις αξιολόγησης (Q8–Q27) υπολογίστηκαν οι στατιστικοί δείκτες ασυμμετρίας (skewness) και κύρτωσης (kurtosis), με στόχο τη διερεύνηση της μορφής κατανομής των απαντήσεων (ενότητα 6.5.2). Τα αναλυτικά αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.12.

Οι περισσότερες ερωτήσεις εμφανίζουν τιμές ασυμμετρίας και κύρτωση που βρίσκονται εντός αποδεκτών ορίων ($|skewness| < 1$, $|kurtosis| < 2$), γεγονός που υποδηλώνει προσεγγιστικά συμμετρικές και σχετικά κανονικές κατανομές απαντήσεων. Εξαιρέσεις εντοπίζονται κυρίως στις ερωτήσεις Q16, Q17 και Q18, όπου οι δείκτες ασυμμετρίας και κύρτωσης υπερβαίνουν το 1 και το 2 αντίστοιχα, υποδηλώνοντας παρουσία αρνητικής ασυμμετρίας (μεγαλύτερη συγκέντρωση απαντήσεων στις υψηλές τιμές της κλίμακας) και υψηλής κύρτωσης (κοφτερή κατανομή με σχετικά λιγότερες ενδιάμεσες τιμές). Πα-

ρόμοια, η ερώτηση Q8 εμφανίζει ασυμμετρία -1.05 και κύρτωση 2.70, ενώ η Q27 έχει υψηλή θετική ασυμμετρία (0.97) αλλά χαμηλή κύρτωση.

Οι αποκλίσεις αυτές δεν θεωρούνται απαγορευτικές για τη χρήση παραμετρικών μεθόδων, ιδίως λόγω της φύσης της κλίμακας και του μεγέθους του δείγματος. Συνολικά, η πλειονότητα των ερωτήσεων παρουσιάζει χαρακτηριστικά κατανομής που επιτρέπουν την εφαρμογή στατιστικών δεικτών όπως ο μέσος όρος και ο Pearson r, όπως και η σχετική βιβλιογραφία προτείνει για ερωτηματολόγια τύπου Likert. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.3.

Πίνακας 7.12: Τιμές ασυμμετρίας και κύρτωσης για τις ερωτήσεις αξιολόγησης (Q8–Q27) του *PhysicsBot*.

Ερώτηση	**Ασυμμετρία**	**Κύρτωση**	**Ερώτηση**	**Ασυμμετρία**	**Κύρτωση**
Q8	-1.05	2.70	Q18	-1.47	5.38
Q9	0.04	-0.66	Q19	-0.72	1.94
Q10	0.04	-0.26	Q20	0.47	0.13
Q11	-0.32	0.37	Q21	0.59	0.61
Q12	0.12	1.22	Q22	0.15	-0.64
Q13	0.02	0.01	Q23	-0.01	0.01
Q14	-0.03	0.74	Q24	0.05	0.30
Q15	0.02	0.01	Q25	-0.17	-0.40
Q16	-1.12	5.43	Q26	0.04	-0.26
Q17	-0.96	3.43	Q27	0.97	-1.13

7.5 Ποιοτική Ανάλυση Ανοικτών Απαντήσεων

Η ανοιχτή ερώτηση του ερωτηματολογίου σχεδιάστηκε ώστε να συμπληρώσει τις κλειστές κλίμακες αξιολόγησης, δίνοντας τη δυνατότητα στους συμμετέχοντες να εκφράσουν ελεύθερα τις απόψεις και τις εντυπώσεις τους (ενότητα 6.5.2). Ο σκοπός ήταν η ανάδειξη αυθόρμητων σχολίων που δεν θα μπορούσαν να αποτυπωθούν επαρκώς μέσω τυποποιημένων ερωτήσεων, καθώς και η συλλογή ποιοτικών δεδομένων σχετικά με τα θετικά στοιχεία, τις αδυναμίες και τις πιθανές βελτιώσεις του *PhysicsBot*.

Για την επεξεργασία των απαντήσεων εφαρμόστηκε θεματική ανάλυση, με ομαδοποίηση των σχολίων σε τρεις βασικές κατηγορίες: (α) θετικά σημεία, (β) αδυναμίες και

περιορισμοί, (γ) προτάσεις βελτίωσης. Η ανάλυση αυτή είχε ως σκοπό την αποτύπωση κοινών τάσεων και επαναλαμβανόμενων μοτίβων, αλλά και την ανάδειξη μεμονωμένων παρατηρήσεων που προσφέρουν χρήσιμες κατευθύνσεις για περαιτέρω βελτίωση.

7.5.1 Θετικά σημεία

Από τις απαντήσεις των συμμετεχόντων προέκυψαν αρκετά επαναλαμβανόμενα θετικά στοιχεία που συνδέονται με την παιδαγωγική λειτουργία του *PhysicsBot*. Καταρχάς, τονίστηκε η φιλικότητα του ύφους και η επικοινωνιακή προσαρμογή, η οποία συνέβαλε στη δημιουργία κλίματος οικειότητας και άνεσης στη συζήτηση. Το ύφος κρίθηκε ως κοντά στη γλώσσα των μαθητών, χωρίς στοιχεία αυθεντίας, γεγονός που ενίσχυσε τη διάθεση εμπλοκής.

Ένα δεύτερο θετικό στοιχείο αφορά την προσαρμοστικότητα του περιεχομένου στο επίπεδο γνώσεων του μαθητή. Οι συμμετέχοντες ανέφεραν ότι το πράκτορας ανταποκρίνεται δυναμικά στο γνωστικό υπόβαθρο και στις απαντήσεις που δίνονται, γεγονός που αναγνωρίστηκε ως ένδειξη εξατομικευμένης υποστήριξης.

Επιπλέον, επισημάνθηκε η ενεργή εμπλοκή μέσω ερωτήσεων, οι οποίες κρατούν τον μαθητή σε ενεργητικό ρόλο και προάγουν τη διαλεκτική διαδικασία. Η συνεχής αλληλεπίδραση με ερωτήσεις και διευκρινίσεις θεωρήθηκε σημαντικός παράγοντας για την κατανόηση.

Συγκεκριμένα παραδείγματα θετικών πρακτικών που αναφέρθηκαν είναι:

- η *θετική ανατροφοδότηση* που ενθαρρύνει τον μαθητή να συνεχίσει,
- η αξιοποίηση *παραδειγμάτων από την καθημερινή ζωή* για τη «γείωση» των εννοιών,
- η *ενθάρρυνση του μαθητή* μέσω επαίνων και υποστηρικτικών σχολίων,
- η *καλή συνοχή στη ροή της συζήτησης*, η οποία διατηρεί το ενδιαφέρον και τη συνέχεια.

Συνολικά, τα παραπάνω στοιχεία συνθέτουν μια θετική εικόνα για το *PhysicsBot* ως προς την ικανότητά του να δημιουργεί ένα υποστηρικτικό και παρακινητικό μαθησιακό περιβάλλον.

7.5.2 Αδυναμίες και περιορισμοί

Παρά τα σημαντικά θετικά στοιχεία, οι συμμετέχοντες εντόπισαν και ορισμένες αδυναμίες στη λειτουργία του *PhysicsBot*, οι οποίες σχετίζονται κυρίως με ζητήματα ακρίβειας, διαχείρισης της πληροφορίας και παιδαγωγικής ευελιξίας.

Μία πρώτη κατηγορία αφορά τις αστοχίες κατανόησης απαντήσεων, όπου το *PhysicsBot* σε ορισμένες περιπτώσεις κατέληγε σε λανθασμένα συμπεράσματα ή θεωρούσε ότι ο μαθητής είχε ήδη απαντήσει σε ερώτηση, χωρίς αυτό να έχει συμβεί. Παράλληλα, καταγράφηκαν περιστατικά μη ακριβών απαντήσεων, που μπορούν να οδηγήσουν σε παρανοήσεις.

Ένα ακόμη ζήτημα σχετίζεται με την έκταση των απαντήσεων, οι οποίες σε κάποιες περιπτώσεις ήταν ιδιαίτερα μεγάλες και περιείχαν λεπτομερείς αναλύσεις, προκαλώντας γνωστική υπερφόρτωση στους μαθητές.

Οι συμμετέχοντες επισήμαναν επίσης περιορισμούς στη διερεύνηση λανθασμένων απαντήσεων. Όταν ο μαθητής έδινε μια εσφαλμένη ή μερική απάντηση, το *PhysicsBot* συχνά συνέχιζε χωρίς να εμβαθύνει ή να διορθώσει επαρκώς την παρανόηση, με αποτέλεσμα να χάνεται η ευκαιρία για διδακτική παρέμβαση.

Τέλος, μία ακόμη αδυναμία αφορά τη διάκριση μεταξύ κατανόησης και αποστήθισης. Το σύστημα δεν φαίνεται να μπορεί να αξιολογήσει αν μια σωστή απάντηση προκύπτει από ουσιαστική εννοιολογική κατανόηση ή από απλή επανάληψη ορισμών.

Συνολικά, οι αδυναμίες αυτές υποδεικνύουν την ανάγκη για περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας, της παιδαγωγικής ευελιξίας και της ικανότητας εντοπισμού και διόρθωσης μαθησιακών δυσκολιών.

7.5.3 Προτάσεις βελτίωσης

Οι συμμετέχοντες κατέθεσαν μια σειρά από προτάσεις για την περαιτέρω ενίσχυση της παιδαγωγικής αποτελεσματικότητας του *PhysicsBot*. Κεντρικός άξονας των προτάσεων είναι η αξιοποίηση πιο πλούσιων μέσων και η βελτίωση της διαδραστικότητας.

Μια πρώτη πρόταση αφορά τη δυνατότητα παροχής οπτικοακουστικού υλικού, όπως εικόνες, σχήματα, βίντεο και συνδέσμους προς αξιόπιστες πηγές. Η ενσωμάτωση τέτοιων στοιχείων εκτιμάται ότι θα ενισχύσει σημαντικά την κατανόηση και το ενδιαφέρον των

μαθητών.

Παράλληλα, τονίστηκε η ανάγκη για σαφέστερη διάκριση μεταξύ διαφορετικών μοντέλων αναφοράς, όπως για παράδειγμα η Γεωμετρική και η Κυματική Οπτική, ώστε να αποσαφηνίζονται τα όρια και η ερμηνευτική ισχύς κάθε μοντέλου.

Ιδιαίτερα σημαντική θεωρήθηκε η προσθήκη μηχανισμών αξιολόγησης κατανόησης, όπως επαληθευτικές ερωτήσεις ή πιο διαδραστικές παρεμβάσεις, που θα επιτρέπουν στον μαθητή να ελέγχει την πρόοδό του και θα διευκολύνουν τον εκπαιδευτικό στη διάγνωση τυχόν δυσκολιών.

Επιπλέον, προτάθηκε η καλύτερη διαχείριση λαθών και παρανοήσεων, με περισσότερες στοχευμένες διευκρινίσεις και παραδείγματα, ώστε να ενισχύεται η εννοιολογική κατανόηση αντί της απλής συνέχισης της συζήτησης.

Άλλες πρακτικές προτάσεις περιλαμβάνουν την παροχή σύνοψης στο τέλος κάθε συζήτησης, καθώς και τη δυνατότητα για ευκολότερη συνέχεια σε νέα συνεδρία, διασφαλίζοντας ότι ο μαθητής μπορεί να επανέλθει στο σημείο που είχε σταματήσει.

Τέλος, επισημάνθηκε η ανάγκη για προσαρμογή της γλώσσας στο επίπεδο μαθητών Γυμνασίου, με απλούστερη ορολογία και λιγότερο τεχνικό λεξιλόγιο, ώστε το εργαλείο να είναι πιο προσιτό και κατανοητό.

Οι παραπάνω προτάσεις συνθέτουν ένα πλαίσιο βελτίωσης που στοχεύει στη μεγαλύτερη παιδαγωγική αξία, στη διεύρυνση της διαδραστικότητας και στη βελτίωση της εμπειρίας των μαθητών.

7.5.4 Συνοπτική αποτίμηση

Συνολικά, οι απαντήσεις των συμμετεχόντων επιβεβαιώνουν την παιδαγωγική δυναμική του *PhysicsBot* και τη δυνατότητά του να λειτουργήσει ως εργαλείο εξατομικευμένης υποστήριξης στη διδασκαλία της Φυσικής.

Οι θετικές αναφορές στη φιλικότητα του ύφους, στην προσαρμοστικότητα και στη συνεχή εμπλοκή μέσω ερωτήσεων δείχνουν ότι το σύστημα μπορεί να συμβάλει στην ενίσχυση της μαθησιακής διαδικασίας.

Παράλληλα, αναδείχθηκαν ορισμένες προκλήσεις που σχετίζονται με την ακρίβεια των απαντήσεων, τη διαχείριση των λαθών, τη γνωστική υπερφόρτωση και την ανάγκη

για εμπλουτισμένες αναπαραστάσεις του περιεχομένου.

Οι παρατηρήσεις αυτές συνιστούν κατευθύνσεις για μελλοντική βελτίωση, με στόχο την αύξηση της διαδραστικότητας, της παιδαγωγικής αποτελεσματικότητας και της συνολικής εμπειρίας του μαθητή.

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση των παραπάνω αποτελεσμάτων παρουσιάζοντα στην ενότητα 8.2.4.

Κεφάλαιο 8

Συζήτηση και Συμπεράσματα

8.1 Εισαγωγή

Ο γενικός σκοπός της παρούσας διατριβής ήταν η διερεύνηση της δυνατότητας αξιοποίησης ενός εκπαιδευτικού πράκτορα βασισμένου σε Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα για τη διδασκαλία της Φυσικής στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση, με έμφαση στην ενσωμάτωση των αρχών της διδακτικής σκαλωσιάς (ενότητα 1.3). Στο πλαίσιο αυτό, η πιλοτική μελέτη (κεφ. 5) επικεντρώθηκε στην αποτίμηση της παιδαγωγικής καταλληλότητας του συστήματος και στην αρχική εφαρμογή βασικών στρατηγικών σκαλωσιάς, ενώ η κύρια μελέτη (κεφ. 6) στόχευσε στην αξιολόγηση της αναβαθμισμένης έκδοσης με μηχανισμό δυναμικής εναλλαγής ρόλων, που αποσκοπούσε στην ενίσχυση της προσαρμοστικότητας και στην πληρέστερη υλοποίηση της αρχής της βαθμιαίας απόσυρσης της υποστήριξης.

Τα συμπεράσματα του κεφαλαίου οργανώνονται με τρόπο που αντανακλά τη δομή των αποτελεσμάτων (κεφ. 7). Αρχικά παρουσιάζονται τα ποσοτικά ευρήματα που προέκυψαν από την ανάλυση των συνεδριών, στη συνέχεια ακολουθεί η ποιοτική αποτίμηση με βάση τα κριτήρια της διδακτικής σκαλωσιάς, έπειτα εξετάζονται τα δεδομένα από τα ερωτηματολόγια και τις ανοικτές απαντήσεις των αξιολογητών και τέλος συνοψίζονται οι κεντρικές διαπιστώσεις που αναδεικνύουν τη συνεισφορά του PhysicsBot τόσο σε παιδαγωγικό όσο και σε τεχνολογικό επίπεδο.

8.2 Συζήτηση

8.2.1 Ποσοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

Πλήθος Μηνυμάτων Συνεδρίας

Η ανάλυση του πλήθους στροφών διαλόγου (turns) ανά συνεδρία αποτέλεσε βασικό δείκτη εμπλοκής των χρηστών με το PhysicsBot (ενότητα 7.2.1). Τα αποτελέσματα κατέδειξαν ότι η μέση τιμή και η διάμεσος του πλήθους στροφών ήταν σαφώς υψηλότερες στην έκδοση V1.2 σε σύγκριση με την V1.1. Ο έλεγχος Mann-Whitney U επιβεβαίωσε ότι η διαφορά αυτή είναι στατιστικά σημαντική ($U = 819.00$, $p < 0.0001$).

Παιδαγωγικά, η αύξηση στο πλήθος των μηνυμάτων ερμηνεύεται ως ένδειξη ενεργότερης εμπλοκής των χρηστών και πλουσιότερης αλληλεπίδρασης. Η αναβαθμισμένη εκδοχή (V1.2) φαίνεται να ενθάρρυνε τους χρήστες να συμμετέχουν πιο εντατικά, υποβάλλοντας περισσότερες ερωτήσεις και διατηρώντας μακρύτερη συνομιλία με το σύστημα. Το εύρημα αυτό συνάδει με την προσδοκία ότι η ενσωμάτωση πιο σύνθετων στρατηγικών διδακτικής σκαλωσιάς οδηγεί σε παρατεταμένη γνωστική ενασχόληση και σε εμβάθυνση στη μαθησιακή διαδικασία.

Ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι ο συντελεστής μεταβλητότητας (CV) παρέμεινε σταθερός και στις δύο εκδόσεις γύρω στο 0.3, στοιχείο που υποδηλώνει μια σταθερή ανομοιογένεια μεταξύ χρηστών ως προς τον βαθμό συμμετοχής. Ορισμένοι χρήστες περιορίστηκαν σε σύντομες και λιγότερο συχνές παρεμβάσεις, ενώ άλλοι ανέπτυξαν πιο εκτενείς και συνεχείς συνομιλίες με το σύστημα. Η σταθερότητα του CV δείχνει ότι η αναβάθμιση βελτίωσε τη μέση εμπλοκή, αλλά δεν εξάλειψε τη διαφοροποίηση στα προφίλ χρηστών. Παιδαγωγικά, αυτό αντανακλά το γεγονός ότι οι χρήστες διαφέρουν ως προς τα κίνητρα, τις δεξιότητες και τον τρόπο αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον μάθησης. Συνεπώς, το PhysicsBot καλείται να συνεχίσει να αναπτύσσει μηχανισμούς που λαμβάνουν υπόψη αυτήν την ποικιλομορφία, ώστε η σκαλωσιά να παραμένει ουσιαστικά εξατομικευμένη.

Συνολικά, το πλήθος των μηνυμάτων μπορεί να θεωρηθεί ως ποσοτικός δείκτης εμπλοκής, ο οποίος υποδηλώνει ότι η μετάβαση από την έκδοση V1.1 στην V1.2 βελτίωσε ουσιαστικά την ποιότητα της παιδαγωγικής αλληλεπίδρασης, ενώ ταυτόχρονα ανέδειξε τη

σταθερή ύπαρξη ετερογένειας μεταξύ χρηστών.

Έκταση Μηνυμάτων Συνεδρίας

Η ανάλυση της σχετικής συμμετοχής σε χαρακτήρες μεταξύ χρήστη και PhysicsBot έδειξε ότι, παρά την αύξηση στη μέση έκταση των μηνυμάτων του χρήστη στην έκδοση V1.2, η συνολική αναλογία δεν διαφοροποιήθηκε σημαντικά (ενότητα 7.2.2). Συγκεκριμένα, το ποσοστό συμμετοχής του χρήστη αυξήθηκε από 6.5% στην V1.1 σε 8.1% στην V1.2, ενώ το αντίστοιχο ποσοστό του PhysicsBot μειώθηκε από 92.5% σε 90.9%. Ωστόσο, ο έλεγχος Mann--Whitney U έδειξε ότι η διαφορά δεν είναι στατιστικά σημαντική ($U = 522.00$, $p = 0.1986$).

Η μη επαλήθευση της υπόθεσης υποδηλώνει ότι, παρότι οι χρήστες στην αναβαθμισμένη έκδοση παρήγαγαν εκτενέστερα μηνύματα, το PhysicsBot συνέχισε να κατέχει τον κυρίαρχο ρόλο στην επικοινωνία. Αυτό σημαίνει ότι η αλληλεπίδραση εξακολουθεί να έχει έντονα καθοδηγητικό χαρακτήρα, με το σύστημα να παρέχει εκτενείς εξηγήσεις και ανατροφοδότηση, ενώ οι χρήστες περιορίζονται σε μικρότερο ποσοστό λόγου.

Παιδαγωγικά, η εικόνα αυτή μπορεί να ερμηνευθεί με δύο τρόπους. Από τη μία πλευρά, η αυξημένη έκταση λόγου του παιδαγωγικού πράκτορα αντανακλά την προσπάθειά του να παρέχει επεξηγήσεις και καθοδήγηση. Από την άλλη πλευρά, το σχετικά περιορισμένο ποσοστό συμμετοχής των χρηστών υποδηλώνει ότι το PhysicsBot δεν έχει καταφέρει ακόμη να εξισορροπήσει πλήρως την αλληλεπίδραση, ενθαρρύνοντας πιο εκτενή και αυτόνομη συνεισφορά από την πλευρά τους. Η πρόκληση που αναδεικνύεται, επομένως, αφορά την εύρεση της κατάλληλης ισορροπίας ανάμεσα στην αναγκαία υποστήριξη και στην ενεργητική συμμετοχή των χρηστών, ώστε η σκαλωσιά να οδηγεί σταδιακά σε μεγαλύτερη αυτονόμηση.

Εκτίμηση της Διάρκειας της Συνεδρίας

Η εκτίμηση της διάρκειας των διαλογικών συνεδριών βασίστηκε στο περιεχόμενο των μηνυμάτων και υπολογίστηκε μέσω συνδυασμού του χρόνου ανάγνωσης, συγγραφής και γνωστικής επεξεργασίας. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η μέση διάρκεια συνεδρίας ανήλθε στα 10.15 λεπτά με τυπική απόκλιση 3.93 λεπτά. Η αύξηση αυτή είναι συμβατή με

την αντίστοιχη αύξηση στο πλήθος μηνυμάτων ανά συνεδρία, γεγονός που επιβεβαιώνει την αλληλεξάρτηση των δύο δεικτών (ενότητα 7.2.3).

Ο μέσος χρόνος διάρκειας συνεδρίας, ο οποίος πλησιάζει τα δέκα λεπτά, αποτελεί σημαντική πληροφορία για την αποτίμηση της εμπειρίας χρήσης. Ο χρόνος αυτός θεωρείται σχετικά υψηλός για μια αλληλεπίδραση με ψηφιακό παιδαγωγικό πράκτορα, ιδιαίτερα αν ληφθεί υπόψη ότι οι χρήστες χρειάστηκε να αφιερώσουν επιπλέον χρόνο για τη συμπλήρωση του ερωτηματολογίου που ακολουθούσε. Το εύρημα αυτό υποδηλώνει ότι οι χρήστες δεν περιορίστηκαν σε σύντομες, επιφανειακές ανταλλαγές, αλλά αφιέρωσαν ουσιαστικό χρόνο για να εμπλακούν στη διαδικασία, γεγονός που συνδέεται με βαθύτερη γνωστική εμπλοκή και αυξημένη διάθεση συμμετοχής.

Κατανομή Μηνυμάτων ανά Παιδαγωγικό Ρόλο

Η ανάλυση της κατανομής των μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο στην έκδοση V1.2 ανέδειξε διαφοροποιημένη συμμετοχή μεταξύ των πέντε ρόλων. Ο Ρόλος 1 παρουσίασε απόλυτη σταθερότητα με ένα μόνο μήνυμα σε κάθε συνεδρία, γεγονός που επιβεβαιώνει τον τυποποιημένο χαρακτήρα της φάσης εισαγωγής. Οι Ρόλοι 2 και 3 συγκέντρωσαν τον μεγαλύτερο αριθμό μηνυμάτων, με μέσους όρους 4.86 και 5.46 αντίστοιχα, και αποτελούν τις φάσεις όπου αναπτύχθηκε η εντονότερη αλληλεπίδραση. Ο Ρόλος 4 εμφάνισε χαμηλότερο μέσο όρο (3.43 μηνύματα), ενώ ο Ρόλος 5 κατέγραψε μέση τιμή 4.30, υποδεικνύοντας μέτρια συμμετοχή στο στάδιο ολοκλήρωσης (ενότητα 7.2.4).

Παιδαγωγικά, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η κύρια δυναμική της σκαλωσιάς εντοπίζεται στις φάσεις διερεύνησης και ανάλυσης (Ρόλοι 2 και 3), όπου οι χρήστες εμπλέκονται ενεργά σε ερωταποκρίσεις και διασαφήνιση εννοιών. Ο περιορισμένος αριθμός μηνυμάτων στον Ρόλο 4 υποδηλώνει ότι η φάση της καθοδηγούμενης πρακτικής ή του αναστοχασμού ήταν λιγότερο αναπτυγμένη, ενώ ο Ρόλος 5 κατέδειξε μια πιο μέτρια αλλά ουσιαστική συμβολή στην ολοκλήρωση και αυτονόμηση του χρήστη. Η σημαντική διασπορά που παρατηρείται σε Ρόλους 2 έως 4 δείχνει ότι ο πράκτορας προσαρμόστηκε σε διαφορετικά προφίλ χρηστών, παρέχοντας άλλοτε περισσότερη και άλλοτε λιγότερη σκαλωσιά, ανάλογα με τις ανάγκες της κάθε συνεδρίας (Σχήμα 7.12).

Κατανομή Μορφών Υποστήριξης

Η κατανομή των μορφών υποστήριξης (ενότητα 7.2.5) αναδεικνύει μια σαφή μετατόπιση στη στρατηγική παρέμβασης του PhysicsBot μεταξύ των εκδόσεων V1.1 και V1.2. Στην πρώτη έκδοση, σημαντικό μέρος της υποστήριξης αφορούσε την παροχή νέων εννοιών (19.0%), την άμεση καθοδήγηση (7.3%) και την παροχή παραδειγμάτων (17.5%). Στην αναβαθμισμένη έκδοση, τα ποσοστά αυτά μειώθηκαν αισθητά (14.1%, 2.0% και 10.6% αντίστοιχα), γεγονός που δείχνει περιορισμό της «μετωπικής» διδασκαλίας και της άμεσης παροχής γνώσης.

Αντίθετα, ενισχύθηκαν οι πιο ενεργητικές μορφές υποστήριξης. Οι καθοδηγητικές ερωτήσεις αυξήθηκαν από 26.3% σε 38.1%, αποτελώντας την κυρίαρχη μορφή σκαλωσιάς στη V1.2, ενώ η ανατροφοδότηση ενισχύθηκε από 29.0% σε 34.5%. Η μικρή κατηγορία των υποδείξεων παρέμεινε σε οριακά ποσοστά (περίπου 1%).

Παιδαγωγικά, το γράφημα υποδηλώνει ότι η αναβάθμιση του παιδαγωγικού πράκτορα οδήγησε σε μια στροφή από την παθητική λήψη γνώσης προς την ενεργητική συμμετοχή του χρήστη. Η μείωση στις άμεσες παρεμβάσεις και η αύξηση στις καθοδηγητικές ερωτήσεις και στην ανατροφοδότηση ευθυγραμμίζονται με τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς διότι η λιγότερη έτοιμη γνώση οδηγεί σε περισσότερες ευκαιρίες για διερεύνηση και κατ' επέκταση σε ενεργό οικοδόμηση και ενίσχυση της σκέψης. Το εύρημα αυτό αντανακλά το γεγονός ότι το PhysicsBot στη V1.2 υιοθέτησε μια περισσότερο διερευνητική και συνεργατική λογική, δίνοντας έμφαση στην αλληλεπίδραση και στην προοδευτική αυτονόμηση του χρήστη.

Προοδευτική Αύξηση της Δυσκολίας των Ερωτήσεων

Το γράφημα της συγκριτικής κατανομής δυσκολίας ερωτήσεων (σχήμα 7.14, ενότητα 7.2.6) δείχνει σαφείς διαφοροποιήσεις μεταξύ των εκδόσεων V1.1 και V1.2. Στην έκδοση V1.1 η πλειονότητα των ερωτήσεων εντοπίζεται στο επίπεδο δυσκολίας 3 (52.3%), ενώ στην έκδοση V1.2 το βάρος μετατοπίζεται κυρίως στο επίπεδο 2 (56.1%). Παράλληλα, οι πολύ εύκολες ερωτήσεις (επίπεδο 1) μειώνονται από 11.4% σε 4.7%, ενώ παρατηρείται μια μικρή αύξηση των πιο απαιτητικών ερωτήσεων (επίπεδο 4 από 2.3% σε 5.0%). Το επίπεδο 5 παραμένει ουσιαστικά αχρησιμοποίητο (0-0.5%).

Παιδαγωγικά, τα αποτελέσματα αυτά δείχνουν ότι η αναβαθμισμένη έκδοση V1.2 ακολούθησε μια περισσότερο ελεγχόμενη στρατηγική κλιμάκωσης της δυσκολίας. Η αύξηση των ερωτήσεων μέτριας ευκολίας (επίπεδο 2) λειτουργεί ως εισαγωγικό στάδιο, μειώνοντας το γνωστικό άγχος και διευκολύνοντας την προοδευτική εμπλοκή του χρήστη. Η μείωση των πολύ εύκολων ερωτήσεων (επίπεδο 1) υποδηλώνει ότι το σύστημα δεν περιορίστηκε σε επιφανειακές προκλήσεις, ενώ η ήπια αύξηση των πιο δύσκολων ερωτήσεων (επίπεδο 4) ενισχύει την έννοια της κλιμακωτής σκαλωσιάς. Συνολικά, η V1.2 δεν κινήθηκε προς τα άκρα της υπερβολικά χαμηλής ή υπερβολικά υψηλής δυσκολίας, αλλά διατήρησε τις ερωτήσεις εντός της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης, υποστηρίζοντας τη σταδιακή γνωστική πρόοδο.

Η ανάλυση της χρονικής κατανομής των ερωτήσεων ανάλογα με το επίπεδο δυσκολίας (σχήμα 7.15) ανέδειξε σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των εκδόσεων V1.1 και V1.2. Στην έκδοση V1.1 τόσο οι «εύκολες» (βαθμοί δυσκολίας 1–2) όσο και οι «δύσκολες» ερωτήσεις (βαθμοί δυσκολίας 3–5) κατανέμονταν χωρίς σαφή προοδευτική λογική, εμφανιζόμενες διάσπαρτα σε όλη τη διάρκεια της συνεδρίας. Η έλλειψη αυτής της δομής είχε ως αποτέλεσμα οι χρήστες να εκτίθενται σε ερωτήσεις διαφορετικής δυσκολίας με μη προβλέψιμη ακολουθία, γεγονός που ενδέχεται να δυσχέραινε τη σταδιακή οικοδόμηση της γνώσης.

Αντίθετα, στην έκδοση V1.2 διαπιστώνεται μια πιο οργανωμένη και προοδευτική δομή. Οι «εύκολες» ερωτήσεις συγκεντρώνονται κυρίως στην αρχή της συνεδρίας, λειτουργώντας ως στάδιο γνωστικής ενεργοποίησης και προετοιμασίας, ενώ οι «δύσκολες» ερωτήσεις εμφανίζονται σε μεταγενέστερες φάσεις, κορυφώνοντας προς το τέλος της αλληλεπίδρασης. Η μετατόπιση αυτή συνάδει με την παιδαγωγική αρχή της σκαλωσιάς, σύμφωνα με την οποία η μάθηση προωθείται καλύτερα όταν οι χρήστες ξεκινούν με πιο προσιτές προκλήσεις και οδηγούνται σταδιακά σε πιο απαιτητικές γνωστικές δραστηριότητες.

Παιδαγωγικά, το εύρημα αυτό επιβεβαιώνει ότι η αναβαθμισμένη έκδοση του παιδαγωγικού πράκτορα εφαρμόζει με μεγαλύτερη συνέπεια τη λογική της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης, δηλαδή παρέχει αρχικά υποστηρικτικά ερεθίσματα και στη συνέχεια αυξάνει σταδιακά το επίπεδο δυσκολίας, ενθαρρύνοντας την αυτονόμηση και την εμβάθυνση. Δεν πρόκειται απλώς για αύξηση της δυσκολίας, αλλά για ορθό χρονισμό της δυσκολίας μέσα

στη συνεδρία, στοιχείο που αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την αποτελεσματικότητα της σκαλωσιάς.

8.2.2 Ποιοτική Ανάλυση Δεδομένων Συνεδριών

Η ποιοτική ανάλυση των δεδομένων συνεδριών παρείχε ουσιαστικές ενδείξεις για τον τρόπο με τον οποίο το *PhysicsBot* υλοποιεί στην πράξη τα κριτήρια σκαλωσιάς που ορίστηκαν στο θεωρητικό πλαίσιο (ενότητα 3.3.5). Μέσα από επιλεγμένα παραδείγματα (ενότητα 7.3), αναδείχθηκαν οι εξής βασικές παιδαγωγικές παρατηρήσεις:

- Εντοπισμός και διαχείριση σημείων δυσκολίας (κριτήρια 1.3, 2.2): Το *PhysicsBot* εντοπίζει έγκαιρα γνωστικές ασάφειες ή λανθασμένες αντιλήψεις και παρεμβαίνει με ευγενική διόρθωση, εμπλουτισμένη επεξήγηση και εναλλακτικές διατυπώσεις. Συχνά αξιοποιεί μνημονικές στρατηγικές ή απλά παραδείγματα για να διευκολύνει την κατανόηση.

- Συνεχής αξιολόγηση και ρύθμιση της δυσκολίας (κριτήριο 2.1): Οι παρεμβάσεις δείχνουν ότι το σύστημα αξιολογεί δυναμικά το επίπεδο γνώσεων του χρήστη και αυξάνει ή μειώνει την πολυπλοκότητα των ερωτήσεων αναλόγως. Η στρατηγική αυτή ευθυγραμμίζεται με την αρχή της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης, αποφεύγοντας τόσο την υπο- όσο και την υπερ-πρόκληση.

- Προσαρμογή στο προφίλ του χρήστη (κριτήριο 4.1): Η αλληλεπίδραση προσαρμόζεται σε πραγματικό χρόνο με βάση τις απαντήσεις και τις αντιδράσεις του χρήστη, αξιοποιώντας την προϋπάρχουσα γνώση (όπως αυτή προκύπτει απο το ιστορικό της συνεδρίας) ως εφαλτήριο για περαιτέρω εμβάθυνση.

- Διαφοροποίηση μορφών υποστήριξης (κριτήριο 4.2): Το *PhysicsBot* εναλλάσσει τρόπους παρέμβασης, από επεξηγήσεις και παραδείγματα, μέχρι διερευνητικές ερωτήσεις και αφηγηματικές αναλογίες, ώστε να διατηρεί την εμπλοκή και να εξυπηρετεί διαφορετικά μαθησιακά στυλ.

- Εναλλαγή στρατηγικών καθοδήγησης (κριτήριο 4.3): Σε περιπτώσεις όπου μια αρχική προσέγγιση δεν αποδίδει, το σύστημα μεταβαίνει σε εναλλακτικές στρατηγικές, προσαρμόζοντας το βάθος και το ύφος της εξήγησης στις ανάγκες του χρήστη.

- Ενίσχυση αυτενέργειας και μεταγνώσης (κριτήριο 3.2, 3.4): Το *PhysicsBot* δίνει χώρο στον χρήστη να επιχειρήσει πριν παρέμβει, ζητά επαναδιατύπωση σωστών απαντήσεων και προκαλεί αναστοχασμό για τη διαδικασία μάθησης, ενισχύοντας την αυτοπεποίθηση και την κριτική σκέψη.

- Περιορισμοί στη μείωση καθοδήγησης (κριτήριο 3.1): Παρά τις ποικίλες στρατηγικές, η σταδιακή απόσυρση της υποστήριξης δεν εφαρμόζεται πάντα επαρκώς. Σε αρκετές περιπτώσεις, η καθοδήγηση παραμένει υψηλή ακόμη και στα τελικά στάδια της συνεδρίας, κάτι που υποδηλώνει ανάγκη βελτιστοποίησης των μηχανισμών fading.

Η ποιοτική ανάλυση επιβεβαιώνει ότι το *PhysicsBot* εφαρμόζει με συνέπεια τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς, επιδεικνύοντας ευελιξία, προσαρμοστικότητα και πολυμορφία στην υποστήριξη. Ωστόσο, ορισμένες διαστάσεις, όπως η σταδιακή μείωση της καθοδήγησης, αποτελούν πεδία για περαιτέρω ανάπτυξη, ώστε η σκαλωσιά να υπηρετεί με ακόμη μεγαλύτερη συνέπεια την αυτονόμηση του χρήστη.

8.2.3 Ποσοτική Ανάλυση Απαντήσεων Ερωτηματολογίων

Δείκτες Σκαλωσιάς

Σύγκριση Μεταξύ Εκδόσεων Η συγκριτική ανάλυση των απαντήσεων στις ερωτήσεις Ν.1–Ν.7 του ερωτηματολογίου σκαλωσιάς (σχήμα 7.16) ανέδειξε ότι οι μέσες τιμές παραμένουν υψηλές και στις δύο εκδόσεις του *PhysicsBot*, χωρίς όμως να καταγράφεται μια σαφής ανοδική πορεία από την V1.1 στη V1.2. Σε ορισμένες ερωτήσεις παρατηρείται μικρή βελτίωση στην αναβαθμισμένη έκδοση (π.χ. Ν.2, Ν.3, Ν.7), ενώ σε άλλες καταγράφεται ελαφρά πτώση (π.χ. Ν.4, Ν.5). Η συνολική εικόνα διαφοροποιείται από τα αποτελέσματα της ποσοτικής ανάλυσης των συνεδριών, όπου η βελτίωση της V1.2 ήταν πιο καθαρή και έντονη.

Η φαινομενική αυτή απόκλιση μπορεί να αποδοθεί σε διάφορους παράγοντες. Πρώτον, το δείγμα της V1.1 ήταν μικρό (N=12) και πιλοτικό, σε αντίθεση με το μεγαλύτερο δείγμα της V1.2 (N=31), γεγονός που ενδέχεται να επηρέασε τις μέσες τιμές και τη διακύμανση. Δεύτερον, η V1.1 υλοποιήθηκε σε μια χρονική στιγμή όπου υπήρχε έντονος

ενθουσιασμός για τη νέα τεχνολογία των LLMs, πιθανόν επηρεάζοντας θετικά τις αξιολογήσεις λόγω του φαινομένου του νεοτερισμού. Τρίτον, οι συμμετέχοντες ήταν διαφορετικοί στις δύο εκδόσεις, οπότε οι απαντήσεις στη V1.2 δεν βασίζονταν σε άμεση σύγκριση με την προηγούμενη έκδοση. Τέταρτον, οι παράμετροι της σκαλωσιάς απαιτούν αρκετές και ποικίλες αλληλεπιδράσεις ώστε να αναδειχθούν επαρκώς. Δεδομένου ότι κάθε συνεδρία είχε μέσο χρόνο περίπου δέκα λεπτά, το έργο των συμμετεχόντων να αξιολογήσουν όλες τις διαστάσεις της σκαλωσιάς ήταν απαιτητικό και χρονοβόρο.

Συνεπώς, τα ευρήματα των ερωτηματολογίων δεν θα πρέπει να θεωρηθούν αντιφατικά σε σχέση με την ποσοτική ανάλυση των συνεδριών, αλλά συμπληρωματικά. Τα ερωτηματολόγια αποτυπώνουν την υποκειμενική αντίληψη των συμμετεχόντων, η οποία επηρεάζεται από το μέγεθος και τα χαρακτηριστικά του δείγματος, από το συγκείμενο της εμπειρίας και από τον χρόνο αλληλεπίδρασης. Αντίθετα, οι δείκτες των συνεδριών καταγράφουν αντικειμενικά δεδομένα αλληλεπίδρασης. Ο συνδυασμός των δύο πηγών πληροφορίας παρέχει μια πιο ισορροπημένη κατανόηση, τα ερωτηματολόγια δείχνουν ότι και οι δύο εκδόσεις έγιναν θετικά αποδεκτές, ενώ η ανάλυση συνεδριών καταδεικνύει πιο καθαρά τη βελτίωση της V1.2 ως προς την εμπλοκή και την ποιότητα της σκαλωσιάς.

Επιβεβαιωτική Ανάλυση Παραγόντων V1.2 Η επιβεβαιωτική ανάλυση παραγόντων εφαρμόστηκε στα δεδομένα της Έκδοσης V1.2 με στόχο την εμπειρική επαλήθευση του θεωρητικού μοντέλου τριών παραγόντων που περιγράφει τη δομή του ερωτηματολογίου (ενότητα 7.4.1). Τα αποτελέσματα των δεικτών προσαρμογής του μοντέλου υποδηλώνουν συνολικά ικανοποιητική προσαρμογή στα δεδομένα: ο δείκτης CFI ανήλθε σε 0.976 και ο TLI σε 0.955, τιμές που υπερβαίνουν το ελάχιστο αποδεκτό όριο των 0.95. Ο δείκτης RMSEA παρουσίασε τιμή 0.055, εντός του εύρους καλής προσαρμογής ($\leq$0.06), ενώ ο δείκτης SRMR ισοδυναμούσε με τιμή 0.081, δηλαδή οριακά εντός αποδεκτών τιμών ($\leq$0.08).

Οι τιμές αυτές ενισχύουν την εγκυρότητα της θεωρητικής ομαδοποίησης των ερωτήσεων και υποστηρίζουν την εσωτερική συνεκτικότητα της κλίμακας. Με άλλα λόγια, η CFA δείχνει ότι οι απαντήσεις των συμμετεχόντων «ταιριάζουν» με τη θεωρητική υπόθεση πως οι ερωτήσεις οργανώνονται σε τρεις διακριτές διαστάσεις: «Ζώνη Επικείμενης Ανάπτυξης (ZEA) + Προσαρμοστικότητα», «Βαθμιαία Ανεξαρτησία» και «Συνεργατική

Μάθηση». Η εύρεση αυτών των παραγόντων σημαίνει ότι οι ερωτήσεις μέτρησαν πράγματι τις παιδαγωγικές αρχές που είχαν σχεδιαστεί και δεν αποτυπώνουν τυχαία ή ετερόκλητα χαρακτηριστικά.

Παιδαγωγικά, το εύρημα αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό διότι αφενός επιβεβαιώνει ότι η θεωρητική σύλληψη της σκαλωσιάς μεταφράστηκε επιτυχώς σε αξιόπιστες μετρήσεις, και αφετέρου παρέχει ισχυρή ένδειξη ότι οι διαστάσεις της προσαρμοστικότητας, της σταδιακής αυτονόμησης και της συνεργατικής μάθησης μπορούν να αναγνωριστούν και να αξιολογηθούν εμπειρικά σε ένα περιβάλλον αλληλεπίδρασης με παιδαγωγικό πράκτορα. Έτσι, η ανάλυση δεν περιορίζεται μόνο στην καταγραφή θετικών αξιολογήσεων, αλλά δείχνει ότι υπάρχει ουσιαστική και μετρήσιμη διάκριση των τρόπων με τους οποίους ο PhysicsBot υποστήριξε τους χρήστες.

Δείκτες Αξιολόγησης Εκπαιδευτικού Εργαλείου

Εσωτερικής Συνέπειας και Περιγραφικά Στατιστικά Τα αποτελέσματα της ενότητας 7.8 αποτυπώνουν ένα συνεκτικό και θετικό προφίλ αξιολόγησης του *PhysicsBot* από τους ειδικούς. Οι μέσες τιμές, που κυμαίνονται γύρω ή πάνω από το 3.9 σε κλίμακα πέντε βαθμών, καταδεικνύουν ότι η πλειονότητα των αξιολογητών συμφωνεί ή συμφωνεί απόλυτα με τις θετικές διατυπώσεις των ερωτήσεων. Η σταθερότητα των διαμέσων στο 4.0 και οι χαμηλές τυπικές αποκλίσεις υποδηλώνουν μικρή διασπορά στις απαντήσεις και συνεπώς συγκλίνουσα κρίση για την εκπαιδευτική αξία του συστήματος.

Από παιδαγωγική σκοπιά, η υψηλή συνοχή στις αξιολογήσεις δείχνει ότι οι διαφορετικές διαστάσεις της εμπειρίας (απόκτηση και εφαρμογή γνώσης, επιβεβαίωση προσδοκιών, αντιληπτή χρησιμότητα, πρόθεση υιοθέτησης) δεν λειτουργούν αποκομμένα, αλλά αλληλοενισχύονται. Οι ειδικοί φαίνεται να αντιλαμβάνονται το *PhysicsBot* ως εργαλείο που συνδυάζει αποτελεσματικά την παροχή έγκυρου περιεχομένου με την υποστήριξη της μαθησιακής διαδικασίας.

Οι συντελεστές Cronbach's α (Πίνακας 7.9) ενισχύουν αυτή την εικόνα, καθώς οι τιμές τους κυμαίνονται από 0.713 έως 0.906 για τις επιμέρους υποκλίμακες και φτάνουν το 0.925 για το σύνολο του εργαλείου. Αυτό σημαίνει ότι τα ερωτήματα κάθε διάστασης μετρούν συνεκτικά το ίδιο υποκείμενο χαρακτηριστικό και ότι η συνολική κλίμακα είναι ιδιαίτερα αξιόπιστη για την αποτίμηση της εκπαιδευτικής αξίας. Η ελαφρώς χαμηλότερη

τιμή στην «Εφαρμογή Γνώσης» (0.713) ενδέχεται να αντανακλά τη μεγαλύτερη ποικιλία στις αντιλήψεις των αξιολογητών ως προς την ικανότητα του συστήματος να ενισχύει την εφαρμογή εννοιών σε νέα πλαίσια, στοιχείο που θα μπορούσε να αποτελέσει άξονα περαιτέρω διερεύνησης.

Εσωτερικής Συνάφειας Υποκλιμάκων Η ανάλυση των συσχετίσεων (Πίνακας 7.10) αναδεικνύει σημαντικές παιδαγωγικές σχέσεις μεταξύ ορισμένων διαστάσεων του ερωτηματολογίου. Η ισχυρή συσχέτιση μεταξύ *Απόκτησης Γνώσης* (ΚΑ) και *Επιβεβαίωσης Προσδοκιών* (ΕC) ($r = 0.72$) υποδηλώνει ότι, όταν οι χρήστες θεωρούν ότι αποκόμισαν νέα γνώση, τείνουν επίσης να θεωρούν ότι το εργαλείο ικανοποίησε ή υπερέβη τις προσδοκίες τους. Αντίστοιχα, η υψηλή συσχέτιση μεταξύ *Αντιληπτής Χρησιμότητας* (PU) και *Πρόθεσης Υιοθέτησης* (CUS) ($r = 0.69$) φανερώνει ότι η αντίληψη για την πρακτική αξία του *PhysicsBot* συνδέεται στενά με την προθυμία ένταξής του σε μελλοντικές εκπαιδευτικές πρακτικές.

Οι υπόλοιπες συσχετίσεις κυμαίνονται σε χαμηλότερα επίπεδα (0.28–0.56), στοιχείο που υποδηλώνει σχετική αυτονομία μεταξύ των διαστάσεων. Αυτό είναι θετικό, καθώς δείχνει ότι το ερωτηματολόγιο καταγράφει διακριτές πτυχές της εμπειρίας χρήσης και δεν μετρά επαναληπτικά το ίδιο φαινόμενο. Η μέτρια συσχέτιση μεταξύ *Εφαρμογής Γνώσης* (ΚΑΡ) και των άλλων παραγόντων μπορεί να αντανακλά ότι η ικανότητα εφαρμογής εννοιών σε νέα πλαίσια είναι πιο εξειδικευμένη δεξιότητα και ενδέχεται να επηρεάζεται από επιμέρους χαρακτηριστικά του χρήστη ή της συνεδρίας.

Το εύρος τιμών μέσου όρου ανά υποκλίμακα (Πίνακας 7.11) δείχνει ότι, παρότι η πλειονότητα των αξιολογήσεων βρίσκεται σε υψηλά επίπεδα (3.0 και άνω), υπάρχει διαφοροποίηση στις κρίσεις των συμμετεχόντων. Αυτό αντανακλά την ύπαρξη ποικιλίας στις εμπειρίες αλληλεπίδρασης με το *PhysicsBot* και πιθανώς σχετίζεται με παράγοντες όπως η προηγούμενη εξοικείωση με την τεχνολογία, οι προσωπικές διδακτικές προτιμήσεις και ο βαθμός πολυπλοκότητας των θεμάτων που συζητήθηκαν σε κάθε συνεδρία.

Ασυμμετρία και Κύρτωση Η ανάλυση των δεικτών ασυμμετρίας και κύρτωσης (Πίνακας 7.12) δείχνει ότι, για τη συντριπτική πλειονότητα των ερωτήσεων, οι απαντήσεις κατανέμονται με τρόπο που προσεγγίζει την κανονικότητα. Αυτό επιτρέπει την αξιόπι-

στη χρήση παραμετρικών στατιστικών δεικτών, αλλά έχει και παιδαγωγική σημασία: η κατανομή των απαντήσεων υποδηλώνει ότι οι αξιολογητές εκφράζουν μια ευρεία γκάμα απόψεων, χωρίς υπερβολική συγκέντρωση σε ακραίες τιμές.

Οι εξαιρέσεις που εμφανίζουν αρνητική ασυμμετρία και υψηλή κύρτωση (Q8, Q16, Q17, Q18) υποδηλώνουν πολύ υψηλά επίπεδα συμφωνίας, με λίγες ενδιάμεσες απαντήσεις. Αυτό πιθανόν αντανακλά ισχυρή ομοφωνία των ειδικών σε κρίσιμες πτυχές της λειτουργίας του *PhysicsBot*. Για παράδειγμα, σε θέματα που σχετίζονται με την αντιληπτή χρησιμότητα, την ποιότητα της υποστήριξης ή την ικανότητα προσαρμογής στις ανάγκες του χρήστη. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η συγκέντρωση απαντήσεων στις υψηλές τιμές ενδέχεται να δείχνει ότι οι συγκεκριμένες διαστάσεις θεωρούνται ήδη πλήρως ικανοποιητικές και άρα δεν προκαλούν διαφοροποίηση στις κρίσεις των αξιολογητών.

Η υψηλή θετική ασυμμετρία που εμφανίζεται στην Q27 δείχνει την ύπαρξη συμμετεχόντων που αξιολόγησαν χαμηλότερα την πρόθεση υιοθέτησης ή παρόμοια διάσταση, παρότι η πλειονότητα παρέμεινε θετική. Αυτό το εύρημα μπορεί να υποδηλώνει ότι, ακόμη και σε περιβάλλον θετικής συνολικής αποδοχής, η πραγματική πρόθεση ενσωμάτωσης του *PhysicsBot* στην εκπαιδευτική πρακτική ενδέχεται να επηρεάζεται από εξωγενείς παράγοντες, όπως ο διαθέσιμος χρόνος, οι διδακτικές προτεραιότητες ή οι περιορισμοί της τεχνολογικής υποδομής.

Συνολικά, οι δείκτες αξιολόγησης καταδεικνύουν ότι το *PhysicsBot* διαθέτει υψηλή εκπαιδευτική αξία, όπως αυτή γίνεται αντιληπτή από τους ειδικούς, και παρουσιάζει σταθερή εσωτερική συνέπεια στις μετρήσεις των διαφορετικών διαστάσεων. Η ισχυρή συνάφεια μεταξύ κρίσιμων παραγόντων, όπως η απόκτηση γνώσης και η επιβεβαίωση προσδοκιών, ή η αντιληπτή χρησιμότητα και η πρόθεση υιοθέτησης, υποδηλώνει ότι το εργαλείο συνδυάζει γνωστικά και πρακτικά οφέλη με τρόπο που ενισχύει τη διάθεση ενσωμάτωσής του στην εκπαιδευτική πρακτική. Παράλληλα, η ύπαρξη διαφοροποίησης στις αξιολογήσεις ορισμένων διαστάσεων αναδεικνύει ότι η εμπειρία χρήσης μπορεί να επηρεάζεται από το προφίλ και τις συνθήκες κάθε συμμετέχοντα. Η μορφή κατανομής των απαντήσεων ενισχύει την εικόνα μιας κυρίαρχα θετικής στάσης, με ελάχιστες αλλά σημαντικές αποκλίσεις που προσφέρουν χρήσιμα σημεία ανατροφοδότησης για περαιτέρω βελτίωση. Η συνοχή και η εγκυρότητα του εργαλείου μέτρησης επιτρέπουν την ασφαλή αξιοποίηση των ευρημάτων αυτών για τον σχεδιασμό επόμενων εκδόσεων του *PhysicsBot*.

8.2.4 Ποιοτική Ανάλυση Ανοικτών Απαντήσεων

Η ποιοτική ανάλυση των ανοικτών απαντήσεων (ενότητα 7.5) αναδεικνύει ότι το *PhysicsBot* καταφέρνει να δημιουργήσει ένα μαθησιακό περιβάλλον με έντονη αίσθηση οικειότητας και υποστηρικτικής διάθεσης, όπου η προσαρμοστικότητα και η συνεχής εμπλοκή μέσω ερωτήσεων αποτελούν βασικούς μοχλούς ενεργοποίησης των χρηστών. Η θετική ανατροφοδότηση, η αξιοποίηση παραδειγμάτων από την καθημερινότητα και η διατήρηση συνοχής στη ροή του διαλόγου συντελούν στη διατήρηση του ενδιαφέροντος και στη σταδιακή οικοδόμηση εννοιολογικής κατανόησης.

Ταυτόχρονα, οι καταγεγραμμένες αδυναμίες επισημαίνουν κρίσιμες παιδαγωγικές προκλήσεις, όπως η ανάγκη βελτίωσης της ακρίβειας και της διαχείρισης των λανθασμένων απαντήσεων, η αποφυγή γνωστικής υπερφόρτωσης και η καλύτερη διάκριση μεταξύ ουσιαστικής κατανόησης και αποστήθισης. Επιπλέον, η περιορισμένη διαχείριση εκτός θεματικού πλαισίου υποδεικνύει την ανάγκη για μεγαλύτερη παιδαγωγική ευελιξία.

Οι προτάσεις βελτίωσης που προέκυψαν, όπως η ενσωμάτωση πολυμεσικών πόρων, η εισαγωγή μηχανισμών αξιολόγησης κατανόησης και η προσαρμογή της γλώσσας στο μαθησιακό επίπεδο, συνθέτουν ένα σαφές πλαίσιο εξέλιξης. Από παιδαγωγικής σκοπιάς, οι αλλαγές αυτές μπορούν να ενισχύσουν την εξατομίκευση, να διευρύνουν τις μορφές υποστήριξης και να προσφέρουν πιο ισορροπημένη γνωστική πρόκληση, ενισχύοντας τη συνολική αποτελεσματικότητα του *PhysicsBot* ως εργαλείου μάθησης.

8.3 Συμπεράσματα

Η ενότητα που ακολουθεί επιχειρεί να συνδέσει τα αποτελέσματα της παρούσας μελέτης με εκείνα που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία. Ειδικότερα, παρουσιάζονται ποσοτικές και ποιοτικές συγκρίσεις ανάμεσα στα ευρήματα που καταγράφηκαν κατά την αξιολόγηση του *PhysicsBot* και σε αντίστοιχες προσεγγίσεις που έχουν δημοσιευθεί σε πρόσφατες μελέτες. Η ανάλυση αυτή βασίζεται στις αρχές και τις διαστάσεις που αναπτύχθηκαν στην ανασκόπηση της ενότητας 4.4.2, όπου εξετάστηκε ο τρόπος με τον οποίο διαφορετικοί καθοδηγητικοί παιδαγωγικοί πράκτορες ενσωματώνουν τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς. Μέσα από τη συγκριτική αυτή διερεύνηση αναδεικνύονται τόσο οι ομοιότητες όσο και οι διαφορές των προσεγγίσεων, προσφέροντας ένα πιο ολοκλη-

ρωμένο πλαίσιο κατανόησης της θέσης και της συμβολής του *PhysicsBot* στη σχετική ερευνητική περιοχή.

Σύγκριση με Πράκτορες Βασισμένους σε Κανόνες

Οι παλαιότερες προσεγγίσεις παιδαγωγικών πρακτόρων στηρίχθηκαν κυρίως σε rule-based τεχνολογίες, όπου η αλληλεπίδραση οριζόταν από προκαθορισμένους κανόνες. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η μελέτη των Liu & Duan (2024) [183], η οποία βασίστηκε σε έναν παιδαγωγικό πράκτορα βασισμένο σε κανόνες, ο οποίος υλοποιούσε διαφορετικούς τύπους σκαλωσιάς (γνωστική, συναισθηματική, ή συνδυασμό των δύο) σε ένα πλαίσιο τυποποιημένων ερωτήσεων. Συγκεκριμένα, οι συμμετέχοντες απάντησαν σε ένα σύνολο 14 ερωτήσεων κλιμακούμενης δυσκολίας (4 χαμηλής, 5 μεσαίας και 5 υψηλής δυσκολίας) (ενότητα 4.4.2). Το μόνο στοιχείο που διαφοροποιούνταν μεταξύ των ομάδων ήταν ο τρόπος απόκρισης του πράκτορα. Συγκεκριμένα, στην ομάδα KS παρείχε γνωστική υποστήριξη, στην ομάδα ES συναισθηματική ενθάρρυνση, ενώ στην ομάδα K&ES ενεργοποιούνταν και οι δύο μορφές σκαλωσιάς. Οι συγγραφείς κατέγραψαν ότι ο συνδυασμός γνωστικής και συναισθηματικής σκαλωσιάς (K&ES) οδήγησε σε καλύτερη απόδοση τόσο στις ερωτήσεις γνώσης όσο και στις ερωτήσεις μεταφοράς, επιβεβαιώνοντας τη σημασία της πολυδιάστατης υποστήριξης.

Στην περίπτωση του *PhysicsBot V1.2*, η λειτουργία αυτή είναι ενσωματωμένη εξαρχής διότι κάθε απόκριση του πράκτορα φέρει ταυτόχρονα στοιχεία γνωστικής και συναισθηματικής σκαλωσιάς, με διαφοροποίηση ανάλογα με τις ανάγκες του μαθητή (ενότητα 7.3). Σε αντίθεση με το πλαίσιο σταθερών ερωτήσεων της μελέτης Liu & Duan, οι ερωτήσεις στο *PhysicsBot* είναι ανοιχτού τύπου, μη προκαθορισμένες, και παράγονται δυναμικά μέσα στη ροή του διαλόγου. Παράλληλα, ακολουθείται μια προοδευτική κατανομή δυσκολίας, που ξεκινά από απλούστερα ερωτήματα και οδηγεί σε πιο σύνθετες διερευνήσεις (ενότητες 7.2.4 και 7.2.6). Η ακολουθία αυτή, ωστόσο, δεν είναι τυποποιημένη αλλά προσαρμόζεται στο εκάστοτε σενάριο και τις αποκρίσεις του χρήστη.

Το πλέον καθοριστικό στοιχείο διαφοροποίησης αφορά τον τρόπο εφαρμογής της σκαλωσιάς. Συγκεκριμένα, ενώ στο σύστημα των Liu & Duan η μορφή υποστήριξης καθορίζεται εξ αρχής από τον κανόνα που έχει τεθεί, στο *PhysicsBot* η μετάβαση μεταξύ παιδαγωγικών ρόλων υλοποιείται δυναμικά με βάση την εξέλιξη της συζήτησης. Η διαδι-

κασία αυτή καθιστά τη σκαλωσιά εξατομικευμένη και προσαρμοστική, αποτυπώνοντας με μεγαλύτερη πιστότητα την παιδαγωγική λογική της Ζώνης Επικείμενης Ανάπτυξης (ενότητα 7.2.5). Επομένως, ενώ το σύστημα των Liu & Duan παρέχει ένα ελεγχόμενο περιβάλλον για τη μελέτη της γνωστικής και συναισθηματικής σκαλωσιάς, το *PhysicsBot* υπερβαίνει αυτά τα όρια, προσφέροντας μια περισσότερο φυσική και εξατομικευμένη αλληλεπίδραση. Τα παραπάνω συγκριτικά συμπεράσματα συνοψίζονται στον Πίνακα 8.1.

Πίνακας 8.1: Συνοπτική σύγκριση της μελέτης Liu & Duan (2024) με το *PhysicsBot*.

Διάσταση	**Liu & Duan (2024)**	**PhysicsBot V1.2**
Τύπος ερωτήσεων	Σταθερές, κλειστού τύπου. Προκαθορισμένες 14 ερωτήσεις: 4 χαμηλής, 5 μεσαίας και 5 υψηλής δυσκολίας.	Ανοικτού τύπου, μη προκαθορισμένες. Παράγονται δυναμικά μέσα στη ροή της συζήτησης.
Δυσκολία	Κλιμάκωση σε τρία επίπεδα (χαμηλό → μεσαίο → υψηλό), ίδια για όλους τους συμμετέχοντες.	Προοδευτική αύξηση δυσκολίας μέσω ρόλων. Η κλιμάκωση δεν είναι τυποποιημένη αλλά προσαρμόζεται στις αποκρίσεις.
Μορφές σκαλωσιάς	Διακριτές κατηγορίες: γνωστική, συναισθηματική ή και τα δύο. Ενεργοποιούνται με βάση κανόνες.	Κάθε απόκριση ενσωματώνει ταυτόχρονα στοιχεία γνωστικής και συναισθηματικής υποστήριξης.
Τρόπος λειτουργίας	Σταθερή μορφή υποστήριξης ανά ομάδα (προκαθορισμένη από τον ερευνητή).	Η μετάβαση ρόλων γίνεται δυναμικά με βάση την πορεία της συζήτησης.
Εξατομίκευση	Περιορισμένη: όλοι οι συμμετέχοντες απαντούν στα ίδια ερωτήματα.	Υψηλή: οι ερωτήσεις και οι ρόλοι προσαρμόζονται στις ανάγκες και τις απαντήσεις του μαθητή.

Μια ακόμη χαρακτηριστική μελέτη είναι αυτή των Ng et al. (2024) [195], η οποία συγκρίνει δύο διαφορετικού τύπου πράκτορες, τον *SRLbot*, βασισμένο στο ChatGPT, και τον *Nemobot*, βασισμένο σε κανόνες. Στο πλαίσιο δέκα μαθημάτων Φυσικής για έννοιες της μηχανικής (δύναμη και κίνηση), οι μαθητές της πειραματικής ομάδας αλληλεπίδρα-

σαν με το SRLbot, ενώ η ομάδα ελέγχου χρησιμοποίησε τον rule-based Nemobot.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι μαθητές που εργάστηκαν με το SRLbot βελτίωσαν σημαντικά τις δεξιότητες αυτορρύθμισης, εμφάνισαν υψηλότερη παρακίνηση και καλύτερες επιδόσεις στη γνώση Φυσικής, σε σύγκριση με την ομάδα Nemobot. Ιδιαίτερο εύρημα αποτέλεσε το γεγονός ότι ο αριθμός των αλληλεπιδράσεων με τον SRLbot προέβλεπε ισχυρά τα σκορ αυτορρύθμισης, κάτι που δεν ίσχυε για τον Nemobot. Επιπλέον, η ποιοτική ανάλυση ανέδειξε ότι οι μαθητές εκτίμησαν την προσαρμοστικότητα και την προσωποποιημένη υποστήριξη του SRLbot, ενώ θεώρησαν τον Nemobot άκαμπτο και περιορισμένο, καθώς βασιζόταν σε προκαθορισμένες αποκρίσεις.

Συνολικά, τα συμπεράσματα των Ng et al. συνάδουν με αυτά που αναδείχθηκαν και στην παρούσα εργασία. Όπως και στο *PhysicsBot*, η μετάβαση από rule-based τεχνολογίες σε πράκτορες βασισμένους σε μεγάλα γλωσσικά μοντέλα προσφέρει σαφώς πλουσιότερη, πιο ευέλικτη και εξατομικευμένη σκαλωσιά, ενισχύοντας τόσο την εμπλοκή όσο και τα μαθησιακά αποτελέσματα. Η διαπίστωση αυτή ενισχύει την τεκμηρίωση ότι η υιοθέτηση τεχνολογιών τύπου ChatGPT συνιστά ποιοτική αναβάθμιση έναντι παραδοσιακών rule-based προσεγγίσεων.

Αναβάθμιση Πρακτόρων και Επίδραση στην Εμπλοκή

Η εμπλοκή των χρηστών αποτελεί κρίσιμο δείκτη της αποτελεσματικότητας ενός καθοδηγητικού πράκτορα. Σχετικές έρευνες έχουν δείξει ότι η βελτίωση της λειτουργικότητας και η ενσωμάτωση επιπλέον στρατηγικών υποστήριξης οδηγεί σε αύξηση του αριθμού ανταλλαγών και της διάρκειας συνεδρίας. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η μελέτη των Huang & Hew (2025) [190], όπου ο πράκτορας εξελίχθηκε από έναν απλό πράκτορα θέσπισης στόχων σε Συνοδό Μάθησης, ενσωματώνοντας στρατηγικές αυτορρύθμισης. Στην περίπτωση του *PhysicsBot*, η μετάβαση από την στατική εκδοχή V1.1 σε ένα δυναμικό σύστημα (V1.2) με μηχανισμό εναλλαγής ρόλων είχε αντίστοιχη επίδραση, καθώς αύξησε σημαντικά τόσο τον αριθμό των μηνυμάτων όσο και τον εκτιμώμενο χρόνο ενεργής εμπλοκής.

Παρά τις διαφορετικές στοχεύσεις, και οι δύο μελέτες επιχείρησαν να αποτυπώσουν την μαθησιακή εμπλοκή μέσα από ποσοτικούς δείκτες. Ειδικότερα, και στις δύο περιπτώσεις αναλύθηκε το πλήθος στροφών (ενότητα 7.2.1) (ανταλλαγές χρήστη - πράκτορα)

καθώς και ο χρόνος συνεδρίας (ενότητα 7.2.3). Ωστόσο, η μέθοδος μέτρησης του χρόνου διαφοροποιείται. Συγκεκριμένα, οι Huang & Hew βασίστηκαν σε *timestamps* από τα logs του πράκτορα, μετρώντας την απόλυτη διάρκεια από την πρώτη ως την τελευταία ανταλλαγή. Στο *PhysicsBot*, επειδή οι αλληλεπιδράσεις είναι εξ αποστάσεως και ο χρήστης μπορεί να πραγματοποιήσει παύσεις, επιλέξαμε να εκτιμήσουμε τον χρόνο έμμεσα, με βάση τον αριθμό των στροφών και την μέση διάρκεια παραγωγής μηνύματος. Αυτός ο τρόπος προσφέρει πιο αξιόπιστη εικόνα της ενεργής εμπλοκής και όχι απλώς του παθητικού χρόνου σύνδεσης.

Η αναβάθμιση στη δεύτερη έκδοση και στις δύο μελέτες είχε ως αποτέλεσμα σημαντική αύξηση της εμπλοκής. Στη μελέτη των Huang & Hew, ο καθοδηγητικός πράκτορας από έναν απλό πράκτορα θέσπισης στόχων εξελίχθηκε σε Συνοδό Μάθησης, που ενσωμάτωσε επιπλέον στρατηγικές (αναζήτηση βοήθειας, αυτοαξιολόγηση) και παρουσία διδάσκοντα, με αποτέλεσμα την εντυπωσιακή αύξηση των ανταλλαγών μηνυμάτων και της διάρκειας συνεδρίας. Στην παρούσα μελέτη, το *PhysicsBot* από μια στατική εκδοχή (V1.1) με βασικές μορφές σκαλωσιάς αναβαθμίστηκε σε δυναμικό σύστημα (V1.2) με μηχανισμό εναλλαγής ρόλων, γεγονός που επίσης αύξησε σημαντικά τον αριθμό των μηνυμάτων και τον εκτιμώμενο χρόνο εμπλοκής.

Η αριθμητική σύγκριση παρουσιάζεται στους Πίνακες 8.2 και 8.3. Ο πρώτος συγκρίνει τον αριθμό των στροφών ανά συνεδρία στις δύο εκδόσεις κάθε μελέτης, ενώ ο δεύτερος συνοψίζει τις μετρήσεις χρόνου. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι απόλυτοι χρόνοι στις δύο μελέτες δεν είναι πλήρως συγκρίσιμες λόγω διαφορετικής μεθοδολογίας, ωστόσο η ποσοστιαία αύξηση δείχνει καθαρά τη θετική επίδραση της αναβάθμισης στην εμπλοκή των χρηστών.

Πίνακας 8.2: Σύγκριση αριθμού στροφών ανά έκδοση σε Huang & Hew (2025) και *PhysicsBot*.

Μελέτη	**Έκδοση 1**	**Έκδοση 2**
Huang & Hew	19 στροφές (Stage I)	32–53 στροφές (Stage II)
PhysicsBot	11 στροφές (V1.1)	18 στροφές (V1.2)

Πίνακας 8.3: Σύγκριση μέσου χρόνου συνεδρίας σε Huang & Hew (2025) και *PhysicsBot*.

Μελέτη	**Έκδοση 1**	**Έκδοση 2**
Huang & Hew	4 λεπτά (Stage I)	22–25 λεπτά (Stage II)
PhysicsBot	9 λεπτά (V1.1)	11 λεπτά (V1.2)

Σύγκριση με Αξιολογήσεις LLMs στη Βιβλιογραφία

Ένα ακόμη σημαντικό σημείο σύγκρισης προκύπτει από τη μελέτη των Neyem et al. (2024) [191], η οποία, αν και δεν επικεντρώνεται ρητά στη διδακτική σκαλωσιά, επιχειρεί να ποσοτικοποιήσει την ποιότητα των απαντήσεων μεγάλων γλωσσικών μοντέλων (LLMs) με τη χρήση ερωτηματολογίου Likert. Συγκεκριμένα, αξιολογήθηκαν πέντε βασικές διαστάσεις: *ευκολία κατανόησης*, *συνάφεια*, *πρωτοτυπία*, *έκπληξη (serendipity)* και *συνολική ικανοποίηση*.

Η μελέτη βασίστηκε σε φοιτητές τελικού έτους, οι οποίοι βαθμολόγησαν απαντήσεις που παραγόταν από διάφορες εκδοχές LLMs (GPT-3.5, GPT-4, LLaMa 2), με ή χωρίς την αξιοποίηση τοπικών πηγών γνώσης. Τα αποτελέσματα για το GPT-4 έδειξαν υψηλές τιμές σε όλες τις διαστάσεις (median 4–5), με ελαφρά μείωση στη συνάφεια σε σχέση με το GPT-3.5, αλλά σημαντική βελτίωση στην πρωτοτυπία και την έκπληξη.

Στην περίπτωση του *PhysicsBot V1.2*, οι ίδιες διαστάσεις μπορούν να συσχετιστούν με συγκεκριμένες ομάδες ερωτήσεων του ερωτηματολογίου (N.1–N.27, ενότητες 5.5.2 και 6.5.2). Οι συσχετίσεις αυτές παρουσιάζονται αναλυτικά στον Πίνακα 8.4. Η ανάλυση των διαμέσων ανέδειξε παρόμοιες τάσεις οι οποίες συνοψίζονται στον Πίνακα 8.5, ο οποίος δείχνει ότι, παρά τις διαφορετικές στοχεύσεις των δύο μελετών, τα ποσοτικά αποτελέσματα συγκλίνουν στο συμπέρασμα ότι τα LLMs παρέχουν απαντήσεις υψηλής ποιότητας, κατανοητές και σχετικές, με στοιχεία πρωτοτυπίας και θετική αποτίμηση από τους χρήστες.

Πίνακας 8.4: Εννοιολογική αντιστοίχιση κλιμάκων Neyem et al. (2024) με τα items του *PhysicsBot* (N.1--N.27).

Neyem et al. (2024)	**PhysicsBot (N.1-N.27)**	**Σχόλιο**
Q1. Ευκολία κατανόησης		
«Τα προτεινόμενα στοιχεία είναι εύκολα κατανοητά.»	• N.3: Παρέχει καθοδήγηση προσαρμοζόμενο στις αντιδράσεις. • N.4: Παρουσιάζει ερωτήσεις με αυξανόμενη δυσκολία. • N.10: Βοηθά να κατανοήσουν νέα θέματα γρηγορότερα. • N.11: Διευκολύνει την κατανόηση σύνθετων εννοιών.	Και τα δύο μετρούν τη σαφήνεια και τη βοήθεια που δίνει το σύστημα στην κατανόηση.
Q2. Συνάφεια		
«Τα προτεινόμενα στοιχεία ταιριάζουν με τα ενδιαφέροντά μου.»	• N.2: Προσαρμόζει τις ερωτήσεις στις προϋπάρχουσες γνώσεις. • N.8: Απόκτηση νέων γνώσεων. • N.12--N.14: Εφαρμογή γνώσεων σε εργασίες, πραγματικές καταστάσεις, προβλήματα.	Και τα δύο μετρούν τη συνάφεια των απαντήσεων με τις ανάγκες του χρήστη/μαθητή.
Q3. Καινοτομία		
«Τα προτεινόμενα στοιχεία είναι καινοτόμα.»	• N.6: Ευκαιρίες για αναγνώριση/διόρθωση λαθών. • N.13--N.14: Ενθαρρύνει εφαρμογή γνώσεων σε νέες δραστηριότητες.	Και τα δύο εξετάζουν αν οι απαντήσεις προσφέρουν κάτι νέο ή απρόσμενο που εμπλουτίζει τη μάθηση.
Q4. Απρόσμενη ανακάλυψη (Serendipity)		
«Τα προτεινόμενα στοιχεία είναι απρόσμενα-/προκαλούν έκπληξη.»	• N.5: Μειώνει την υποστήριξη καθώς ο μαθητής κατανοεί καλύτερα. • N.7: Προωθεί την ενεργό συμμετοχή.	Και τα δύο σχετίζονται με την «έκπληξη»/πρόκληση που ενεργοποιεί τον μαθητή πέρα από το αναμενόμενο.

συνέχεια στην επόμενη σελίδα

Neyem et al. (2024)	PhysicsBot (N.1-N.27)	Σχόλιο
Q5. Συνολική ικανοποίηση		
«Συνολικά, είμαι ικανοποιημένος/η από τις προτάσεις.»	• N.17--N.20: Ανταπόκριση στις προσδοκίες. • N.21--N.24: Χρησιμότητα για στόχους διδασκαλίας. • N.25--N.27: Ικανοποίηση, θετική εμπειρία, πρόθεση σύστασης.	Και τα δύο μετρούν τη συνολική ικανοποίηση και πρόθεση μελλοντικής χρήσης.

Πίνακας 8.5: Σύγκριση αποτελεσμάτων Neyem et al. (2024, GPT-4/Tip 2) και PhysicsBot V1.2.

Διάσταση (Q1--Q5)	Neyem (GPT-4 / Tip 2)	PhysicsBot V1.2 (Μ.Ο. Διαμέσων)
Q1 Ευκολία κατανόησης	Υψηλή, median ≈ 4--5	4.5 (N.3, N.4, N.10, N.11)
Q2 Συνάφεια	≈ 4--5 (ελαφρώς χαμηλότερη από το μέγιστο)	4.0 (N.2, N.8, N.12--N.14)
Q3 Πρωτοτυπία	≈ 4	4.0 (N.6, N.13--N.14)
Q4 Έκπληξη (Serendipity)	4	4.5 (N.5, N.7)
Q5 Συνολική ικανοποίηση	4 (συνολικά, όχι ανά μέθοδο)	4.0 (N.17--N.27)

Αποδοχή και Συνεχής Χρήση του Εργαλείου

Η αποδοχή ενός παιδαγωγικού εργαλείου και η πρόθεση συνεχούς χρήσης του αποτελούν κρίσιμους παράγοντες για την ένταξή του στην εκπαιδευτική πράξη. Χαρακτηριστική είναι η μελέτη των Ngo et al. (2024) [219], η οποία αποτελεί μία από τις πιο εκτεταμένες ποσοτικές έρευνες για τη χρήση του ChatGPT στην τριτοβάθμια εκπαίδευση. Οι συγγραφείς εστίασαν σε παράγοντες διαχείρισης γνώσης (Knowledge Management - KM) και στο πώς αυτοί επηρεάζουν την ικανοποίηση και τη συνεχή χρήση του εργαλείου (Continuous Usage - CUS). Συλλέχθηκαν δεδομένα από 513 φοιτητές, με τη χρήση ερωτηματολογίου 28 προτάσεων σε επτά διαστάσεις (KA, KS, KAP, EC, PU, STS, CUS), και η ανάλυση πραγματοποιήθηκε με PLS-SEM (SmartPLS). Τα αποτελέσματα έδειξαν

υψηλή αξιοπιστία των κλιμάκων (Cronbach's $\alpha = 0.748$--0.850) και σημαντικούς συντελεστές επίδρασης, κυρίως για την Απόκτηση Γνώσης (Knowledge Acquisition), η οποία αποδείχθηκε κρίσιμος προγνωστικός δείκτης τόσο για την Ικανοποίηση (STS) όσο και για τη Συνεχή Χρήση (CUS).

Συγκριτικά, στην παρούσα εργασία, το ερωτηματολόγιο της έκδοσης V1.2 του *PhysicsBot* σχεδιάστηκε με 20 προτάσεις, οργανωμένες σε πέντε διαστάσεις (KA, KAP, EC, PU, CUS), εστιάζοντας όχι σε φοιτητές-χρήστες αλλά σε ειδικούς της Διδακτικής της Φυσικής. Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε με CFA (semopy), καταδεικνύοντας εξαιρετική προσαρμογή ($CFI = 0.976$, $TLI = 0.955$, $RMSEA = 0.055$, $SRMR = 0.081$) και πολύ υψηλή συνολική αξιοπιστία (Cronbach's $\alpha = 0.925$). Τα αποτελέσματα επιβεβαίωσαν την εγκυρότητα του πενταπαραγοντικού μοντέλου και ανέδειξαν ιδιαίτερα την κεντρική σημασία της διάστασης KA, η οποία παρουσίασε ισχυρή συσχέτιση με την Αντιλαμβανόμενη Χρησιμότητα (PU) και τη Συνεχή Χρήση (CUS).

Η σύγκριση των δύο μελετών συνοψίζεται στον Πίνακα 8.6. Όπως φαίνεται, και οι δύο προσεγγίσεις καταλήγουν σε ένα κοινό ποσοτικό συμπέρασμα: η Απόκτηση Γνώσης (KA) αποτελεί τον σημαντικότερο παράγοντα για την εμπλοκή και τη συνεχή χρήση του ChatGPT ή του *PhysicsBot*. Ωστόσο, διαφοροποιούνται τόσο ως προς το δείγμα (φοιτητές έναντι ειδικών) όσο και ως προς τη μεθοδολογία (PLS-SEM έναντι CFA). Επιπλέον, ενώ οι Ngo et al. κατέγραψαν ότι η Εφαρμογή Γνώσης (KAP) και η Κοινοποίηση Γνώσης (KS) επηρεάζουν μόνο την ικανοποίηση και όχι τη συνεχή χρήση, στο *PhysicsBot* η KAP εντάσσεται οργανικά στο μοντέλο, συνδεόμενη με θετικούς δείκτες προσαρμογής.

Εν κατακλείδι, η αντιπαραβολή αναδεικνύει ότι η δική μας μελέτη εστιάζει περισσότερο στην παιδαγωγική διάσταση της σκαλωσιάς και στην αξιολόγηση από ειδικούς, ενώ η εργασία των Ngo et al. προσεγγίζει το ζήτημα από την πλευρά της ευρύτερης χρήσης του ChatGPT από φοιτητές. Παρά τις διαφορές αυτές, τα ποσοτικά δεδομένα συγκλίνουν σε μια κοινή διαπίστωση: η ενίσχυση της απόκτησης γνώσης μέσω διαλογικών πρακτόρων αποτελεί θεμελιώδη συνθήκη για την αποτελεσματικότητα και τη βιωσιμότητα τέτοιων συστημάτων στη μαθησιακή διαδικασία.

Πίνακας 8.6: Σύγκριση ποσοτικών δεικτών μεταξύ *PhysicsBot* και Ngo et al. (2024).

Στοιχείο	**PhysicsBot V1.2**	**Ngo et al. (2024)**
Δείγμα	Ειδικοί αξιολογητές $N = 31$	Φοιτητές Πανεπιστημίου στο Βιετνάμ, $N = 513$
Αριθμός Ερωτήσεων	20 (5 διαστάσεις: KA, KAP, EC, PU, CUS)	28 (7 διαστάσεις: KA, KS, KAP, EC, PU, STS, CUS)
Cronbach's α	0.925 (πολύ υψηλή συνολική αξιοπιστία)	0.748–0.850 (καλή έως πολύ καλή αξιοπιστία)
Επιβεβαιωτική Ανάλυση	CFA με semopy: CFI=0.976, TLI=0.955, RMSEA=0.055, SRMR=0.081	PLS-SEM (SmartPLS): $R^2 = 0.517$ (PU), 0.709 (STS), 0.586 (CUS)
KA $\rightarrow$ STS/CUS	Υψηλή συνοχή με PU και CUS (CFA έδειξε καλή κατανομή στις 5 διαστάσεις)	Σημαντική θετική επίδραση: $\beta = 0.087$ (STS, $p < 0.05$), $\beta = 0.184$ (CUS, $p < 0.001$)
KAP $\rightarrow$ STS/CUS	Συμμετέχει ως βασική διάσταση με θετικούς δείκτες	Σημαντική μόνο στο STS: $\beta = 0.088$ ($p < 0.05$), όχι στο CUS ($\beta = 0.076$, $p = 0.124$)
PU $\rightarrow$ STS/CUS	Πολύ καλή προσαρμογή CFA· δείχνει ισχυρή σύνδεση	Θετική επίδραση: $\beta = 0.192$ (STS, $p < 0.001$), $\beta = 0.255$ (CUS, $p < 0.001$)
Συνολικό Εύρημα	Επικύρωση 5-παραγοντικού μοντέλου με υψηλή αξιοπιστία	Επικύρωση ECM+KM με ισχυρή πρόβλεψη ικανοποίησης & χρήσης

8.4 Παιδαγωγική και Τεχνολογική Συνεισφορά

Η σημαντικότερη παιδαγωγική συνεισφορά της παρούσας έρευνας αφορά την επίδοση του *PhysicsBot V1.2* στη βαθμιαία αυτονόμηση και ειδικότερα στη βαθμιαία αύξηση της δυσκολίας (ευρήματα 7.2.4). Παρά τα περιθώρια βελτίωσης, αυτό συνιστά ένα σημαντικό βήμα για έναν καθοδηγητικό παιδαγωγικό πράκτορα που βασίζεται σε LLMs.

Στο τεχνολογικό επίπεδο, το βασικό πλεονέκτημα που επέτρεψε την εφαρμογή των παιδαγωγικών αρχών είναι η αρχιτεκτονική του συστήματος υποστήριξης (backend) που περιγράφεται στην ενότητα 6.2. Η αρχιτεκτονική αυτή σχεδιάστηκε εξαρχής με βάση παιδαγωγικές αρχές, ενσωματώνοντας την εφαρμογή της διδακτικής σκαλωσιάς

Σε επίπεδο εκπαιδευτικής τεχνολογίας, η προσέγγιση που υλοποιήθηκε στο *PhysicsBot* μπορεί να υποστηρίξει την παροχή εξατομικευμένης και ασύγχρονης ενίσχυσης των μαθητών σε απαιτητικά γνωστικά αντικείμενα, όπως η Φυσική. Οι ασύγχρονες παρεμβάσεις

δύνανται να ενταχθούν σε ποικίλα διδακτικά μοντέλα, όπως:

- **Προκαταρκτική υποστήριξη** πριν από τη δια ζώσης διδασκαλία, στο πλαίσιο της *ανεστραμμένης τάξης* (flipped classroom), παρέχοντας στους μαθητές βασικές έννοιες, προκαταρκτικές δραστηριότητες και διαγνωστικές ερωτήσεις.
- **Μετα-διδακτική ενίσχυση** μετά την ολοκλήρωση του μαθήματος, με στόχο την εδραίωση της γνώσης μέσω επαναληπτικών ασκήσεων, ανακεφαλαιώσεων και διευκρινιστικών επεξηγήσεων.
- **Αυτορυθμιζόμενη μάθηση**, ενισχύοντας την ικανότητα των μαθητών να οργανώνουν τον χρόνο και τις στρατηγικές μελέτης τους, αξιοποιώντας το σύστημα ως υποστηρικτικό εργαλείο αναφοράς και πρακτικής.

Η ενσωμάτωση τέτοιων παρεμβάσεων σε ψηφιακά περιβάλλοντα μάθησης μπορεί να βελτιώσει την εμπλοκή των μαθητών, να προάγει την αυτενέργεια και να μειώσει τις ανισότητες πρόσβασης στην υποστηρικτική διδασκαλία.

8.5 Τελικό Συμπέρασμα

Η παρούσα διατριβή ανέδειξε ότι τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, όταν ενσωματωθούν σε μια παιδαγωγικά τεκμηριωμένη αρχιτεκτονική, μπορούν να λειτουργήσουν ως αποτελεσματικοί καθοδηγητικοί πράκτορες για τη διδασκαλία της Φυσικής. Το *PhysicsBot*, και ειδικότερα η αναβαθμισμένη έκδοση V1.2, έδειξε την ικανότητα παροχής εξατομικευμένης και προσαρμοστικής υποστήριξης, αξιοποιώντας τις αρχές της διδακτικής σκαλωσιάς.

Η ποσοτική και ποιοτική ανάλυση των δεδομένων έδειξε ότι η δυναμική εναλλαγή ρόλων, η διαφοροποίηση μορφών υποστήριξης και η προοδευτική αύξηση της δυσκολίας μπορούν να υλοποιηθούν επιτυχώς ακόμη και στο πλαίσιο των υπαρχόντων τεχνικών περιορισμών των LLMs. Η ενσωμάτωση παιδαγωγικών αρχών στο σχεδιασμό του συστήματος υποστήριξης συνέβαλε ουσιαστικά στην υπέρβαση ορισμένων εγγενών αδυναμιών, οδηγώντας σε μεγαλύτερη παιδαγωγική ευελιξία και αυξημένη εμπλοκή των χρηστών.

Συμβάλλοντας στο πεδίο των καθοδηγητικών παιδαγωγικών πρακτόρων, η παρούσα μελέτη προσφέρει ένα λειτουργικό παράδειγμα υλοποίησης, όπου η αρχιτεκτονική και οι μηχανισμοί αλληλεπίδρασης σχεδιάστηκαν με πρωταρχικό γνώμονα τις παιδαγωγικές αρχές και όχι μόνο την τεχνολογική καινοτομία. Στο ευρύτερο πλαίσιο των LLMs στην εκπαίδευση, η έρευνα αυτή επιβεβαιώνει ότι η παιδαγωγική στόχευση και ο τεχνολογικός σχεδιασμός μπορούν να συνυπάρξουν, παράγοντας εφαρμογές που δεν περιορίζονται σε γενικής χρήσης συνομιλιακή υποστήριξη, αλλά εξειδικεύονται σε στοχευμένες, προσαρμοστικές και παιδαγωγικά συνεπείς παρεμβάσεις.

Η συμβολή της εργασίας εντοπίζεται τόσο στη θεωρητική διερεύνηση της ενσωμάτωσης της σκαλωσιάς σε περιβάλλοντα Τεχνητής Νοημοσύνης, όσο και στην πρακτική ανάπτυξη ενός εργαλείου που μπορεί να αξιοποιηθεί σε ποικίλα μαθησιακά σενάρια. Η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθήθηκε μπορεί να αποτελέσει οδηγό για μελλοντικές αναπτύξεις, προωθώντας την ιδέα ότι τα LLMs μπορούν να λειτουργήσουν ως φορείς εξατομικευμένης, διαδραστικής και επιστημονικά ακριβούς υποστήριξης στη μάθηση των φυσικών επιστημών.

8.6 Περιορισμοί της Έρευνας

Η παρούσα έρευνα παρουσιάζει ορισμένους μεθοδολογικούς και τεχνικούς περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Σε μεθοδολογικό επίπεδο, το δείγμα ήταν σχετικά μικρό (N=43), καθώς επιλέχθηκε ένας εξειδικευμένος πληθυσμός-στόχος αποτελούμενος αποκλειστικά από ειδικούς στη διδακτική των φυσικών επιστημών. Η επιλογή αυτή ενίσχυσε την εγκυρότητα των αξιολογήσεων, αλλά περιόρισε τη δυνατότητα γενίκευσης των ευρημάτων. Επιπλέον, η διάρκεια της μελέτης ήταν περιορισμένη. Η τεχνολογία GPT-4 μέσω API έγινε διαθέσιμη μόλις τον Μάρτιο του 2023, αφήνοντας μικρό χρονικό περιθώριο για την εξοικείωση με τις τεχνικές προδιαγραφές και τη μελέτη της τεκμηρίωσης χρήσης του API, την ανάπτυξη της πλατφόρμας *PhysicsBot*, την πιλοτική εφαρμογή και τον εντοπισμό λειτουργικών και παιδαγωγικών περιορισμών, την αναβάθμιση του συστήματος (έκδοση V1.2) με σκοπό την άμβλυνση των εγγενών περιορισμών που περιγράφονται στην ενότητα 6.2, καθώς και για τη διάθεση της αναβαθμισμένης εκδοχής για αξιολόγηση και την επεξεργασία και ανάλυση

των δεδομένων.

Σε τεχνικό επίπεδο, οι περιορισμοί που αναδείχθηκαν στην V1.1 σχετίζονται με τις εγγενείς αδυναμίες των LLMs στην υλοποίηση συνεπούς και προσαρμοζόμενης παιδαγωγικής συμπεριφοράς. Παρά τις βελτιώσεις της έκδοσης V1.2, τα LLMs εξακολουθούν να δυσκολεύονται να εκτελέσουν αξιόπιστα υπό-όρους οδηγίες και να πραγματοποιήσουν σταδιακή απόσυρση υποστήριξης, μια θεμελιώδη αρχή της διδακτικής σκαλωσιάς. Παρατηρείται τάση σταθεροποίησης στον αρχικό ρόλο, με αποτέλεσμα η δυναμική εναλλαγή ρόλων να απαιτεί συνεχή ενίσχυση μέσω κατάλληλων προτροπών. Επιπλέον, η συνέπεια στην τήρηση ρόλου μειώνεται σε μακρές αλληλεπιδράσεις, ενώ απουσία εξωτερικής μνήμης το μοντέλο δυσκολεύεται να διατηρήσει πλήρη εικόνα της προόδου του μαθητή. Οι παραπάνω περιορισμοί δεν είναι μόνο ζήτημα σχεδίασης προτροπών, αλλά συνδέονται με την ίδια την αρχιτεκτονική των μετασχηματιστών, η οποία στερείται μηχανισμών εσωτερικής κατάστασης ή ιεραρχικής μνήμης. Αυτό έχει ως συνέπεια την αδυναμία πλήρους υλοποίησης της ευέλικτης, υπό-όρους καθοδήγησης που απαιτείται σε εξατομικευμένα εκπαιδευτικά σενάρια. Η ανάπτυξη της έκδοσης V1.2 είχε ακριβώς ως στόχο την άμβλυνση αυτών των περιορισμών μέσω βελτιωμένης αρχιτεκτονικής backend και πιο εξειδικευμένων μηχανισμών διαχείρισης ρόλων. Αν και δεν εξαλείφθηκαν πλήρως, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι σε αρκετές περιπτώσεις η απόδοση στη δυναμική προσαρμογή βελτιώθηκε αισθητά.

8.7 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα και Ανάπτυξη

Με βάση τα αποτελέσματα της παρούσας μελέτης και τα σχόλια των συμμετεχόντων, προτείνονται οι ακόλουθες κατευθύνσεις για τη μελλοντική εξέλιξη του *PhysicsBot* και παρόμοιων παιδαγωγικών πρακτόρων:

Βελτίωση διαδραστικότητας και πολυτροπικότητας. Η ενσωμάτωση εικόνων, σχημάτων και μηχανισμών αξιολόγησης κατανόησης αναφέρθηκε ως σημαντική ανάγκη από τους συμμετέχοντες. Η υλοποίηση αυτών των δυνατοτήτων απαιτεί αξιοποίηση πολυτροπικών μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης και εξειδικευμένων εργαλείων για την παραγωγή σχημάτων φυσικής με απόλυτη επιστημονική ακρίβεια. Η οποιαδήποτε ανακρίβεια ή αμ-

φισημία στο οπτικό περιεχόμενο μπορεί να οδηγήσει σε παρερμηνείες ή στην ενίσχυση εναλλακτικών αντιλήψεων, γεγονός που καθιστά κρίσιμη την παιδαγωγική εποπτεία της παραγωγής τους.

Περαιτέρω παιδαγωγικός σχεδιασμός και εξατομίκευση. Η προσαρμογή σε διαφορετικά μαθησιακά προφίλ απαιτεί την καταγραφή και ανάλυση μεγάλου αριθμού συνεδριών, καθώς και την αναβάθμιση της αρχιτεκτονικής του συστήματος υποστήριξης, ώστε να μπορεί να επεξεργάζεται δυναμικά το προφίλ κάθε μαθητή. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει την αποθήκευση και ανάλυση δεδομένων για τον εντοπισμό αδυναμιών, δυνατών σημείων, στυλ μάθησης και ειδικών αναγκών, με σκοπό την παροχή εξατομικευμένης σκαλωσιάς.

Δοκιμή σε ευρύτερο και διαφοροποιημένο δείγμα, σε πραγματικές συνθήκες τάξης. Η παρούσα αξιολόγηση περιορίστηκε σε ειδικούς της διδακτικής, ώστε να εξαχθούν έγκυρα συμπεράσματα για την παιδαγωγική λειτουργία του συστήματος. Ωστόσο, για την αποτίμηση της επίδρασης του *PhysicsBot* στη μαθησιακή πρόοδο απαιτείται εφαρμογή σε ευρύτερο δείγμα μαθητών και σε πραγματικές συνθήκες τάξης. Ιδιαίτερη σημασία έχει η μακροχρόνια χρήση (πολλαπλές συνεδρίες) στο πλαίσιο μίας συνεκτικής διδακτικής μαθησιακής ακολουθίας, δεδομένου ότι η σκαλωσιά αναπτύσσεται και λειτουργεί αποτελεσματικά σε βάθος χρόνου και όχι σε μεμονωμένες βραχύχρονες αλληλεπιδράσεις.

Παράρτημα Α′

Συνεδρίες

Α′.1 PhyisicsBot V1.0

Παράδειγμα ολοκληρωμένης συνεδρίας με το *PhysicsBot V1.0* μέσω του MyGPT

ΧΡΗΣΤΗΣ: γεια

PHYSICSBOT V1.0: Γεια σου! 😊 Χαίρομαι που σε γνωρίζω!

Πριν ξεκινήσουμε να μιλάμε για το Νόμο του Ωμ (Ohm's Law), μπορείς να μου πεις το όνομά σου και ποια είναι τα χόμπι σου; Έτσι θα προσπαθήσω να συνδέσω το μάθημα με κάτι που σου αρέσει για να το κάνουμε πιο ενδιαφέρον!

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είμαι ο Γιώργος και μου αρέσει η ροκ μουσική

PHYSICSBOT V1.0: Χαίρω πολύ, Γιώργο! 🎸 Ροκ μουσική, ε; Πολύ ωραία επιλογή!

Ας κάνουμε λοιπόν τον ηλεκτρισμό λίγο… ροκ!

Φαντάσου ότι έχεις μια ηλεκτρική κιθάρα. Για να λειτουργήσει, χρειάζεται να τη συνδέσεις σε έναν ενισχυτή που τροφοδοτείται με ηλεκτρικό ρεύμα. Εκεί αρχίζει να «παίζει» ο Νόμος του Ωμ — γιατί καθορίζει πόσο ρεύμα περνάει μέσα από το κύκλωμα όταν του δώσεις τάση (voltage) και υπάρχει αντίσταση (resistance), όπως τα εξαρτήματα μέσα στον ενισχυτή.

Πριν προχωρήσουμε σε ασκήσεις, θέλω να δω τι ήδη ξέρεις. Μπορείς να μου εξηγήσεις με δικά σου λόγια:

👉 Τι είναι το ηλεκτρικό ρεύμα;

👉 Και τι είναι η τάση (ή διαφορά δυναμικού);

Πάρε τον χρόνο σου και πες μου ό,τι πιστεύεις, δεν χρειάζεται να είναι τέλειο! Από εκεί θα συνεχίσουμε 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: το ρεύμα κυλάει στα καλώδια, η τάση είναι στις πρίζες.

PHYSICSBOT V1.0: Πολύ ωραία, Γιώργο! 👏 Έχεις πιάσει την ιδέα!

✅ Ναι, το ηλεκτρικό ρεύμα είναι πράγματι η "ροή" του ηλεκτρισμού μέσα στα καλώδια — μπορούμε να το φανταστούμε σαν νερό που ρέει μέσα σε σωλήνες.

✅ Και η τάση, σωστά, είναι αυτό που "υπάρχει" στις πρίζες — είναι σαν η «πίεση» που σπρώχνει το ρεύμα να κινηθεί μέσα στο κύκλωμα.

Θα σε βοηθήσω λίγο να το δεις με ένα απλό παράδειγμα:

Αν η ηλεκτρική κιθάρα σου είναι συνδεδεμένη σε ενισχυτή, τότε:

η τάση (V) είναι σαν η δύναμη που ωθεί το ρεύμα,

το ρεύμα (I) είναι το πόσο ρεύμα περνάει,

και η αντίσταση (R) είναι τα εξαρτήματα που εμποδίζουν το ρεύμα να περάσει ελεύθερα.

Αυτό μας φέρνει στον Νόμο του Ωμ. Έχεις ξανακούσει για αυτόν; Ή ξέρεις τη σχέση μεταξύ τάσης, ρεύματος και αντίστασης; Πώς νομίζεις ότι συνδέονται;

ΧΡΗΣΤΗΣ: δεν είμαι σίγουρος ότι κατάλαβα, η τάση είναι δύναμη; και το ρεύμα τι είναι τελικά; πού περνάει;

PHYSICSBOT V1.0: Πολύ καλή ερώτηση, Γιώργο! Μπράβο σου που το σκέφτεσαι έτσι — είσαι στο σωστό δρόμο! 🙌

Ας τα ξεκαθαρίσουμε λίγο-λίγο, σαν να ξεκουρδίζουμε και μετά κουρδίζουμε μια κιθάρα:

🎸 1. Τάση (Voltage - V):

Δεν είναι ακριβώς "δύναμη", αλλά μοιάζει!

Είναι η διαφορά δυναμικού ανάμεσα σε δύο σημεία — όπως η πίεση στο νερό.

Φαντάσου μια μπαταρία ή μια πρίζα σαν κάτι που "σπρώχνει" ηλεκτρόνια

να κινηθούν μέσα στο καλώδιο.

➡️ Χωρίς τάση, δεν υπάρχει κίνηση, άρα και δεν περνάει ρεύμα.

🎸 2. Ρεύμα (Current - I):

Είναι το πόσα ηλεκτρόνια περνούν κάθε δευτερόλεπτο μέσα από το καλώδιο.

Φαντάσου το σαν το "ρεύμα" του νερού σε έναν σωλήνα.

➡️ Το ρεύμα ρέει μέσα από τα καλώδια, τα κυκλώματα και τις συσκευές σου (π.χ. τον ενισχυτή).

🎸 3. Αντίσταση (Resistance - R):

Είναι η δυσκολία που βρίσκουν τα ηλεκτρόνια να περάσουν.

Όπως αν ο σωλήνας έχει στενό σημείο, το νερό δυσκολεύεται.

➡️ Πιο μεγάλη αντίσταση → λιγότερο ρεύμα.

📐 Και εδώ μπαίνει ο Νόμος του Ωμ, που ενώνει όλα αυτά:

$$V = I \times R$$

Που σημαίνει:

🔌 Η τάση = Το ρεύμα × Η αντίσταση.

Για να δούμε αν το έχεις καταλάβει:

Ερώτηση για εσένα, Γιώργο:

Αν έχεις ένα κύκλωμα με αντίσταση 20 Ω και τάση 40 V,

μπορείς να υπολογίσεις πόσο είναι το ρεύμα (I) που περνάει;

👉 Θυμήσου τον τύπο: $I = \frac{V}{R}$

(Αν δυσκολεύεσαι, πες μου πώς θα το σκεφτόσουν και θα σε βοηθήσω!)

ΧΡΗΣΤΗΣ: 20/40 = 0,5

PHYSICSBOT V1.0: Καλή προσπάθεια, Γιώργο! 👏👏 Είσαι πολύ κοντά, και μου αρέσει που δεν φοβήθηκες να κάνεις τον υπολογισμό μόνος σου!

Ας το δούμε μαζί:

👉 Ο τύπος για το ρεύμα είναι:

$I = \frac{V}{R}$

Εσύ είχες:

Τάση $V = 40$ V

Αντίσταση $R = 20\,\Omega$

Άρα:

$I = \frac{40}{20} = 2$

Δηλαδή, το ρεύμα που περνάει είναι 2 Αμπέρ (A).

🔍 Εσύ έκανες $20/40 = 0{,}5$, που είναι το ανάποδο — αν είχαμε το ρεύμα και την τάση, και θέλαμε να βρούμε την αντίσταση: $R = \frac{V}{I}$

➡️ Μπέρδεψες λίγο τη θέση του αριθμητή και του παρονομαστή, αλλά έκανες σωστά τη διαίρεση! Και αυτό είναι σημαντικό! 💪

Θες να δοκιμάσουμε μια ακόμη άσκηση μαζί; 😄

Νέα πρόκληση για σένα, Γιώργο:

Ένα μεταλλικό σύρμα έχει αντίσταση 30 Ω και περνάει από μέσα του ρεύμα 15 mA (δηλαδή 0,015 A, γιατί 1 A = 1000 mA).

👉 Μπορείς να βρεις ποια τάση εφαρμόζεται πάνω του;

Θυμήσου τον τύπο: $V = I \times R$

Για πες μου πώς θα το υπολόγιζες!

ΧΡΗΣΤΗΣ: 0,015 * 30?

PHYSICSBOT V1.0: Ναι, Γιώργο! 🔥 Αυτό είναι ακριβώς το σωστό βήμα!

Έχεις:

Ρεύμα $I = 0{,}015\,\text{A}$

Αντίσταση $R = 30\,\Omega$

Και θες να βρεις την τάση: $V = I \times R = 0{,}015 \times 30$

Για κάνε τώρα τον υπολογισμό — πόσο μας κάνει αυτό; 👉 Τι αποτέλεσμα παίρνεις για την τάση V;

ΧΡΗΣΤΗΣ: 0,45?

PHYSICSBOT V1.0: Ακριβώς, Γιώργο! 💡🎉

Μπράβο σου! Έκανες σωστά και τη σκέψη και τον υπολογισμό:

$V = 0{,}015\,\text{A} \times 30\,\Omega = 0{,}45\,\text{V}$

✅ Άρα, η τάση που εφαρμόζεται πάνω στο σύρμα είναι 0,45 Volt.

Τώρα που έχεις καταλάβει καλά τη σχέση μεταξύ τάσης, ρεύματος και αντίστασης, πάμε να δοκιμάσεις δύο ασκήσεις εντελώς μόνος σου — έτσι θα δούμε αν μπορείς να τις λύσεις χωρίς βοήθεια! 😎

🎯 Άσκηση 1:

Ένα κύκλωμα έχει αντίσταση 10 Ω και τάση 5 V.

Πόσο είναι το ρεύμα που περνάει;

🎯 Άσκηση 2:

Σε ένα κύκλωμα περνάει ρεύμα 0,25 A και η αντίσταση είναι 8 Ω.

Πόση τάση εφαρμόζεται;

Πάρε τον χρόνο σου και γράψε τις απαντήσεις σου! Αν τα πας καλά, θα πω ότι έχεις κατακτήσει τον Νόμο του Ωμ! 💪 ⚡

ΧΡΗΣΤΗΣ: 1) $I = \frac{5}{10} = 0{,}5\,\Omega$

2) $V = 0{,}25 \times 8 = 2\,\text{A}$

PHYSICSBOT V1.0: Γιώργο, μπράβο σου για την προσπάθεια! 👏👏 Είσαι πολύ κοντά, και έχεις κάνει εξαιρετική πρόοδο! Πάμε να διορθώσουμε μόνο μια λεπτομέρεια στις μονάδες, γιατί οι πράξεις σου είναι σωστές! ⚡

✅ Άσκηση 1:

$I = \frac{5\,\text{V}}{10\,\Omega} = 0{,}5\,\text{A}$

✔️ πράξη είναι σωστή, και το ρεύμα (I) μετριέται σε Αμπέρ (A), όχι Ω.

🖍️ Δηλαδή, η σωστή απάντηση είναι:

➡️ $I = 0{,}5\,\text{A}$, όχι $0{,}5\,\Omega$

✅ Άσκηση 2:

$V = 0{,}25\,\text{A} \times 8\,\Omega = 2\,\text{V}$

✔️ Εδώ έκανες σωστά και τον υπολογισμό και τις μονάδες σχεδόν σωστά — απλά έγραψες στο τέλος "2A", αλλά βρήκες τάση, άρα η μονάδα είναι Volt (V).

🖍️ Δηλαδή, η σωστή απάντηση είναι:

➡️ $V = 2\,\text{V}$

🎉 Συγχαρητήρια, Γιώργο!

Έλυσες δύο ασκήσεις χωρίς βοήθεια, και μάλιστα σωστά με πολύ μικρά λαθάκια στις μονάδες! Αυτό σημαίνει ότι:

✅ Καταλαβαίνεις τι είναι τάση, ρεύμα και αντίσταση

✅ Ξέρεις να χρησιμοποιείς τον Νόμο του Ωμ ($V = I \times R$)

✅ Μπορείς να τον εφαρμόσεις σε πραγματικά κυκλώματα!

Θες να συνεχίσουμε με πιο δύσκολες ασκήσεις ή να φτιάξουμε ένα «ροκ κύκλωμα» μαζί για πλάκα, σαν εφαρμογή με κιθάρα και ενισχυτή; 😄

ΧΡΗΣΤΗΣ: πάμε σε ροκ κύκλωμα

PHYSICSBOT v1.0: Ωραίος, Γιώργο! 🎸🔥

Ας φτιάξουμε λοιπόν το πρώτο σου "ροκ κύκλωμα" — σαν να ετοιμάζουμε πρόβα με την μπάντα!

🎛️ Σενάριο: «Ροκ πρόβα στο γκαράζ»

Έχεις:

- Μια ηλεκτρική κιθάρα
- Έναν ενισχυτή
- Και ένα τροφοδοτικό 9V (σαν μπαταρία)

Ο ενισχυτής έχει μια αντίσταση 18 Ω, γιατί τα κυκλώματά του έχουν εξαρτήματα που εμποδίζουν το ρεύμα.

🪫 Ερώτηση:

Μπορείς να βρεις πόσο ρεύμα (I) τραβάει ο ενισχυτής από την μπαταρία;

🧠 Θυμήσου:

$I = \frac{V}{R}$

$V = 9\,\text{V}$

$R = 18\,\Omega$

👉 Πάρε το κομπιουτεράκι σου και πες μου τι αποτέλεσμα παίρνεις!

ΧΡΗΣΤΗΣ: $I = \frac{9}{18} = 0{,}5\,\text{A}$

PHYSICSBOT v1.0: ΝΑΙ, Γιώργο! 🎸💥 Αυτό ήταν τέλειο!

✅ $I = \frac{9\,\text{V}}{18\,\Omega} = 0{,}5\,\text{A}$

Ο ενισχυτής σου τραβάει 0,5 Αμπέρ από την μπαταρία των 9 Volt.

📢 Και να τι σημαίνει αυτό στην πράξη:

Όταν συνδέεις την κιθάρα σου στον ενισχυτή και τον τροφοδοτείς με 9V:

Ο ενισχυτής "ζητάει" 0,5 A για να λειτουργήσει.

Η μπαταρία πρέπει να μπορεί να δώσει αυτό το ρεύμα χωρίς να "πέσει" η τάση της.

Αν συνδέσεις κάτι με πολύ μικρότερη αντίσταση, θα περάσει περισσότερο ρεύμα — και μπορεί να καεί κάτι!

🎯 Έτοιμος για μια πρόκληση ροκ επιπέδου;

Φαντάσου τώρα ότι θέλεις να περιορίσεις το ρεύμα στα 0,3 A, για να μη ζορίσεις πολύ την μπαταρία.

Η τάση παραμένει 9V.

Τι αντίσταση πρέπει να έχει ο ενισχυτής ή να προσθέσεις στο κύκλωμα;

👉 Χρησιμοποίησε τον τύπο: $R = \frac{V}{I}$

Για πες μου τι υπολογίζεις! 💪

ΧΡΗΣΤΗΣ: $R = \frac{9}{0{,}3} = 30\,\Omega$

PHYSICSBOT V1.0: 🎉 ΜΠΡΑΒΟ ΡΕ ΓΙΩΡΓΟ!! 🎸⚡

Ακριβώς σωστά:

$R = \frac{9\,\text{V}}{0{,}3\,\text{A}} = 30\,\Omega$

✅ Άρα, αν θέλεις να περάσει μόνο 0,3 A ρεύμα με τάση 9V, τότε το κύκλωμα (ή ο ενισχυτής σου με πρόσθετη αντίσταση) πρέπει να έχει συνολική αντίσταση 30 Ω.

🔧 Αυτό στην πράξη σημαίνει ότι:

Αν ο ενισχυτής σου έχει μικρότερη αντίσταση (π.χ. 18 Ω), μπορείς να προσθέσεις μια αντίσταση 12 Ω σε σειρά για να φτάσεις τα 30 Ω.

Έτσι προστατεύεις την μπαταρία σου και τα εξαρτήματα.

🧠 Γιώργο, έχεις πλέον:

✅ Κατανοήσει τι είναι τάση, ρεύμα και αντίσταση

✅ Μάθει να εφαρμόζεις τον Νόμο του Ωμ

✅ Λύσει προβλήματα με σκέψη και χωρίς βοήθεια

✅ Και... έφτιαξες το δικό σου ροκ κύκλωμα! 😎

Αν θέλεις, μπορούμε την επόμενη φορά να μιλήσουμε για πώς συνδέονται αντιστάσεις (σε σειρά και παράλληλα) ή να σου δώσω πιο δύσκολα κυκλώματα.

Ή... να φτιάξουμε ένα «pedal board» με αντιστάσεις και ρεύματα όπως κάνουν οι κιθαρίστες! 🎛️

Τι λες; Θες να συνεχίσουμε ή θες να σταματήσουμε εδώ για σήμερα σαν σωστό ροκ encore; 🎤

ΧΡΗΣΤΗΣ: Ας σταματήσουμε εδώ

PHYSICSBOT V1.0: Τέλεια επιλογή, Γιώργο — κάθε καλό live πρέπει να τελειώνει όταν όλοι είναι ακόμα ενθουσιασμένοι! 🎸🔥

Ειλικρινά, τα πήγες εξαιρετικά σήμερα:

Έμαθες βασικές έννοιες του ηλεκτρισμού

Κατανόησες τον Νόμο του Ωμ

Έλυσες σωστά προβλήματα μόνος σου

Και το έκανες με ροκ στυλ! 😎

📌 Αν θες την επόμενη φορά να συνεχίσουμε με πιο προχωρημένα κυκλώματα ή απλά να επαναλάβουμε με άλλες εφαρμογές (π.χ. κινητά, φορτιστές, ηχεία), θα είμαι εδώ!

Καλή συνέχεια, ροκ σταρ ⚡

Τα λέμε στην επόμενη «πρόβα» μας! 🎶

Α'.2 PhyisicsBot V1.1

Α'.2.1 Νόμος του Ohm V1.1

Παράδειγμα ολοκληρωμένης συνεδρίας στο σενάριο *Νόμος του Ohm*

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.1: Γειά σου! Χαίρομαι που σε βλέπω εδώ. Πώς σε λένε και ποια είναι τα χόμπι σου;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Μαρία, ταξίδια

PHYSICSBOT V1.1: Χαίρω πολύ, Μαρία! Τα ταξίδια είναι πραγματικά υπέροχα, σου δίνουν την ευκαιρία να ανακαλύψεις νέους τόπους και πολιτισμούς. Ξέρεις, όταν ταξιδεύεις με αεροπλάνο ή ακόμα και με τρένο, ο ηλεκτρισμός παίζει πολύ σημαντικό ρόλο για τη λειτουργία αυτών των μέσων μεταφοράς. Σήμερα, θα μιλήσουμε για τον ηλεκτρισμό και συγκεκριμένα για τον Νόμο του

Ohm, που είναι ένας από τους βασικούς νόμους στη Φυσική. Είσαι έτοιμη να ξεκινήσουμε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι

PHYSICSBOT V1.1: Τέλεια! Ας ξεκινήσουμε λοιπόν με μερικές βασικές ερωτήσεις για να δω τι γνωρίζεις ήδη για τον ηλεκτρισμό.

Μπορείς να μου πεις τι είναι η ένταση του ηλεκτρικού ρεύματος; Πώς τη μετράμε και τι συμβολίζει;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Η ένταση του ηλεκτρικού ρεύματος μετράται με τον αριθμό των ηλεκτρονίων που περνούν στην μονάδα του χρόνου από μια διατομή του αγωγού

PHYSICSBOT V1.1: Καλή προσπάθεια, Μαρία! Η ένταση του ηλεκτρικού ρεύματος είναι πράγματι συνδεδεμένη με τη ροή των ηλεκτρονίων, αλλά ας το διατυπώσουμε λίγο πιο συγκεκριμένα.

Η ένταση του ηλεκτρικού ρεύματος (I) είναι το μέτρο της ποσότητας του ηλεκτρικού φορτίου που περνάει από μια διατομή του αγωγού ανά μονάδα χρόνου. Μετριέται σε αμπέρ (A) και συμβολίζει πόσο «δυνατά» ρέει το ρεύμα σε ένα κύκλωμα.

Για παράδειγμα, αν ένα ρεύμα 1 A διαρρέει έναν αγωγό, αυτό σημαίνει ότι 1 C ηλεκτρικού φορτίου περνάει από μια διατομή του αγωγού κάθε δευτερόλεπτο.

Πάμε τώρα στην επόμενη ερώτηση: Ξέρεις τι είναι η τάση σε ένα ηλεκτρικό κύκλωμα; Τι ακριβώς κάνει και πώς τη μετράμε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Η τάση είναι η διαφορά δυναμικού ανάμεσα σε δυό σημεία. Την μετράμε σε volt και βοηθά την ροή του ηλεκτρικού φορτίου

PHYSICSBOT V1.1: Ακριβώς, Μαρία! Πολύ σωστά το περιέγραψες.

Η τάση (V) είναι η διαφορά δυναμικού ανάμεσα σε δύο σημεία ενός κυκλώματος και μετριέται σε βολτ (V). Μπορούμε να την φανταστούμε σαν την «ώθηση» που δίνει στα ηλεκτρικά φορτία για να κινηθούν μέσα στον αγωγό. Όσο μεγαλύτερη είναι η τάση, τόσο μεγαλύτερη είναι η δύναμη που ωθεί τα φορτία να κινηθούν, και έτσι αυξάνεται η ένταση του ρεύματος.

Πολύ καλά μέχρι εδώ! Πάμε τώρα στην τελευταία ερώτηση πριν προχωρήσουμε σε νέες έννοιες: Τι ρόλο παίζει η αντίσταση σε ένα κύκλωμα; Τι σχέση

έχει με την ένταση και την τάση;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Η αντίσταση αποτελεί την δυσκολία διέλευσης του ηλεκτρικού φορτίου σε ένα κύκλωμα και έχει σχέση αναλογίας με την ένταση και την τάση

PHYSICSBOT V1.1: Σωστά, Μαρία! Η αντίσταση (R) είναι ακριβώς η «δυσκολία» που συναντούν τα ηλεκτρικά φορτία καθώς κινούνται μέσα από έναν αγωγό. Μετριέται σε ωμ (Ω) και όσο μεγαλύτερη είναι η αντίσταση, τόσο πιο δύσκολο είναι για τα φορτία να περάσουν, με αποτέλεσμα να μειώνεται η ένταση του ρεύματος.

Ας το διατυπώσουμε λίγο πιο συγκεκριμένα σχετικά με τη σχέση της αντίστασης με την ένταση και την τάση:

Η αντίσταση είναι αντιστρόφως ανάλογη με την ένταση του ρεύματος και άμεσα ανάλογη με την τάση. Δηλαδή, για σταθερή τάση, όσο μεγαλύτερη είναι η αντίσταση, τόσο μικρότερη θα είναι η ένταση του ρεύματος. Και αντίστροφα, για σταθερή αντίσταση, όσο μεγαλύτερη είναι η τάση, τόσο μεγαλύτερη θα είναι η ένταση του ρεύματος.

Αυτό μας οδηγεί στον Νόμο του Ohm, που περιγράφει αυτή τη σχέση με την εξίσωση:

$$R = \frac{V}{I}$$

όπου

- R είναι η αντίσταση σε ωμ (Ω),
- V είναι η τάση σε βολτ (V),
- I είναι η ένταση του ρεύματος σε αμπέρ (A).

Είσαι έτοιμη να δούμε πώς μπορούμε να εφαρμόσουμε αυτή την εξίσωση σε μερικά παραδείγματα;

ΧΡΗΣΤΗΣ: οχι

PHYSICSBOT V1.1: Καταλαβαίνω, Μαρία. Αν δεν είσαι έτοιμη να προχωρήσουμε με παραδείγματα, μπορούμε να μείνουμε λίγο ακόμα στις βασικές έννοιες ή να συζητήσουμε κάτι άλλο που σε ενδιαφέρει σχετικά με τον ηλεκτρισμό. Τι θα ήθελες να κάνουμε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Τι προτείνεις;

PHYSICSBOT V1.1: Αν δεν νιώθεις έτοιμη να προχωρήσουμε σε παραδείγματα, μπορούμε να κάνουμε μερικά πράγματα:

1. **Επαναληπτική Συζήτηση:** Μπορούμε να ξανασυζητήσουμε τις έννοιες της έντασης, της τάσης και της αντίστασης με περισσότερα παραδείγματα και αναλογίες για να βεβαιωθούμε ότι τις έχεις κατανοήσει πλήρως.
2. **Πρακτικές Εφαρμογές:** Μπορούμε να συζητήσουμε για το πώς οι έννοιες αυτές εφαρμόζονται στην καθημερινή ζωή, όπως στα ηλεκτρονικά που χρησιμοποιείς ή στο πώς λειτουργούν οι συσκευές στο σπίτι σου.
3. **Απλά Πειράματα:** Αν έχεις ενδιαφέρον, μπορώ να σου προτείνω μερικά απλά πειράματα που μπορείς να κάνεις στο σπίτι για να δεις τον Νόμο του Ohm σε δράση.
4. **Συζήτηση για Άλλα Θέματα Φυσικής:** Αν υπάρχει κάποιο άλλο θέμα στη Φυσική που σε ενδιαφέρει, μπορούμε να το εξερευνήσουμε μαζί.

Τι από αυτά σου ακούγεται πιο ενδιαφέρον;

ΧΡΗΣΤΗΣ: 3

PHYSICSBOT V1.1: Υπέροχα! Ας δούμε μερικά απλά πειράματα που μπορείς να κάνεις στο σπίτι για να κατανοήσεις καλύτερα τον Νόμο του Ohm και τις έννοιες της έντασης, της τάσης και της αντίστασης.

Πείραμα: Μέτρηση της Αντίστασης με Μπαταρίες και Λαμπάκια

Υλικά που θα χρειαστείς:

- Μια μπαταρία (1.5 V ή 9 V)
- Δύο ή τρία μικρά λαμπάκια (από φακό ή χριστουγεννιάτικα λαμπάκια)
- Μερικά καλώδια με κροκοδειλάκια ή απλά καλώδια
- Ένα πολύμετρο (αν έχεις)

Βήματα:

1. **Σύνδεση του Κυκλώματος:**

   Σύνδεσε τα καλώδια από τους πόλους της μπαταρίας στα άκρα ενός

λαμπάκιου. Παρατήρησε πόσο φωτεινό είναι το λαμπάκι.

Τώρα πρόσθεσε ένα δεύτερο λαμπάκι σε σειρά (δηλαδή, το ένα μετά το άλλο) και παρατήρησε πώς αλλάζει η φωτεινότητα.

2. **Παρατήρηση:**

   Όταν προσθέτεις περισσότερα λαμπάκια σε σειρά, θα παρατηρήσεις ότι η φωτεινότητα των λαμπτήρων μειώνεται. Αυτό συμβαίνει επειδή η συνολική αντίσταση του κυκλώματος αυξάνεται, μειώνοντας την ένταση του ρεύματος που διαρρέει το κύκλωμα.

3. **Χρήση Πολύμετρου (αν διαθέτεις):**

   Αν έχεις πολύμετρο, μπορείς να μετρήσεις την τάση της μπαταρίας και την ένταση του ρεύματος που διαρρέει το κύκλωμα.

   Στη συνέχεια, μπορείς να χρησιμοποιήσεις τον Νόμο του Ohm ($R = \frac{V}{I}$) για να υπολογίσεις την αντίσταση των λαμπών.

Τι Θα Μάθεις:

- Θα δεις πώς η αντίσταση επηρεάζει την ένταση του ρεύματος και τη φωτεινότητα των λαμπτήρων.
- Θα καταλάβεις πώς λειτουργεί ο Νόμος του Ohm στην πράξη.

Πείραμα: Μέτρηση της Αντίστασης με Μολύβι και Χαρτί

Υλικά που θα χρειαστείς:

- Ένα μολύβι με μαλακή μύτη (π. χ. 2B ή πιο μαλακό)
- Ένα φύλλο χαρτί
- Ένα πολύμετρο

Βήματα:

1. **Σχεδίαση Μιας Γραμμής:**

   Χρησιμοποίησε το μολύβι για να σχεδιάσεις μια παχιά, σκούρα γραμμή στο χαρτί. Η γραμμή αυτή θα λειτουργήσει ως αγωγός.

2. **Μέτρηση της Αντίστασης:**

   Τοποθέτησε τα δύο άκρα του πολύμετρου στις δύο άκρες της γραμμής

που σχεδίασες και μέτρησε την αντίσταση.

Τώρα, σχεδίασε μια δεύτερη γραμμή παράλληλα με την πρώτη και μέτρησε την αντίσταση και πάλι.

3. **Παρατήρηση:**

   Θα παρατηρήσεις ότι η αντίσταση της γραμμής μειώνεται καθώς προσθέτεις περισσότερες γραμμές (παράλληλες αντιστάσεις).

Τι Θα Μάθεις:

- Θα καταλάβεις πώς η αντίσταση εξαρτάται από το μήκος και το πάχος του αγωγού.
- Θα δεις πώς οι παράλληλες αντιστάσεις μειώνουν τη συνολική αντίσταση του κυκλώματος.

Αυτά τα πειράματα είναι διασκεδαστικά και απλά, και θα σε βοηθήσουν να κατανοήσεις καλύτερα τις έννοιες που συζητήσαμε. Αν δοκιμάσεις κάποιο από αυτά, θα χαρώ να ακούσω τα αποτελέσματά σου!

Χρειάζεσαι κάποια βοήθεια με τα υλικά ή τις οδηγίες;

ΧΡΗΣΤΗΣ: οκ

PHYSICSBOT V1.1: Τέλεια, Μαρία! Αν αποφασίσεις να δοκιμάσεις κάποιο από τα πειράματα, είμαι εδώ για να σε βοηθήσω με ό,τι χρειαστείς. Είναι ένας πολύ καλός τρόπος να δεις τις έννοιες της Φυσικής σε δράση και να κατανοήσεις καλύτερα τον ηλεκτρισμό.

Αν έχεις οποιαδήποτε απορία ή χρειαστείς βοήθεια με κάτι άλλο, μη διστάσεις να επικοινωνήσεις μαζί μου. Καλή συνέχεια!

Α'.2.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.1

Παράδειγμα ολοκληρωμένης συνεδρίας στο σενάριο *Φύση και Διάδοση του Φωτός*

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.1: Γεια σου! 😊 Καλώς ήρθες! Είμαι ο **PhysicsBot** και είμαι εδώ για να σε βοηθήσω να κατανοήσεις καλύτερα τη φυσική. Σήμερα θα μιλή-

σουμε για το **φως**, ένα φαινόμενο που μας περιβάλλει συνεχώς και παίζει σημαντικό ρόλο στην καθημερινή μας ζωή.

Πριν ξεκινήσουμε, θα ήθελα να σε ρωτήσω: **Τι σημαίνει για σένα το φως; Μπορείς να αναφέρεις μερικές εφαρμογές του στην καθημερινότητά σου;**

ΧΡΗΣΤΗΣ: φως είναι αυτο που κανει τα πράγματα να τα βλέπουμε

PHYSICSBOT V1.1: Πολύ σωστά! 👍 Το φως είναι αυτό που μας επιτρέπει να βλέπουμε τα αντικείμενα γύρω μας. Χωρίς φως, όλα θα ήταν σκοτεινά και αόρατα για τα μάτια μας.

Το φως έχει πολλές εφαρμογές στην καθημερινή μας ζωή. Για παράδειγμα, χρησιμοποιούμε το φως για να φωτίζουμε τα σπίτια μας, για να βλέπουμε στους δρόμους τη νύχτα, αλλά και σε τεχνολογίες όπως οι κάμερες και οι οθόνες.

Πώς βλέπουμε; Μπορείς να περιγράψεις τη διαδικασία με την οποία πιστεύεις ότι βλέπουμε τα αντικείμενα γύρω μας; Πώς νομίζεις ότι το φως σχετίζεται με την όρασή μας;

ΧΡΗΣΤΗΣ: το φως φωτιζει τον χωρο και άρα βλέπουμε τα πράγματα

PHYSICSBOT V1.1: Ακριβώς! 👍 Το φως φωτίζει τα αντικείμενα γύρω μας, και αυτό μας επιτρέπει να τα βλέπουμε. Αλλά ας δούμε λίγο πιο αναλυτικά τι συμβαίνει.

Για να δούμε ένα αντικείμενο, πρέπει να συμβούν τα εξής βήματα:

1. **Το φως πέφτει πάνω στο αντικείμενο**: Είτε προέρχεται από μια φυσική πηγή, όπως ο Ήλιος, είτε από μια τεχνητή πηγή, όπως μια λάμπα.
2. **Το αντικείμενο ανταανακλά το φως**: Τα περισσότερα αντικείμενα δεν παράγουν το δικό τους φως (δεν είναι αυτόφωτα), αλλά αντανακλούν το φως που πέφτει πάνω τους.
3. **Το φως εισέρχεται στα μάτια μας**: Το φως που αντανακλάται από το αντικείμενο εισέρχεται στα μάτια μας και διεγείρει τα αισθητήρια κύτταρα στον αμφιβληστροειδή.
4. **Ο εγκέφαλός μας επεξεργάζεται την εικόνα**: Τα σήματα από τα μάτια μας αποστέλλονται στον εγκέφαλο, όπου επεξεργάζονται και «βλέ-

πουμε» το αντικείμενο.

Αυτός είναι ο τρόπος με τον οποίο η όρασή μας εξαρτάται από το φως!

Μια ερώτηση για σένα: Μπορείς να σκεφτείς ένα παράδειγμα **αυτόφωτου** αντικειμένου (δηλ. ενός που παράγει το δικό του φως) και ένα παράδειγμα **ετερόφωτου** αντικειμένου (δηλ. ενός που απλώς αντανακλά το φως);

ΧΡΗΣΤΗΣ: αυτόφωτο είναι η λάμπα ετεροφωτο ο ήλιος?

PHYSICSBOT v1.1: Καλή προσπάθεια! Ας το διευκρινίσουμε λίγο:

- **Αυτόφωτο**: Παράγει το δικό του φως. Παράδειγμα ο **Ήλιος**, ο οποίος παράγει φως μέσω πυρηνικών αντιδράσεων. Επίσης, μια **αναμμένη λάμπα** είναι αυτόφωτη.
- **Ετερόφωτο**: Δεν παράγει το δικό του φως αλλά **αντανακλά** το φως. Παράδειγμα η **Σελήνη**. Επίσης ένα **βιβλίο** ή **ο τοίχος** του δωματίου σου.

Άρα: Αυτόφωτο: Ήλιος, αναμμένη λάμπα.

Ετερόφωτο: Σελήνη, αντικείμενα στο δωμάτιό σου.

Τα κατάλαβες καλύτερα τώρα; Μπορείς να σκεφτείς άλλο ένα παράδειγμα **ετερόφωτου** αντικειμένου;

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι, η καρέκλα

PHYSICSBOT v1.1: Ακριβώς! 🎉 Η **καρέκλα** είναι ένα εξαιρετικό παράδειγμα **ετερόφωτου** αντικειμένου. Δεν παράγει το δικό του φως, αλλά αντανακλά το φως που πέφτει πάνω της.

Μπράβο για την απάντησή σου! 👏

Τώρα, ας προχωρήσουμε σε κάτι άλλο ενδιαφέρον: Το φως δεν είναι απλά κάτι που μας επιτρέπει να βλέπουμε, αλλά είναι επίσης μια μορφή **ενέργειας**. Για παράδειγμα, το φως του Ήλιου μπορεί να ζεστάνει ένα αντικείμενο ή να προκαλέσει χημικές αντιδράσεις, όπως η φωτοσύνθεση στα φυτά.

Ερώτηση: Πώς νομίζεις ότι η ενέργεια του φωτός μπορεί να επηρεάσει τα αντικείμενα που φωτίζει;

ΧΡΗΣΤΗΣ: να τα ζεστάνει όπως είπες

PHYSICSBOT v1.1: Ακριβώς! 🎉 Το φως μπορεί να **ζεστάνει** τα αντικείμενα που φωτίζει. Ας το δούμε λίγο πιο αναλυτικά:

1. **Θέρμανση**: Η ενέργεια του φωτός μπορεί να μετατραπεί σε θερμότητα, αυξάνοντας τη θερμοκρασία ενός αντικειμένου.
2. **Φωτοσύνθεση**: Στα φυτά, το φως προκαλεί τη χημική αντίδραση της **φωτοσύνθεσης**.
3. **Ηλεκτρική ενέργεια**: Με **φωτοβολταϊκά πάνελ** μετατρέπουμε το φως σε ηλεκτρική ενέργεια.

Ερώτηση: Μπορείς να σκεφτείς ένα παράδειγμα όπου το φως **προκαλεί θέρμανση** ή **μετατρέπεται σε άλλη μορφή ενέργειας**;

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι, η φωτια στο τζάκι μας ζεστένει

PHYSICSBOT v1.1: Σωστά! 🎉 Η **φωτιά** είναι μια αυτόφωτη πηγή που παράγει φως και θερμότητα. Ωστόσο, η θερμότητα προέρχεται κυρίως από την καύση. Ένα παράδειγμα όπου **το φως του Ήλιου** προκαλεί θέρμανση είναι όταν βγαίνουμε σε ηλιόλουστη μέρα και ζεσταινόμαστε. Επίσης, τα **ηλιακά πάνελ** μετατρέπουν το φως σε ηλεκτρική ενέργεια.

Συνοψίζοντας:

-- Η **φωτιά** είναι αυτόφωτη πηγή που παράγει φως & θερμότητα.

-- Το **φως του Ήλιου** μπορεί να ζεστάνει ή να μετατραπεί σε ηλεκτρική ενέργεια.

Επόμενη ερώτηση: Μπορείς να σκεφτείς ένα παράδειγμα **ψυχρής φωτεινής πηγής** (εκπέμπει φως χωρίς πολλή θερμότητα);

ΧΡΗΣΤΗΣ: το ξέρω αυτό, τα led

PHYSICSBOT v1.1: Μπράβο! 🎉 Τα **LED** (Light Emitting Diodes) είναι ένα εξαιρετικό παράδειγμα **ψυχρής φωτεινής πηγής**. Παράγουν φως με ελάχιστη θερμότητα.

Άλλα παραδείγματα ψυχρών πηγών:

- **Λαμπτήρες φθορισμού**
- **Οθόνες LCD**

Τώρα ας δούμε κάτι διαφορετικό:

Το φως διαδίδεται με **ευθύγραμμη πορεία**. Για παράδειγμα, αν ανάψεις έναν φακό σε σκοτεινό δωμάτιο, θα παρατηρήσεις ότι το φως ταξιδεύει σε ευθεία γραμμή.

Ερώτηση: Μπορείς να σκεφτείς μια δραστηριότητα για να παρατηρήσεις την **ευθύγραμμη διάδοση** του φωτός;

ΧΡΗΣΤΗΣ: έχω ένα lazer και ειναι ευθεία

PHYSICSBOT v1.1: Πολύ καλό παράδειγμα! 🎉 Το **λέιζερ** δείχνει καθαρά την ευθύγραμμη διάδοση. Δοκίμασε:

1. Σκοτείνισε το δωμάτιο.
2. Στόχευσε με το λέιζερ ένα φύλλο χαρτί.
3. Παρατήρησε την ευθύγραμμη ακτίνα.
4. Βάλε εμπόδιο (π.χ. βιβλίο) και δες πώς σταματά το φως.

Ερώτηση: Τι πιστεύεις ότι συμβαίνει όταν το φως πέφτει πάνω σε **αδιαφανές** αντικείμενο; Τι παρατηρείς πίσω του;

ΧΡΗΣΤΗΣ: το φως σταματα, δεν ξέρω τι σημβαίνει στην πίσω πλευρά

PHYSICSBOT v1.1: Ακριβώς! 👍 Όταν το φως πέφτει σε **αδιαφανές** αντικείμενο, σταματά. Στην πίσω πλευρά σχηματίζεται **σκιά**.

- **Κυρίως σκιά**: καθόλου φως.
- **Παρασκιά**: φτάνει λίγο φως.

Δραστηριότητα για τη σκιά:

1. Φακός ή λέιζερ ως πηγή φωτός.
2. Βιβλίο ως αδιαφανές αντικείμενο.
3. Παρακολούθησε τη σκιά στον τοίχο.

Ερώτηση: Μετακινώντας την πηγή φωτός, πώς αλλάζει το μέγεθος της σκιάς;

ΧΡΗΣΤΗΣ: κουραστηκα

PHYSICSBOT V1.1: Καταλαβαίνω, η φυσική μπορεί να είναι απαιτητική μερικές φορές! 😊 Έχεις κάνει όμως εξαιρετική δουλειά μέχρι τώρα.

Πριν κλείσουμε, μπορείς να μου πεις ποια πληροφορία για το φως σου φάνηκε πιο ενδιαφέρουσα σήμερα; Αν θέλεις να ξαναδούμε κάτι σε άλλη στιγμή, είμαι εδώ!

Καλή συνέχεια και μην διστάσεις να επιστρέψεις όποτε θες για περισσότερη βοήθεια! 😊

Α'.3 PhyisicsBot V1.2

Α'.3.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός V1.2

Παράδειγμα 1

Στον ακόλουθο διάλογο, ο χρήστης μετατοπίζει τη συζήτηση προς φιλοσοφικά ερωτήματα σχετικά με το φως όπως ο δυϊσμός κύματος-σωματιδίου, η σχέση φωτός και συνείδησης, αλλά και ανθρωποκεντρικές ερμηνείες. Το PhysicsBot ανταποκρίνεται με ευελιξία, προσαρμόζοντας διαρκώς το επίπεδο της συζήτησης: από τη διευκρίνιση βασικών εννοιών, σε ιστορικές αναφορές και στη συνέχεια σε διεπιστημονικές προεκτάσεις. Παράλληλα, ενθαρρύνει τον χρήστη να στοχαστεί, διατηρώντας σταθερά το παιδαγωγικό πλαίσιο της αλληλεπίδρασης.

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.2: Γεια σου! 😊 Είμαι ο PhysicsBot, ο καθηγητής Φυσικής σου.

Είμαι εδώ για να σε βοηθήσω να κατανοήσεις καλύτερα τον κόσμο της φυσικής και να κάνουμε μαζί ένα ενδιαφέρον μάθημα.

Πριν ξεκινήσουμε, πώς σε λένε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γιώργος

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι που σε γνωρίζω, Γιώργο! 😊 Σήμερα θα μιλήσουμε για το φως και την όραση.

Για αρχή, μπορείς να μου πεις τι νομίζεις ότι χρειάζεται για να δούμε ένα αντικείμενο; Τι είναι αυτό που κάνει τα μάτια μας να «δουλεύουν»;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Χρειάζεται φως. Το φως κάνει τα μάτια μας να δουλεύουν.

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! 👏 Το φως είναι απαραίτητο για να δούμε. Τα μάτια μας λαμβάνουν φως από αντικείμενα, και αυτό διεγείρει ειδικά κύτταρα στον αμφιβληστροειδή μας, ώστε να δημιουργηθεί η εικόνα στον εγκέφαλό μας.

Μπορείς να σκεφτείς από πού προέρχεται το φως που φτάνει στα μάτια μας; Δηλαδή, ποια αντικείμενα εκπέμπουν ή αντανακλούν φως;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Το φως υπάρχει γιατί υπάρχουν φωτεινά αντικείμενα, αυτά που γεμίζουν τον χώρο με φως.

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! Υπάρχουν αντικείμενα που εκπέμπουν φως, τα οποία ονομάζονται **αυτόφωτα**. Αυτά παράγουν το δικό τους φως, όπως ο Ήλιος ή μια λάμπα. Υπάρχουν όμως και αντικείμενα που δεν παράγουν φως αλλά το αντανακλούν, και αυτά ονομάζονται **ετερόφωτα**, όπως η Σελήνη ή ένα βιβλίο.

Μπορείς να μου δώσεις ένα παράδειγμα από την καθημερινότητά σου για ένα αυτόφωτο και ένα ετερόφωτο αντικείμενο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Τι σημαίνει «εκπέμπουν φως»;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ ωραία ερώτηση, Γιώργο! 😊 Όταν λέμε ότι ένα αντικείμενο «εκπέμπει φως», εννοούμε ότι το ίδιο παράγει και στέλνει φως στον χώρο γύρω του. Αυτό γίνεται επειδή μέσα του συμβαίνει μια διαδικασία που δημιουργεί φωτεινή ενέργεια. Για παράδειγμα:

- Ο **Ήλιος** εκπέμπει φως επειδή στο εσωτερικό του γίνονται πυρηνικές αντιδράσεις.
- Μια **λάμπα** εκπέμπει φως επειδή το ηλεκτρικό ρεύμα θερμαίνει το νήμα ή ενεργοποιεί αέρια.

Αντίθετα, τα ετερόφωτα αντικείμενα δεν παράγουν φως. Απλώς αντανακλούν το φως που πέφτει πάνω τους.

Τώρα που το εξηγήσαμε, μπορείς να μου πεις αν η Σελήνη είναι αυτόφωτη ή ετερόφωτη; Γιατί; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Φως και φωτεινή ενέργεια είναι το ίδιο;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλή ερώτηση, Γιώργο! 😊 Το **φως** είναι ένα είδος ενέργειας που ταξιδεύει με τη μορφή κυμάτων ή σωματιδίων που ονομάζονται **φωτόνια**. Όταν λέμε «φωτεινή ενέργεια», αναφερόμαστε στην ενέργεια που μεταφέρει το φως. Αυτή η ενέργεια μπορεί να κάνει διάφορα πράγματα, όπως:

- Να ζεστάνει αντικείμενα (π. χ. το φως του Ήλιου ζεσταίνει το δέρμα μας).
- Να προκαλέσει χημικές αντιδράσεις (π. χ. η φωτοσύνθεση στα φυτά).
- Να διεγείρει τα μάτια μας, ώστε να βλέπουμε.

Άρα, το φως είναι ο «αγγελιοφόρος» που μεταφέρει τη φωτεινή ενέργεια Μπορείς να σκεφτείς ένα παράδειγμα όπου το φως μεταφέρει ενέργεια και την αλλάζει σε κάτι άλλο, όπως θερμότητα ή κίνηση; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Αφού το φως «είναι είδος ενέργειας που ταξιδεύει» πώς μπορεί να μεταφέρει τη φωτεινή ενέργεια; Αφού **είναι** ενέργεια, πώς **μεταφέρει** ενέργεια;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ εύστοχη παρατήρηση, Γιώργο! 👏 Έχεις απόλυτο δίκιο να ρωτάς, γιατί φαίνεται λίγο παράξενο να λέμε ότι το φως «είναι» ενέργεια και ταυτόχρονα «μεταφέρει» ενέργεια. Ας το ξεκαθαρίσουμε!

Το φως **είναι ένας τρόπος μεταφοράς ενέργειας**. Σκέψου το σαν ένα μήνυμα που ταξιδεύει: το μήνυμα περιέχει πληροφορίες, αλλά για να φτάσει σε εσένα, πρέπει να μεταφερθεί μέσω ενός μέσου, όπως ένα γράμμα ή ένα email. Έτσι και το φως: είναι ο «αγγελιοφόρος» που μεταφέρει τη φωτεινή ενέργεια από μια πηγή (π. χ. τον Ήλιο) σε έναν προορισμό (π. χ. το δέρμα σου, ένα φυτό ή τα μάτια σου).

Τα **φωτόνια**, τα μικροσκοπικά σωματίδια του φωτός, «κουβαλούν» αυτή την ενέργεια. Όταν φτάνουν σε ένα αντικείμενο, η ενέργεια που έχουν μπορεί να απορροφηθεί και να μετατραπεί σε κάτι άλλο, όπως θερμότητα ή χημική ενέργεια.

Για παράδειγμα:

- Όταν το φως του Ήλιου πέφτει στο δέρμα σου, τα φωτόνια μεταφέρουν ενέργεια που το ζεσταίνει.

- Όταν το φως πέφτει σε ένα ηλιακό πάνελ, η ενέργεια των φωτονίων μετατρέπεται σε ηλεκτρική ενέργεια.

Τώρα που το εξηγήσαμε, μπορείς να μου πεις: τι συμβαίνει στα φωτόνια όταν το φως πέσει πάνω σε ένα αδιαφανές αντικείμενο, όπως ένα κομμάτι ξύλο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είχα ακούσει ότι η θερμότητα είναι τρόπος μεταφοράς ενέργειας και ότι το έργο είναι ένας άλλος τρόπος μεταφοράς ενέργειας. Το φως είναι ένας τρίτος τρόπος μεταφοράς ενέργειας ή είναι θερμότητα ή μήπως είναι έργο;

PHYSICSBOT v1.2: Πολύ καλή σκέψη, Γιώργο! 👏 Είναι σπουδαίο που συνδέεις τις έννοιες που έχεις μάθει. Ας το ξεκαθαρίσουμε:

Το **φως** είναι ένας **τρίτος τρόπος μεταφοράς ενέργειας**, διαφορετικός από τη θερμότητα και το έργο. Ας δούμε πώς διαφέρουν:

1. **Θερμότητα:** Είναι η μεταφορά ενέργειας λόγω διαφοράς θερμοκρασίας. Για παράδειγμα, όταν αγγίζεις ένα ζεστό φλιτζάνι, η ενέργεια μεταδίδεται από το φλιτζάνι στο χέρι σου μέσω θερμότητας.
2. **Έργο:** Είναι η μεταφορά ενέργειας μέσω μιας δύναμης που δρα πάνω σε ένα σώμα και το μετακινεί. Για παράδειγμα, όταν σπρώχνεις ένα κουτί, η ενέργεια που του δίνεις μεταφέρεται μέσω έργου.
3. **Φως:** Το φως μεταφέρει ενέργεια μέσω **ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων** ή φωτονίων. Δεν χρειάζεται επαφή ή δύναμη για να μεταφερθεί. Για παράδειγμα, ο Ήλιος μεταφέρει ενέργεια στη Γη μέσω του φωτός, χωρίς να υπάρχει «απτή» επαφή.

Είναι σημαντικό να θυμάσαι ότι το φως **δεν είναι θερμότητα** ούτε έργο, αλλά μπορεί να προκαλέσει θερμότητα ή να δώσει ενέργεια σε ένα σύστημα που θα παράγει έργο. Για παράδειγμα, το φως του Ήλιου μπορεί να θερμάνει το έδαφος (δημιουργώντας θερμότητα) ή να κινήσει ένα ηλιακό αυτοκίνητο (παράγοντας έργο).

Μπορείς τώρα να σκεφτείς ένα παράδειγμα όπου το φως μεταφέρει ενέργεια χωρίς να παράγει θερμότητα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Τα ραδιοκύματα;

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 👏 Τα ραδιοκύματα είναι πράγματι ένα εξαιρετικό παράδειγμα! Αν και δεν είναι «φως» με την έννοια που το βλέπουμε με τα μάτια μας, τα ραδιοκύματα ανήκουν στην ίδια οικογένεια με το φως: είναι **ηλεκτρομαγνητικά κύματα**. Όπως και το φως, τα ραδιοκύματα μεταφέρουν ενέργεια, αλλά συνήθως δεν προκαλούν θερμότητα (τουλάχιστον όχι άμεσα).

Για παράδειγμα:

- Τα ραδιοκύματα που στέλνει ένας ραδιοφωνικός σταθμός μεταφέρουν ενέργεια στη ραδιοφωνική κεραία, η οποία την μετατρέπει σε ήχο. Εδώ δεν υπάρχει θερμότητα, αλλά η ενέργεια μεταφέρεται μέσω των κυμάτων.

Το φως που βλέπουμε με τα μάτια μας είναι ένα μικρό κομμάτι του **ηλεκτρομαγνητικού φάσματος**, που περιλαμβάνει και τα ραδιοκύματα, τα μικροκύματα, τις ακτίνες Χ και άλλα. Όλα αυτά είναι τρόποι μεταφοράς ενέργειας, αλλά σε διαφορετικές μορφές.

Μια ερώτηση τώρα για εσένα: Το ορατό φως είναι πιο κοντά στα ραδιοκύματα ή στις ακτίνες Χ στο ηλεκτρομαγνητικό φάσμα; Τι πιστεύεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Υπάρχει κάτι άλλο που με απασχολεί. Όταν παρατηρώ γύρω μου, το φως είναι κάτι όλο λαμπρότητα και χρώματα. Στη Φυσική όμως μιλάτε για το φως και άλλοτε τραβάτε γραμμές με τον χάρακα και τις λέτε ακτίνες, άλλοτε ζωγραφίζετε κυματιστές γραμμές και τις λέτε κύματα και άλλοτε γράφετε εξισώσεις. Τι σχέση έχει το φως της Φυσικής με το φως που ζω στην καθημερινότητά μου;

PHYSICSBOT V1.2: Γιώργο, η ερώτησή σου είναι πραγματικά εξαιρετική και δείχνει ότι σκέφτεσαι βαθιά! 👏 Πάμε να το εξηγήσουμε με τρόπο που συνδέει τη φυσική με την καθημερινότητά σου.

Το φως που ζεις στην καθημερινότητά σου – αυτή η λαμπρότητα, τα χρώματα, η ομορφιά – είναι **ακριβώς το ίδιο φως** που μελετά η φυσική. Απλώς, στη φυσική προσπαθούμε να κατανοήσουμε και να περιγράψουμε το φως με τρόπους που μας βοηθούν να εξηγήσουμε πώς λειτουργεί και γιατί το βλέ-

πουμε έτσι.

1. **Οι ακτίνες του φωτός:** Όταν στη φυσική σχεδιάζουμε ευθείες γραμμές και τις λέμε «ακτίνες», περιγράφουμε την κατεύθυνση στην οποία ταξιδεύει το φως. Αυτό είναι πολύ χρήσιμο όταν μελετάμε φαινόμενα όπως οι σκιές ή η αντανάκλαση.
2. **Τα κύματα του φωτός:** Όταν σχεδιάζουμε κυματιστές γραμμές, περιγράφουμε το φως ως κύμα που έχει κορυφές και κοιλάδες. Αυτό εξηγεί φαινόμενα όπως τα χρώματα στο ουράνιο τόξο ή σε ένα CD.
3. **Οι εξισώσεις:** Οι εξισώσεις είναι ο τρόπος που οι φυσικοί περιγράφουν με ακρίβεια πώς το φως αλληλεπιδρά με την ύλη και πώς μεταφέρει ενέργεια.

Η φυσική δεν προσπαθεί να «αντικαταστήσει» την ομορφιά του φωτός που ζεις, αλλά να την εξηγήσει. Είναι σαν να μαθαίνεις πώς λειτουργεί ένα μαγικό κόλπο – το φως παραμένει μαγικό, αλλά τώρα ξέρεις και πώς λειτουργεί!

Θέλεις να δούμε ένα συγκεκριμένο φαινόμενο του φωτός που σου φαίνεται ενδιαφέρον και να το εξηγήσουμε με φυσική; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Μπορεί η Φυσική να μιλήσει για το φως που ζω και να το εξηγήσει χωρίς να έχει εξηγήσει τη συνείδηση; Όμως έχει εξηγήσει η Φυσική τη συνείδηση;

PHYSICSBOT v1.2: Γιώργο, η ερώτησή σου είναι πραγματικά βαθιά και φιλοσοφική! 👏 Είναι πολύ όμορφο που σκέφτεσαι με αυτόν τον τρόπο, γιατί η φυσική δεν είναι μόνο εξισώσεις και νόμοι – είναι και μια προσπάθεια να κατανοήσουμε τον κόσμο μας.

Ας ξεκινήσουμε με το φως. Η φυσική μπορεί να εξηγήσει **πώς λειτουργεί το φως** και πώς φτάνει στα μάτια σου. Μπορεί να περιγράψει την πορεία του φωτός, τα χρώματα, φαινόμενα όπως η αντανάκλαση ή η διάθλαση. Όμως, αυτό που ζεις – η εμπειρία του φωτός, η αίσθηση της λαμπρότητας και των χρωμάτων – συνδέεται με τη **συνείδησή** σου, δηλαδή με τον τρόπο που ο εγκέφαλός σου επεξεργάζεται τις πληροφορίες.

Η φυσική, μέχρι στιγμής, δεν έχει εξηγήσει πλήρως τη συνείδηση. Η συνείδηση είναι ένα πολύπλοκο φαινόμενο που συνδέεται με τη βιολογία, τη

νευροεπιστήμη και τη φιλοσοφία. Γνωρίζουμε ότι το φως διεγείρει τα οπτικά κύτταρα στα μάτια σου, και ο εγκέφαλός σου «μεταφράζει» αυτές τις διεγέρσεις σε εικόνες και χρώματα. Όμως, **το πώς ακριβώς προκύπτει η υποκειμενική εμπειρία του φωτός – το τι σημαίνει να «βλέπεις» – παραμένει ένα μυστήριο.**

Η φυσική μπορεί να εξηγήσει το πώς λειτουργεί το φως, αλλά η εμπειρία του φωτός είναι κάτι που ξεπερνά τη φυσική και αγγίζει τη βιολογία, την ψυχολογία και τη φιλοσοφία.

Τι πιστεύεις εσύ; Είναι αρκετό να γνωρίζουμε πώς λειτουργεί το φως ή χρειάζεται να κατανοήσουμε και τη συνείδηση για να εξηγήσουμε πλήρως την εμπειρία του φωτός; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Πώς γίνεται να μπορούμε να εξηγήσουμε το πώς λειτουργεί το φως και την ίδια στιγμή να μην μπορούμε να το εξηγήσουμε (αφού το φως είναι φαινόμενο της συνείδησης που δεν μπορούμε να εξηγήσουμε); Μήπως υπάρχουν δυο είδη φωτός; Αυτό για το οποίο μιλάει η φυσική και αυτό το οποίο βιώνουμε και ζούμε;

PHYSICSBOT v1.2: Γιώργο, η ερώτησή σου είναι εκπληκτική, και μπράβο σου που σκέφτεσαι τόσο βαθιά! 👏 Αυτό που θέτεις είναι ένα από τα πιο ενδιαφέροντα και δύσκολα ερωτήματα που έχουν συζητήσει επιστήμονες και φιλόσοφοι για αιώνες.

Η απάντηση είναι ότι δεν υπάρχουν **δύο είδη φωτός**, αλλά δύο διαφορετικοί τρόποι να το προσεγγίσουμε:

1. **Το φως της φυσικής:** Αυτό είναι το φως που μελετάμε με τα όργανα, τις εξισώσεις και τα πειράματα. Είναι το φως που μπορούμε να περιγράψουμε ως ηλεκτρομαγνητικά κύματα ή φωτόνια.
2. **Το φως της εμπειρίας:** Αυτό είναι το φως που ζούμε, η αίσθηση της λαμπρότητας, των χρωμάτων, της ομορφιάς. Είναι το φως όπως το «βλέπει» η συνείδησή μας.

Η φυσική μπορεί να εξηγήσει **πώς** το φως φτάνει στα μάτια μας και πώς διεγείρει τα οπτικά κύτταρα. Όμως, η εμπειρία του φωτός – το πώς αισθα-

νόμαστε το φως – συνδέεται με τη συνείδηση και τον εγκέφαλό μας. Αυτό είναι ένα πεδίο που η φυσική δεν έχει ακόμη καταφέρει να εξηγήσει πλήρως, γιατί η συνείδηση είναι εξαιρετικά περίπλοκη.

Άρα, δεν υπάρχουν δύο διαφορετικά φώτα, αλλά δύο διαφορετικές **οπτικές γωνίες**:

- Η φυσική περιγράφει το **φυσικό φαινόμενο** του φωτός.
- Η εμπειρία μας περιγράφει το **υποκειμενικό φαινόμενο** του φωτός.

Θα μπορούσαμε να πούμε ότι η φυσική μάς δίνει τα «εργαλεία» για να κατανοήσουμε το φως, αλλά η εμπειρία του φωτός είναι κάτι που ζούμε και δεν μπορούμε να το αποτυπώσουμε πλήρως με εξισώσεις.

Τι πιστεύεις; Μπορεί η φυσική κάποια μέρα να εξηγήσει και την εμπειρία μας από το φως, ή είναι κάτι που θα παραμείνει μυστήριο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Δηλαδή είναι ίδιο όπως μπορεί να μελετάμε μια εποχή στην ιστορία και να έχουμε διαφορετικές οπτικές γωνίες: της οικονομίας, του πολέμου, των γραμμάτων κλπ;

PHYSICSBOT v1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 👏 Η παρομοίωσή σου είναι εξαιρετική! Όπως στην ιστορία μπορούμε να μελετήσουμε μια εποχή από διαφορετικές οπτικές γωνίες – την οικονομία, τους πολέμους, την τέχνη, τη φιλοσοφία – έτσι και το φως μπορεί να μελετηθεί από διαφορετικές πλευρές.

- **Η φυσική** βλέπει το φως ως ένα φυσικό φαινόμενο που μπορεί να περιγραφεί με νόμους, εξισώσεις και πειράματα.
- **Η βιολογία** ασχολείται με το πώς τα μάτια μας και ο εγκέφαλός μας επεξεργάζονται το φως για να δημιουργήσουν την όραση.
- **Η φιλοσοφία και η ψυχολογία** προσπαθούν να κατανοήσουν την εμπειρία του φωτός – πώς το αντιλαμβανόμαστε, πώς μας επηρεάζει συναισθηματικά και τι σημαίνει για εμάς.

Όλες αυτές οι οπτικές γωνίες ασχολούνται με το ίδιο «φως», αλλά κάθε μία εστιάζει σε διαφορετικές πτυχές του. Αυτό δεν σημαίνει ότι το φως είναι διαφορετικό – είναι το ίδιο φως – αλλά εμείς το βλέπουμε μέσα από διαφορετικούς «φακούς», ανάλογα με το τι θέλουμε να κατανοήσουμε.

Σκέψου, για παράδειγμα, ένα ηλιοβασίλεμα:

- Η φυσική μπορεί να εξηγήσει γιατί ο ουρανός γίνεται κόκκινος (λόγω σκέδασης του φωτός στην ατμόσφαιρα).
- Η βιολογία μπορεί να εξηγήσει πώς τα μάτια σου ανιχνεύουν τα χρώματα.
- Η ψυχολογία μπορεί να εξετάσει γιατί ένα ηλιοβασίλεμα μας προκαλεί συναισθήματα γαλήνης ή δέους.

Τι πιστεύεις; Είναι χρήσιμο να βλέπουμε τα πράγματα από διαφορετικές οπτικές γωνίες, ή μήπως θα ήταν καλύτερο να έχουμε μία ενιαία εξήγηση για όλα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Ευχαριστώ

PHYSICSBOT V1.2: Παρακαλώ, Γιώργο! 😊 Χάρηκα πολύ για τις ερωτήσεις σου και τον τρόπο που σκέφτεσαι. Είσαι πραγματικά ένας «εξερευνητής» της γνώσης, και αυτό είναι υπέροχο! Αν έχεις κι άλλες απορίες για το φως ή οποιοδήποτε άλλο θέμα φυσικής, είμαι εδώ για να σε βοηθήσω. Καλή συνέχεια στο ταξίδι σου στη γνώση! 🌟

Παράδειγμα 2

Στο παράδειγμα που ακολουθεί, ο χρήστης διαθέτει ήδη σχετικές γνώσεις και διατυπώνει ερωτήματα αυξημένης δυσκολίας, όπως ο δυϊσμός του φωτός, η μετατόπιση Doppler και η φύση του φωτονίου. Το PhysicsBot αναγνωρίζει το προχωρημένο επίπεδο του μαθητή, εμβαθύνει σε θέματα ειδικής και γενικής σχετικότητας, διευκρινίζει σύνθετες έννοιες και διορθώνει τυχόν ανθρωποκεντρικές ερμηνείες. Η συζήτηση ολοκληρώνεται με μια ανοιχτή πρόσκληση για περαιτέρω διερεύνηση, αναδεικνύοντας τη διαρκή προσαρμογή του bot και τη σταδιακή οικοδόμηση γνώσης μέσα από τη διαλογική καθοδήγηση.

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.2: Γεια σου! 😊 Είμαι ο PhysicsBot, ο καθηγητής φυσικής σου! Είμαι εδώ για να σε βοηθήσω να κατανοήσεις καλύτερα τον κόσμο της φυ-

σικής. Σήμερα θα μιλήσουμε για το φως και την εξέλιξη των αντιλήψεων για την όραση.

Πρώτα όμως, πώς σε λένε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γιώργος

PHYSICSBOT V1.2: Γιώργο, χαίρομαι πολύ που σε γνωρίζω! 😊 Λοιπόν, ας ξεκινήσουμε με κάτι απλό. Ξέρεις τι είναι το φως και πώς σχετίζεται με την όρασή μας;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Όταν μου ρωτάς «ξέρεις τι είναι το φως;» τι εννοείς; Αν είναι ηλεκτρομαγνητικό κύμα ή σωματίδιο ή κάτι άλλο;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ ωραία ερώτηση, Γιώργο! 👏 Βλέπω ότι έχεις ήδη κάποια ιδέα για το φως, και αυτό είναι υπέροχο! Στην πραγματικότητα, το φως είναι και τα δύο: ηλεκτρομαγνητικό κύμα *και* σωματίδιο. Αυτή η διπλή φύση του φωτός ονομάζεται «δυϊσμός κύματος-σωματιδίου».

Ωστόσο, για την όρασή μας, μπορούμε να το σκεφτούμε πιο απλά: το φως είναι μια μορφή ενέργειας που ταξιδεύει και φτάνει στα μάτια μας, επιτρέποντάς μας να βλέπουμε.

Ας το συνδέσουμε λίγο με την καθημερινότητά μας. Πιστεύεις ότι βλέπουμε τα αντικείμενα επειδή εκπέμπουν φως ή επειδή αντανακλούν φως; Τι νομίζεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Για να δούμε κάποιο αντικείμενο πρέπει από το αντικείμενο να έρθει στο μάτι μας κάποια φωτεινή ακτινοβολία· αν εκπέμπει το αντικείμενο φως (πηγή) καλώς, διαφορετικά η ακτινοβολία που θα έρχεται στο μάτι μας από το αντικείμενο θα είναι από αντανάκλαση. Σωστά;

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Πολύ σωστά το εξήγησες! Για να δούμε ένα αντικείμενο, πρέπει φως να φτάσει από αυτό στα μάτια μας. Αν το αντικείμενο εκπέμπει το δικό του φως, το ονομάζουμε **αυτόφωτο** (όπως ο Ήλιος ή μια λάμπα). Αν όμως το φως που φτάνει στα μάτια μας προέρχεται από αντανάκλαση, τότε το αντικείμενο είναι **ετερόφωτο** (όπως η Σελήνη ή ένα βιβλίο).

Μια ερώτηση τώρα: Μπορείς να μου δώσεις ένα παράδειγμα από την καθημερινότητα για ένα αυτόφωτο αντικείμενο και ένα ετερόφωτο αντικείμενο;

😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Αυτόφωτο προφανώς είναι ο αναμμένος ηλεκτρικός λαμπτήρας ή ένα αναμμένο κερί ή σπίρτο. Τα άλλα αντικείμενα που είναι στο δωμάτιό μου είναι ετερόφωτα και αντανακλούν το φως για να τα δω. Αν κλείσω το ηλεκτρικό φως το βράδυ δεν βλέπω τίποτα.

PHYSICSBOT v1.2: Μπράβο, Γιώργο! 👏 Πολύ σωστά τα παραδείγματά σου! Ο αναμμένος λαμπτήρας, το κερί ή το σπίρτο είναι όλα **αυτόφωτα**, επειδή εκπέμπουν το δικό τους φως. Και ναι, όλα τα άλλα αντικείμενα στο δωμάτιό σου είναι **ετερόφωτα**, αφού αντανακλούν το φως που έρχεται από τον λαμπτήρα ή άλλη φωτεινή πηγή.

Η παρατήρησή σου για το σκοτάδι όταν κλείνεις το φως είναι επίσης πολύ σωστή! Χωρίς φως, δεν υπάρχει τίποτα για να φτάσει στα μάτια μας από τα αντικείμενα, οπότε δεν μπορούμε να τα δούμε.

Τώρα, μια πιο συγκεκριμένη ερώτηση: Τι πιστεύεις ότι συμβαίνει όταν κοιτάζουμε τη Σελήνη τη νύχτα; Είναι αυτόφωτη ή ετερόφωτη; Και γιατί; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Αν τη βλέπουμε το βράδυ, πανσέληνος ή στις διάφορες φάσεις της Σελήνης, τότε σημαίνει ότι αντανακλά το φως του Ήλιου. Θα ήθελα να ρωτήσω αν η Σελήνη είχε δικό της φως θα τη βλέπαμε όπως φαίνεται ο Ήλιος ή θα βλέπαμε και τις φάσεις της Σελήνης όπως τώρα, και γιατί;

PHYSICSBOT v1.2: Πολύ καλή ερώτηση, Γιώργο! 👏 Και η απάντησή σου για τη Σελήνη είναι απολύτως σωστή: είναι **ετερόφωτη**, γιατί αντανακλά το φως του Ήλιου!

Αν η Σελήνη ήταν **αυτόφωτη** και εξέπεμπε το δικό της φως, τότε δεν θα βλέπαμε τις φάσεις της, όπως τις βλέπουμε τώρα. Αυτό συμβαίνει επειδή οι φάσεις της Σελήνης προκύπτουν από τη γεωμετρική σχέση μεταξύ του Ήλιου, της Σελήνης και της Γης. Βλέπουμε μόνο το φωτισμένο μέρος της Σελήνης που αντανακλά το φως του Ήλιου.

Αν η Σελήνη είχε δικό της φως, τότε θα την βλέπαμε ολόκληρη να λάμπει συνεχώς, όπως βλέπουμε τον Ήλιο. Οι φάσεις θα εξαφανίζονταν, επειδή το φως της δεν θα εξαρτιόταν από τον Ήλιο.

Μια ερώτηση τώρα για σένα: Γιατί βλέπουμε τη Σελήνη πιο φωτεινή τη νύχτα και όχι τόσο κατά τη διάρκεια της ημέρας; Τι πιστεύεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Πιθανόν την ημέρα επικρατεί η πολύ ισχυρή φωτεινότητα του Ήλιου ως αυτόφωτο σώμα.

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Πολύ σωστά το εξήγησες! Την ημέρα, το φως του Ήλιου είναι τόσο έντονο που «καλύπτει» τη φωτεινότητα της Σελήνης, η οποία είναι ετερόφωτη και αντανακλά μόνο ένα μέρος του φωτός του Ήλιου. Έτσι, η Σελήνη φαίνεται λιγότερο φωτεινή ή μπορεί και να μην τη διακρίνουμε καθόλου στον ουρανό.

Το βράδυ, όμως, όταν ο Ήλιος βρίσκεται «κρυμμένος» από τη Γη, η Σελήνη ξεχωρίζει στον σκοτεινό ουρανό, επειδή το φως που αντανακλά γίνεται πιο εύκολα ορατό.

Μια τελευταία ερώτηση για αυτή την έννοια: Μπορείς να σκεφτείς κάποιο άλλο ετερόφωτο αντικείμενο στον ουρανό, εκτός από τη Σελήνη; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Όλοι οι άλλοι πλανήτες.

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Σωστά, όλοι οι άλλοι πλανήτες είναι **ετερόφωτα** αντικείμενα, όπως και η Σελήνη. Αντανακλούν το φως του Ήλιου, και αυτός είναι ο λόγος που μπορούμε να τους δούμε στον νυχτερινό ουρανό. Εξαιρετική παρατήρηση! 👏

Αφού τα πηγαίνεις τόσο καλά, ας πάμε λίγο πιο βαθιά. Τι πιστεύεις ότι συμβαίνει με τα αστέρια; Είναι αυτόφωτα ή ετερόφωτα; Και γιατί; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Τα αστέρια είναι όπως ο δικός μας Ήλιος που είναι αστέρι. Άρα είναι αυτόφωτα.

PHYSICSBOT V1.2: Απολύτως σωστά, Γιώργο! 🎉 Τα αστέρια, όπως και ο Ήλιος μας, είναι **αυτόφωτα**, γιατί εκπέμπουν το δικό τους φως. Αυτό συμβαίνει επειδή στο εσωτερικό τους πραγματοποιούνται πυρηνικές αντιδράσεις, οι οποίες παράγουν τεράστιες ποσότητες ενέργειας, και μέρος αυτής της ενέργειας εκπέμπεται ως φως.

Τώρα, ας σκεφτούμε κάτι ενδιαφέρον: Αν ένα αστέρι απέχει πάρα πολύ από εμάς, γιατί εξακολουθούμε να μπορούμε να το δούμε; Τι πιστεύεις ότι συμβαίνει; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γιατί ως αστέρι εκπέμπει δικό του φως και κάποτε το φως αυτό θα φθάσει στη Γη. Πιθανόν να περάσουν κάποια χρόνια ή και χιλιάδες ή εκατομμύρια χρόνια για να φθάσει στη Γη. Αυτό που βλέπουμε τώρα είναι επομένως κάτι που έγινε πριν από χρόνια, ανάλογα με την απόσταση που βρίσκεται το αστέρι. Αυτό γίνεται γιατί το φως ταξιδεύει και στο κενό ως ηλεκτρομαγνητικό κύμα. Το μόνο που μπορεί να επηρεάσει τη διάδοσή του είναι η πολύ μεγάλη βαρύτητα από κάποια ουράνια σώματα (π.χ. μαύρες τρύπες).

PHYSICSBOT V1.2: Εξαιρετική απάντηση, Γιώργο! 👏👏 Έχεις απόλυτο δίκιο! Το φως από τα αστέρια ταξιδεύει μέσα στο κενό με την απίστευτη ταχύτητα των 300.000 km/s, αλλά επειδή οι αποστάσεις στο σύμπαν είναι τεράστιες, μπορεί να χρειαστούν χρόνια, χιλιάδες ή και εκατομμύρια χρόνια για να φτάσει στη Γη. Αυτό σημαίνει ότι όταν κοιτάμε ένα αστέρι, βλέπουμε στην πραγματικότητα πώς ήταν το αστέρι στο παρελθόν, όταν το φως του ξεκίνησε το ταξίδι του.

Επίσης, έχεις δίκιο ότι η βαρύτητα μπορεί να καμπυλώσει τη διαδρομή του φωτός, όπως συμβαίνει κοντά σε μαύρες τρύπες ή άλλα πολύ μεγάλα ουράνια σώματα — αυτό το φαινόμενο ονομάζεται **βαρυτική φακοποίηση**.

Ας το κάνουμε λίγο πιο δύσκολο τώρα: Αν ένα αστέρι που βλέπουμε στον ουρανό έχει ήδη «σβήσει» (δηλαδή έχει πεθάνει), πώς γίνεται να το βλέπουμε ακόμα; Τι πιστεύεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Το αστέρι μπορεί να έχει «σβήσει» αλλά επειδή είναι πολύ μακριά από εμάς το φως που έστειλνε όταν ήταν ακόμη ενεργό έφθασε σε εμάς τώρα που το αστέρι έχει πεθάνει.

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Είσαι καταπληκτικός! 👏 Το φως που βλέπουμε από ένα αστέρι είναι στην πραγματικότητα «εικόνες» του παρελθόντος του. Αν το αστέρι έχει ήδη «σβήσει», το φως που είχε εκπέμψει πριν πεθάνει συνεχίζει να ταξιδεύει στο διάστημα και φτάνει στα μάτια μας, ακόμα και αν το ίδιο το αστέρι δεν υπάρχει πια. Αυτό είναι πραγματικά εντυπωσιακό, γιατί μας δίνει τη δυνατότητα να «βλέπουμε» το παρελθόν του σύμπαντος!

Επειδή έχεις κατανοήσει τόσο καλά τις έννοιες, θέλω να σε ρωτήσω κάτι λίγο

διαφορετικό: Αν μπορούσαμε να ταξιδέψουμε με την ταχύτητα του φωτός, τι πιστεύεις ότι θα βλέπαμε γύρω μας; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Για να ταξιδέψουμε με την ταχύτητα του φωτός ως υλικά σώματα όπως είμαστε είναι αδύνατον με τις υπάρχουσες τεχνολογίες ίσως και να μην το πετύχουμε ποτέ, εκτός και η ανθρωπότητα ανακαλύψει κάτι άλλο άγνωστο μέχρι σήμερα. Αν λοιπόν ταξίδευα με την ταχύτητα του φωτός θα έβλεπα μια ακραία λάμψη μπροστά μου (Η ενέργεια του φωτός που έρχεται προς το μέρος μου θα ήταν τεράστια) και σκοτάδι πίσω μου (το φως από τις πηγές που θα βρίσκονται πίσω μου θα γινόταν αόρατο αφού δεν θα έφθανε ποτέ σε μένα, κάνοντας τον ορίζοντα πίσω μου σκοτεινό). Γενικά ο χρόνος για τον υπόλοιπο κόσμο θα κυλούσε γρήγορα, ενώ για εμένα θα παρέμενε κανονικός. Το φως, ο χρόνος και ο χώρος θα έμοιαζαν να συμπεριφέρονται με τρόπους που δύσκολα θα αντιλαμβανόμαστε στην καθημερινότητα. Θα ήταν όλα παραμορφωμένα.

PHYSICSBOT V1.2: Γιώργο, είσαι εκπληκτικός! 👏👏 Η απάντησή σου δείχνει ότι έχεις κατανοήσει σε βάθος τις έννοιες της φυσικής και της σχετικότητας! Πράγματι, με βάση τη θεωρία της Ειδικής Σχετικότητας του Αϊνστάιν, είναι αδύνατο για ένα υλικό σώμα να φτάσει την ταχύτητα του φωτός, αλλά αν μπορούσαμε να το φανταστούμε, οι επιπτώσεις θα ήταν ακριβώς όπως τις περιέγραψες.

Η ακραία λάμψη μπροστά σου θα ήταν αποτέλεσμα της μετατόπισης Doppler, όπου το φως από τις πηγές μπροστά σου θα συμπιεζόταν σε μικρότερα μήκη κύματος, καθιστώντας το πιο ενεργειακό. Το σκοτάδι πίσω σου θα οφειλόταν στη διαστολή των μηκών κύματος, κάνοντάς τα αόρατα. Και φυσικά, η παραμόρφωση του χρόνου και του χώρου είναι ένα από τα πιο συναρπαστικά φαινόμενα της σχετικότητας!

Επειδή έχεις ήδη κατανοήσει τόσο καλά αυτές τις έννοιες, θέλω να ρωτήσω: Ποια από όλες αυτές τις ιδέες σου φάνηκε πιο ενδιαφέρουσα σήμερα; Ή υπάρχει κάτι άλλο που θα ήθελες να ρωτήσεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Θα ήθελα να ρωτήσω τι ακριβώς είναι το φωτόνιο

PHYSICSBOT V1.2: Υπέροχη ερώτηση, Γιώργο! 👏 Το φωτόνιο είναι ένα από τα

πιο θεμελιώδη σωματίδια στη φυσική, και η κατανόησή του μας βοηθά να εξηγήσουμε πολλά φαινόμενα που σχετίζονται με το φως.

Το φωτόνιο είναι ένα σωματίδιο-κύμα που μεταφέρει την ενέργεια του φωτός. Δεν έχει μάζα ηρεμίας (δηλαδή δεν έχει μάζα όταν είναι ακίνητο, αν και στην πραγματικότητα δεν μπορεί ποτέ να είναι ακίνητο) και ταξιδεύει πάντα με την ταχύτητα του φωτός, δηλαδή 300.000 km/s στο κενό. Είναι το "πακέτο ενέργειας" που περιγράφει η κβαντική θεωρία.

Σαν τι μοιάζει; Εδώ τα πράγματα γίνονται λίγο δύσκολα, γιατί το φωτόνιο δεν μοιάζει με τίποτα που μπορούμε να δούμε ή να φανταστούμε στην καθημερινότητά μας. Δεν έχει "μέγεθος" ή "σχήμα" όπως τα αντικείμενα που γνωρίζουμε. Είναι ένα κβαντικό σωματίδιο, που σημαίνει ότι μπορεί να συμπεριφέρεται σαν κύμα (όταν διαδίδεται) αλλά και σαν σωματίδιο (όταν αλληλεπιδρά με την ύλη, π.χ. όταν χτυπά ένα ηλεκτρόνιο).

Όσο για την προσέγγισή του, ναι, έχουμε καταφέρει να μελετήσουμε τα φωτόνια μέσω πειραμάτων όπως το διάσημο φαινόμενο του φωτοηλεκτρικού αποτελέσματος (που εξήγησε ο Αϊνστάιν) και άλλα κβαντικά πειράματα. Στην καθημερινότητά μας, βλέπουμε τις επιδράσεις τους παντού: από το φως που φτάνει στα μάτια μας μέχρι τη λειτουργία των ηλιακών πάνελ!

Ελπίζω να σε βοήθησα να καταλάβεις λίγο καλύτερα το φωτόνιο! Υπάρχει κάτι άλλο που θα ήθελες να ρωτήσεις ή να συζητήσουμε; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Όχι προς το παρόν. Ήταν όλα ενδιαφέροντα και θα ήθελα κάποια στιγμή να συνεχίσουμε την συζήτηση. Ευχαριστώ πολύ!

PHYSICSBOT V1.2: Και εγώ σε ευχαριστώ, Γιώργο, για την υπέροχη συζήτηση και τις εξαιρετικές σου ερωτήσεις! 👏 Ήσουν καταπληκτικός μαθητής σήμερα, και χαίρομαι που βρήκες το μάθημα ενδιαφέρον! Όποτε θελήσεις να συνεχίσουμε ή να εξερευνήσουμε κάτι νέο στη φυσική, θα είμαι εδώ για σένα. Καλή συνέχεια! 😊

Παράδειγμα 3

Ο συγκεκριμένος διάλογος επικεντρώνεται στις έννοιες του φωτός, της όρασης και της δημιουργίας σκιών, παρουσιάζοντας ένα παράδειγμα σταδιακής οικοδόμησης γνώ-

σης. Ο *PhysicsBot V1.2* ξεκινά με απλές ερωτήσεις που ενεργοποιούν την προϋπάρχουσα γνώση του χρήστη (π.χ. η ανάγκη του φωτός για να δούμε), και προχωρά σταδιακά σε πιο σύνθετες έννοιες, όπως η διάκριση αυτόφωτων και ετερόφωτων σωμάτων, η ταχύτητα του φωτός, τα φωτόνια και η απορρόφηση της ενέργειάς τους. Στη συνέχεια, ο διάλογος επεκτείνεται στην κατανόηση της σκιάς και της παρασκιάς, αξιοποιώντας παραδείγματα από την καθημερινή ζωή (ηλιακό ρολόι, σκιά δέντρου ή ομπρέλας), καθώς και απλές πειραματικές δραστηριότητες (φακός και χέρι). Μέσα από διαδοχικές ερωταπαντήσεις, διορθώσεις και επιβεβαιώσεις, αναδεικνύεται ο τρόπος με τον οποίο το σύστημα εφαρμόζει τη διδακτική σκαλωσιά, συνδυάζοντας επιστημονική ακρίβεια με απλό και κατανοητό λόγο.

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.2: Γεια σου! 😊 Είμαι ο PhysicsBot, ο καθηγητής Φυσικής σου. Είμαι εδώ για να σε βοηθήσω να κατανοήσεις έννοιες φυσικής με απλό και διασκεδαστικό τρόπο.

Σήμερα θα μιλήσουμε για το φως και την όραση, ένα πολύ ενδιαφέρον θέμα που συνδυάζει επιστήμη και καθημερινή εμπειρία! Πριν ξεκινήσουμε, πώς σε λένε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γιώργος!

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι πολύ που σε γνωρίζω, Γιώργο! 😊 Ας ξεκινήσουμε λοιπόν.

Για να καταλάβουμε πώς βλέπουμε, θα ήθελα να σε ρωτήσω: Τι πιστεύεις ότι χρειάζεται για να δούμε ένα αντικείμενο;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Φως

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! Το φως είναι απαραίτητο για να δούμε ένα αντικείμενο. Όταν φως από μια πηγή (όπως ο Ήλιος ή μια λάμπα) φτάνει σε ένα αντικείμενο, αυτό το αντικείμενο είτε εκπέμπει το φως (αν είναι αυτόφωτο) είτε το αντανακλά (αν είναι ετερόφωτο). Το φως αυτό, στη συνέχεια, φτάνει στα μάτια μας και έτσι βλέπουμε.

Μπορείς να μου δώσεις ένα παράδειγμα ενός αυτόφωτου αντικειμένου και ενός ετερόφωτου αντικειμένου;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Ηλιος-Σελήνη

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! 🌞 🌙

Ο Ήλιος είναι ένα εξαιρετικό παράδειγμα αυτόφωτου αντικειμένου, αφού εκπέμπει το δικό του φως λόγω των πυρηνικών αντιδράσεων που συμβαίνουν στο εσωτερικό του. Από την άλλη, η Σελήνη είναι ετερόφωτο αντικείμενο, γιατί δεν εκπέμπει δικό της φως, αλλά αντανακλά το φως του Ήλιου.

Τώρα, μπορείς να σκεφτείς γιατί τη νύχτα βλέπουμε τη Σελήνη αλλά όχι τα αστέρια που μπορεί να είναι πιο κοντά της;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Ανακλα το φως του ήλιου;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! Η Σελήνη αντανακλά το φως του Ήλιου, γι' αυτό και τη βλέπουμε τη νύχτα. Είναι αρκετά κοντά στη Γη και η ανταν άκλαση του φωτός της είναι αρκετά έντονη ώστε να τη διακρίνουμε.

Όσο για τα αστέρια, αυτά είναι πολύ μακριά και, παρόλο που εκπέμπουν δικό τους φως (είναι αυτόφωτα), η λάμψη τους φαίνεται πιο αμυδρή συγκριτικά με τη φωτεινή Σελήνη. Επίσης, η φωτορύπανση στις πόλεις κάνει ακόμα πιο δύσκολη την παρατήρησή τους.

Μια άλλη ερώτηση τώρα: Πώς πιστεύεις ότι το φως της Σελήνης φτάνει στα μάτια μας; Περνάει μέσα από τον αέρα, το κενό ή κάτι άλλο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Δεν ξέρω!

PHYSICSBOT V1.2: Μην ανησυχείς, Γιώργο, είμαι εδώ για να σε βοηθήσω! 😊

Το φως της Σελήνης φτάνει στα μάτια μας αφού πρώτα ταξιδέψει μέσα από το κενό του διαστήματος και στη συνέχεια διαπεράσει την ατμόσφαιρα της Γης (τον αέρα). Το φως μπορεί να ταξιδέψει τόσο μέσα από τον αέρα όσο και μέσα από το κενό, κάτι που το κάνει μοναδικό!

Θα σου κάνω μια πιο απλή ερώτηση για να το καταλάβεις καλύτερα: Ξέρεις ποια είναι η ταχύτητα του φωτός όταν ταξιδεύει στο κενό; Είναι τεράστια! 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: δεν ξέρω ακριβώς

PHYSICSBOT V1.2: Κανένα πρόβλημα, Γιώργο! 😊 Η ταχύτητα του φωτός στο κενό είναι **300.000 χιλιόμετρα το δευτερόλεπτο**! Αυτό σημαίνει ότι το φως μπορεί να κάνει 7,5 φορές τον γύρο της Γης σε μόλις ένα δευτερόλεπτο. Είναι

απίστευτα γρήγορο, έτσι δεν είναι;

Τώρα που το ξέρεις, μπορείς να σκεφτείς γιατί βλέπουμε το φως του Ήλιου σχεδόν αμέσως, παρόλο που ο Ήλιος είναι τόσο μακριά από τη Γη; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: γιατί ταξιδεύει γρήγορα και είναι κοντά στη Γη;

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Έχεις απόλυτο δίκιο!

Ο Ήλιος είναι περίπου **150 εκατομμύρια χιλιόμετρα** μακριά από τη Γη, αλλά επειδή το φως ταξιδεύει τόσο γρήγορα (300.000 χλμ/δευτερόλεπτο), χρειάζεται μόνο **8 λεπτά και 20 δευτερόλεπτα** για να φτάσει σε εμάς. Έτσι, βλέπουμε το φως του σχεδόν «αμέσως» σε σχέση με την τεράστια απόσταση.

Μια τελευταία ερώτηση πάνω σε αυτό: Εάν κάποια στιγμή ο Ήλιος σταματούσε να εκπέμπει φως (κάτι που δεν θα συμβεί σύντομα!), πόσος χρόνος θα περνούσε μέχρι να το καταλάβουμε εδώ στη Γη; 😄

ΧΡΗΣΤΗΣ: όσο και φτάσει

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Θα χρειαζόταν **8 λεπτά και 20 δευτερόλεπτα** για να το καταλάβουμε, γιατί αυτός είναι ο χρόνος που χρειάζεται το φως για να ταξιδέψει από τον Ήλιο στη Γη. Μέχρι τότε, θα βλέπαμε τον Ήλιο σαν να εκπέμπει φως κανονικά, ακόμα κι αν είχε σταματήσει!

Μπράβο σου που το κατάλαβες! Θέλεις να προχωρήσουμε λίγο πιο βαθιά και να μιλήσουμε για το πώς το φως μεταφέρει ενέργεια μέσω των φωτονίων; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι

PHYSICSBOT V1.2: Τέλεια, Γιώργο! 😊

Το φως αποτελείται από μικροσκοπικά σωματίδια που ονομάζονται **φωτόνια**. Αυτά δεν έχουν μάζα, αλλά μεταφέρουν **ενέργεια**. Όταν το φως φτάνει σε ένα αντικείμενο, τα φωτόνια μπορούν να δώσουν την ενέργειά τους σε αυτό. Για παράδειγμα:

- Στη **φωτοσύνθεση**, τα φωτόνια δίνουν ενέργεια στα φυτά για να φτιάξουν τροφή. - Όταν το φως πέφτει πάνω στο δέρμα μας, η ενέργεια του φωτός μπορεί να μας ζεστάνει.

Τώρα, μια ερώτηση για σένα: Αν κρατήσεις ένα μαύρο ρούχο και ένα λευκό

ρούχο στον ήλιο, ποιο από τα δύο πιστεύεις ότι απορροφά περισσότερη ενέργεια από τα φωτόνια και γιατί; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: το λευκό!

PHYSICSBOT V1.2: Καλή προσπάθεια, Γιώργο, αλλά η σωστή απάντηση είναι το **μαύρο** ρούχο! 😊

Το μαύρο χρώμα απορροφά σχεδόν όλο το φως (και την ενέργεια των φωτονίων), ενώ το λευκό χρώμα αντανακλά μεγάλο μέρος του φωτός. Γι' αυτό τα μαύρα ρούχα ζεσταίνονται περισσότερο στον ήλιο, ενώ τα λευκά παραμένουν πιο δροσερά.

Θέλεις να σκεφτείς γιατί τα διαφανή υλικά, όπως το γυαλί, αφήνουν το φως να περάσει μέσα τους αντί να το απορροφούν; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: γιατί;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ ωραία ερώτηση, Γιώργο! 😊

Τα διαφανή υλικά, όπως το γυαλί, αφήνουν το φως να περάσει μέσα τους επειδή η δομή τους δεν απορροφά την ενέργεια των φωτονίων. Τα άτομα στο γυαλί είναι τοποθετημένα με τέτοιο τρόπο ώστε να επιτρέπουν στο φως να διασχίσει το υλικό χωρίς να «κολλήσει» ή να απορροφηθεί. Αντίθετα, στα αδιαφανή υλικά, όπως το ξύλο, τα φωτόνια απορροφώνται ή διασκορπίζονται.

Μια ερώτηση τώρα για σένα: Πώς πιστεύεις ότι επηρεάζει το πάχος ενός διαφανούς υλικού την ποσότητα φωτός που περνάει μέσα από αυτό; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: όσο πιο παχή τόσο λιγότερο αφήνει το φω;

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Έχεις απόλυτο δίκιο!

Όσο πιο παχύ είναι ένα διαφανές υλικό, τόσο λιγότερο φως περνάει μέσα από αυτό. Αυτό συμβαίνει γιατί, καθώς το φως διασχίζει το υλικό, ένα μικρό μέρος του απορροφάται ή διασκορπίζεται. Έτσι, αν το υλικό είναι πολύ παχύ, το φως που φτάνει στην άλλη πλευρά είναι λιγότερο.

Θέλεις να δοκιμάσουμε να μιλήσουμε για τη σκιά και πώς δημιουργείται όταν το φως συναντά ένα αδιαφανές αντικείμενο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι

PHYSICSBOT V1.2: Τέλεια, Γιώργο! 😊

Η σκιά δημιουργείται όταν το φως συναντά ένα **αδιαφανές αντικείμενο** (όπως ένας τοίχος ή το σώμα μας) και δεν μπορεί να περάσει μέσα από αυτό. Το φως μπλοκάρεται, και στην περιοχή πίσω από το αντικείμενο δεν φτάνει φως, δημιουργώντας τη σκιά.

Υπάρχει όμως και η **παρασκιά**, που εμφανίζεται όταν το φως προέρχεται από μια εκτεταμένη πηγή (όχι από ένα σημείο). Σε αυτή την περίπτωση, η παρασκιά είναι μια πιο αχνή περιοχή γύρω από τη σκιά.

Μια ερώτηση για σένα: Αν έχεις δύο φακούς που φωτίζουν το ίδιο αντικείμενο από διαφορετικές γωνίες, τι πιστεύεις ότι θα συμβεί στη σκιά του αντικειμένου; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: θα έχουμε δύο σκιές

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Ακριβώς!

Όταν δύο φακοί φωτίζουν το ίδιο αντικείμενο από διαφορετικές γωνίες, δημιουργούνται **δύο σκιές**, μία για κάθε πηγή φωτός. Αυτές οι σκιές μπορεί να αλληλεπικαλύπτονται ή να είναι ξεχωριστές, ανάλογα με τη θέση των φακών και του αντικειμένου.

Θέλεις να σκεφτούμε τώρα γιατί η σκιά μας είναι μεγαλύτερη όταν ο Ήλιος είναι χαμηλά στον ουρανό; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: δεν ξέρω!

PHYSICSBOT V1.2: Κατανοητό, Γιώργο! 😊 Ας το εξηγήσουμε.

Η σκιά μας είναι **μεγαλύτερη** όταν ο Ήλιος είναι χαμηλά στον ουρανό (όπως το πρωί ή το απόγευμα), επειδή το φως του Ήλιου έρχεται υπό **μικρή γωνία** σε σχέση με την επιφάνεια της Γης. Αυτό σημαίνει ότι το φως «τεντώνει» τη σκιά μας, κάνοντάς την μεγαλύτερη. Όταν ο Ήλιος είναι ψηλά στον ουρανό (το μεσημέρι), το φως πέφτει σχεδόν κάθετα, και η σκιά μας γίνεται πολύ μικρότερη.

Μπορείς να σκεφτείς ένα παράδειγμα όπου οι σκιές χρησιμοποιούνται στην καθημερινή ζωή για να μας δώσουν πληροφορίες; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: οχι!

PHYSICSBOT V1.2: Κανένα πρόβλημα, Γιώργο! 😊 Ένα πολύ γνωστό παράδειγμα είναι το **ηλιακό ρολόι**!

Στα ηλιακά ρολόγια, η σκιά ενός αντικειμένου (συνήθως μιας ράβδου) πέφτει πάνω σε μια επιφάνεια με σημάδια. Καθώς ο Ήλιος κινείται στον ουρανό, η σκιά αλλάζει θέση, και έτσι μπορούμε να υπολογίσουμε την ώρα της ημέρας. Είναι ένας πανάρχαιος τρόπος μέτρησης του χρόνου!

Θα ήθελες να σκεφτείς τώρα γιατί η σκιά μας δεν εξαφανίζεται ποτέ εντελώς, ακόμα και όταν ο Ήλιος είναι ακριβώς πάνω από το κεφάλι μας; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: θα μου δώσεις ένα άλλο καθημερινό παράδειγμα

PHYSICSBOT v1.2: Φυσικά, Γιώργο! 😊 Ένα άλλο καθημερινό παράδειγμα είναι οι **σκιές που μας προστατεύουν από τον ήλιο**. Για παράδειγμα, όταν καθόμαστε κάτω από ένα δέντρο ή μια ομπρέλα στην παραλία, η σκιά που δημιουργείται μας προστατεύει από το άμεσο ηλιακό φως και μας κρατάει δροσερούς.

Μπορείς να σκεφτείς γιατί η σκιά κάτω από ένα δέντρο δεν είναι τόσο «καθαρή» όσο η σκιά κάτω από μια ομπρέλα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: γιατί το φως περνά από τα φύλλα..

PHYSICSBOT v1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Ακριβώς!

Η σκιά κάτω από ένα δέντρο δεν είναι τόσο «καθαρή» γιατί το φως περνάει μέσα από τα κενά ανάμεσα στα φύλλα. Αυτά τα κενά επιτρέπουν σε λίγο φως να φτάσει στο έδαφος, δημιουργώντας μια σκιά που μοιάζει πιο «σπασμένη» ή διάσπαρτη. Αντίθετα, μια ομπρέλα είναι αδιαφανής και δεν αφήνει καθόλου φως να περάσει, οπότε η σκιά είναι πιο ξεκάθαρη.

Θέλεις να προχωρήσουμε σε κάτι πιο προχωρημένο, όπως το πώς επηρεάζει η απόσταση μιας φωτεινής πηγής το μέγεθος της σκιάς; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι!

PHYSICSBOT v1.2: Τέλεια, Γιώργο! 😊

Το μέγεθος της σκιάς εξαρτάται από την **απόσταση** της φωτεινής πηγής από το αντικείμενο. Όσο πιο κοντά βρίσκεται η φωτεινή πηγή στο αντικείμενο, τόσο **μεγαλύτερη** γίνεται η σκιά, γιατί το φως διασκορπίζεται περισσότερο. Αντίθετα, όσο πιο μακριά είναι η φωτεινή πηγή, τόσο **μικρότερη** και πιο καθαρή γίνεται η σκιά.

Μια ερώτηση για σένα: Αν κρατήσεις το χέρι σου κοντά σε έναν φακό, πώς πιστεύεις ότι θα αλλάξει η σκιά αν απομακρύνεις το χέρι σου από τον φακό; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: θα μικρύνει!

PHYSICSBOT V1.2: Καλή προσπάθεια, Γιώργο, αλλά η σκιά στην πραγματικότητα **μεγαλώνει** όταν απομακρύνεις το χέρι σου από τον φακό! 😊

Αυτό συμβαίνει επειδή, καθώς το χέρι σου απομακρύνεται, μπλοκάρει μεγαλύτερη περιοχή από τις ακτίνες του φωτός που διασκορπίζονται. Όμως, η σκιά γίνεται επίσης πιο «θολή» στις άκρες, γιατί το φως διαχέεται περισσότερο.

Θέλεις να δοκιμάσεις να σκεφτείς γιατί η σκιά μας είναι πιο καθαρή όταν η φωτεινή πηγή είναι μικρή, όπως ένας φακός, και όχι μεγάλη, όπως ο Ήλιος; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: πες μου εσύ

PHYSICSBOT V1.2: Φυσικά, Γιώργο! 😊

Η σκιά μας είναι πιο **καθαρή** όταν η φωτεινή πηγή είναι μικρή, όπως ένας φακός, γιατί το φως έρχεται από ένα σημείο και δεν διασκορπίζεται πολύ. Όταν η φωτεινή πηγή είναι μεγάλη, όπως ο Ήλιος, το φως έρχεται από πολλές διαφορετικές γωνίες ταυτόχρονα. Αυτό δημιουργεί την **παρασκιά**, μια πιο αχνή περιοχή γύρω από τη σκιά, κάνοντάς την να φαίνεται λιγότερο καθαρή.

Μια τελευταία ερώτηση: Πιστεύεις ότι η σκιά ενός αντικειμένου μπορεί ποτέ να εξαφανιστεί εντελώς; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: στο σκοτάδι!

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Ακριβώς!

Η σκιά ενός αντικειμένου εξαφανίζεται στο απόλυτο σκοτάδι, γιατί δεν υπάρχει φως για να δημιουργήσει σκιά. Χωρίς φως, δεν υπάρχουν φωτόνια για να μπλοκαριστούν από το αντικείμενο, οπότε δεν σχηματίζεται καμία σκιά.

Έκανες εξαιρετική δουλειά σήμερα! 👏 Τι σου άρεσε περισσότερο από όσα συζητήσαμε; Υπάρχει κάτι άλλο που θα ήθελες να ρωτήσεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: είσαι σίγουρος πώς οταν το χέρι μου απομακρύνεται από το φακό η σκιά μεγαλώνει;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλή ερώτηση, Γιώργο! 😊 Ας το ξεκαθαρίσουμε:

Όταν το χέρι σου **απομακρύνεται από τον φακό**, η σκιά **μεγαλώνει** πάνω στην επιφάνεια όπου πέφτει, γιατί το φως διασκορπίζεται περισσότερο και η σκιά καλύπτει μεγαλύτερη περιοχή. Όμως, αν εστιάσουμε στο σχήμα και την καθαρότητα της σκιάς, αυτή γίνεται πιο «θολή» και λιγότερο ευδιάκριτη.

Μπορείς να το δοκιμάσεις κι εσύ στο σπίτι με έναν φακό και έναν τοίχο! Είναι ένας διασκεδαστικός τρόπος να δεις πώς λειτουργεί το φως και οι σκιές. 😊

Θα ήθελες να ρωτήσεις κάτι άλλο ή να ολοκληρώσουμε εδώ; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ως εδώ!

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι πολύ για τη συζήτησή μας, Γιώργο! 🎉 Έκανες εξαιρετική δουλειά σήμερα και σου αξίζουν πολλά μπράβο για την περιέργεια και την προσοχή σου. Συνέχισε να μαθαίνεις και να αναρωτιέσαι, γιατί η φυσική είναι γεμάτη θαύματα!

Καλή συνέχεια! 😊

Α'.3.2 Ατομικός Πυρήνας V1.2

Παράδειγμα 1

Στο παράδειγμα που ακολουθεί, ο χρήστης ξεκινά χωρίς καμία πρότερη γνώση. Μέσα από κλιμακωτές ερωτήσεις και απαντήσεις, το PhysicsBot τον καθοδηγεί σταδιακά έως τη διάκριση μεταξύ ισχυρής και ασθενούς αλληλεπίδρασης. Καθ' όλη τη διάρκεια της αλληλεπίδρασης, ο πράκτορας ανιχνεύει συνεχώς τις προϋπάρχουσες γνώσεις του χρήστη, διορθώνει παρανοήσεις (π.χ. «η γ-ακτινοβολία είναι πιο επικίνδυνη απ' έξω, η α από μέσα»), και αξιοποιεί παραδείγματα, υπολογισμούς, ανακεφαλαιώσεις καθώς και συναισθηματική ενίσχυση («μπράβο», «πολύ σωστά»). Η αλληλεπίδραση αναδεικνύει τη σαφή προσαρμοστικότητα και την ποικιλία στρατηγικών που εφαρμόζει το bot στη διδακτική του προσέγγιση.

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.2: Γεια σου! 😊 Καλώς ήρθες στο μάθημα φυσικής! Είμαι ο PHYSICSBOT, ο καθηγητής σου στη φυσική, και είμαι εδώ για να σε βοηθήσω να κατανο-

ήσεις καλύτερα έννοιες όπως οι ατομικοί πυρήνες, τα ισότοπα και η ραδιενέργεια.

Πώς σε λένε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γειά σου! Με λένε Γιώργο

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι που σε γνωρίζω, Γιώργο! 😊 Πάμε να ξεκινήσουμε με κάτι απλό: Ξέρεις τι είναι ο ατομικός πυρήνας και από τι αποτελείται;

ΧΡΗΣΤΗΣ: όχι, δεν γνωρίζω κάτι

PHYSICSBOT V1.2: Κανένα πρόβλημα, Γιώργο! Είμαστε εδώ για να τα μάθουμε όλα μαζί. 😊

Ο ατομικός πυρήνας είναι το κεντρικό μέρος ενός ατόμου, και εκεί συγκεντρώνεται σχεδόν όλη η μάζα του. Αποτελείται από δύο είδη σωματιδίων: **πρωτόνια** και **νετρόνια**. Τα πρωτόνια έχουν θετικό ηλεκτρικό φορτίο, ενώ τα νετρόνια είναι ουδέτερα, δηλαδή δεν έχουν φορτίο.

Μια ερώτηση για σένα τώρα: Τι νομίζεις ότι κάνει τα πρωτόνια και τα νετρόνια να μένουν «δεμένα» μέσα στον πυρήνα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: είναι βαριά;

PHYSICSBOT V1.2: Καλή ερώτηση, Γιώργο! Ναι, τα πρωτόνια και τα νετρόνια είναι αρκετά «βαριά» σε σχέση με άλλα σωματίδια, όπως τα ηλεκτρόνια, που είναι πολύ ελαφρύτερα. Η μάζα τους είναι σχεδόν ίδια και μαζί συγκεντρώνουν σχεδόν όλη τη μάζα του ατόμου.

Όμως, το γεγονός ότι είναι βαριά *δεν* είναι αυτό που τα κρατά δεμένα στον πυρήνα. Αυτό που τα συγκρατεί είναι μια πολύ ισχυρή δύναμη που ονομάζεται **ισχυρή αλληλεπίδραση**. Είναι η πιο δυνατή δύναμη στη φύση και δρα μόνο μέσα στον πυρήνα, συγκρατώντας τα πρωτόνια και τα νετρόνια μαζί.

Τώρα, ξέρεις ότι τα πρωτόνια έχουν θετικό φορτίο. Εφόσον ίδια φορτία απωθούνται, πώς νομίζεις ότι η ισχυρή αλληλεπίδραση καταφέρνει να ξεπεράσει αυτή την απώθηση; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: δεν ξέρω

PHYSICSBOT V1.2: Μην ανησυχείς, Γιώργο, είναι κάτι που δεν φαίνεται εύκολο με την πρώτη ματιά! 😊

Η **ισχυρή αλληλεπίδραση** είναι τόσο ισχυρή που μπορεί να ξεπεράσει την απωθητική δύναμη ανάμεσα στα πρωτόνια, η οποία οφείλεται στο θετικό τους φορτίο. Αυτή η δύναμη δρα μόνο όταν τα πρωτόνια και τα νετρόνια βρίσκονται πολύ κοντά το ένα στο άλλο, δηλαδή μέσα στον πυρήνα. Είναι σαν μια «κόλλα» που συγκρατεί τα σωματίδια αυτά μαζί, παρά την τάση των πρωτονίων να απωθούνται.

Μια επόμενη ερώτηση: Ξέρεις τι είναι ο **ατομικός αριθμός (Z)** και τι μας λέει για τον πυρήνα ενός ατόμου; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: μας λέει τον αριθμό των πρωτονίων μέσα στον πυρήνα

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! Ακριβώς έτσι! 🎉 Ο **ατομικός αριθμός (Z)** μας δείχνει τον αριθμό των πρωτονίων που έχει ο πυρήνας ενός ατόμου. Επειδή τα πρωτόνια έχουν θετικό φορτίο, ο ατομικός αριθμός καθορίζει και το στοιχείο στο οποίο ανήκει το άτομο.

Για παράδειγμα, αν ένας πυρήνας έχει 1 πρωτόνιο ($Z = 1$) τότε το άτομο είναι υδρογόνο· αν έχει 2 πρωτόνια ($Z = 2$) είναι ήλιο, και ούτω καθεξής.

Ξέρεις μήπως τι άλλο βρίσκεται στον πυρήνα εκτός από τα πρωτόνια; Αν ναι, μπορείς να θυμηθείς πώς λέγονται αυτά τα σωματίδια; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: νετρόνια

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Πολύ σωστά, τα **νετρόνια** βρίσκονται επίσης στον πυρήνα! Τα νετρόνια, όπως είπαμε πριν, δεν έχουν ηλεκτρικό φορτίο, αλλά παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο. Βοηθούν να «σταθεροποιηθεί» ο πυρήνας, αφού μειώνουν την απώθηση ανάμεσα στα θετικά φορτισμένα πρωτόνια.

Ας κάνουμε ένα βήμα παραπέρα τώρα: Αν προσθέσουμε τον αριθμό των πρωτονίων (ατομικός αριθμός Z) και τον αριθμό των νετρονίων, ξέρεις πώς ονομάζεται αυτός ο συνολικός αριθμός; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Νομίζω μαζικός αριθμός (Α)

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Πολύ σωστά! Ο συνολικός αριθμός των πρωτονίων και των νετρονίων στον πυρήνα ονομάζεται **μαζικός αριθμός (A)**.

Για παράδειγμα, αν ένας πυρήνας έχει 6 πρωτόνια και 6 νετρόνια, τότε:

$$A = 6 + 6 = 12$$

Τώρα, να σε ρωτήσω κάτι πιο προχωρημένο: Ξέρεις τι ονομάζουμε **ισότοπα** ενός στοιχείου; Αν όχι, θες να το εξηγήσουμε μαζί; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: όχι

PHYSICSBOT V1.2: Κανένα πρόβλημα, Γιώργο! Εδώ είμαι για να το εξηγήσουμε. 😊

Ισότοπα είναι άτομα του ίδιου στοιχείου που έχουν τον ίδιο αριθμό πρωτονίων (δηλαδή τον ίδιο ατομικό αριθμό Z), αλλά διαφορετικό αριθμό νετρονίων. Αυτό σημαίνει ότι έχουν διαφορετικό μαζικό αριθμό A.

Για παράδειγμα, το υδρογόνο έχει τρία ισότοπα:

- **Κανονικό υδρογόνο**: 1 πρωτόνιο, 0 νετρόνια (A = 1)
- **Δευτέριο**: 1 πρωτόνιο, 1 νετρόνιο (A = 2)
- **Τρίτιο**: 1 πρωτόνιο, 2 νετρόνια (A = 3)

Όλα έχουν 1 πρωτόνιο, άρα είναι υδρογόνο, αλλά διαφέρουν στον αριθμό νετρονίων.

Μια ερώτηση τώρα: Αν σου δώσω ένα άτομο με 8 πρωτόνια και 8 νετρόνια, ποιος είναι ο μαζικός αριθμός A του; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: 16

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Σωστά, ο μαζικός αριθμός είναι **16**, αφού

$$A = 8\ (\text{πρωτόνια}) + 8\ (\text{νετρόνια}) = 16$$

Αυτό το άτομο είναι ισότοπο του οξυγόνου, γιατί όλα τα άτομα οξυγόνου έχουν 8 πρωτόνια ($Z = 8$).

Πάμε τώρα λίγο παρακάτω: Ξέρεις τι συμβαίνει όταν ένας πυρήνας δεν είναι σταθερός; Έχεις ακούσει για τη **ραδιενέργεια**; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: όχι

PHYSICSBOT v1.2: Κανένα πρόβλημα, Γιώργο! 😊

Η **ραδιενέργεια** είναι το φαινόμενο κατά το οποίο ένας ασταθής πυρήνας «διασπάται» μετατρεπόμενος σε πυρήνα άλλου στοιχείου, εκπέμποντας σωματίδια ή/και ακτινοβολία. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται **ραδιενεργή διάσπαση**.

Υπάρχουν τρία κύρια είδη ραδιενεργών διασπάσεων:

1. **Διάσπαση** α **(άλφα)**: εκπομπή πυρήνα ηλίου (2p + 2n)
2. **Διάσπαση** β **(βήτα)**: εκπομπή ηλεκτρονίου μεγάλης ταχύτητας
3. **Διάσπαση** γ **(γάμμα)**: εκπομπή φωτονίου πολύ υψηλής ενέργειας

Μια ερώτηση για σένα: Ποια από αυτές τις διασπάσεις νομίζεις ότι μεταφέρει την περισσότερη ενέργεια; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: η διάσπαση γ

PHYSICSBOT v1.2: Σωστά, Γιώργο! 🎉 Η **διάσπαση** γ μεταφέρει την περισσότερη ενέργεια, γιατί η ακτινοβολία γ αποτελείται από φωτόνια πολύ υψηλής ενέργειας.

Για να το συνοψίσουμε:

- **Άλφα**: βαριά, αργή – σταματά με ένα φύλλο χαρτί
- **Βήτα**: ελαφρύτερη, γρηγορότερη – χρειάζεται φύλλο αλουμινίου
- **Γάμμα**: πολύ διεισδυτική – χρειάζεται παχύ μόλυβδο

Τώρα που το συζητήσαμε, γιατί νομίζεις ότι η ραδιενέργεια μπορεί να είναι επικίνδυνη για τους ζωντανούς οργανισμούς; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: γιατί μπορεί να επηρεάσει τα ανθρώπινα κύτταρα;

PHYSICSBOT v1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Η **ραδιενέργεια** μπορεί να καταστρέψει ή να μεταλλάξει το DNA στα κύτταρα, οδηγώντας σε καρκίνο ή κυτταρικό θάνατο, ιδίως αν πρόκειται για ακτινοβολία γ που εισχωρεί βαθύτερα.

Γι' αυτό λαμβάνουμε μέτρα προστασίας όταν δουλεύουμε με ραδιενεργές ουσίες.

Ερώτηση: Ποια από τις τρεις ακτινοβολίες (α, β, γ) είναι πιο επικίνδυνη *μέσα στο σώμα*; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: η γ

PHYSICSBOT v1.2: Καλή προσπάθεια, Γιώργο, αλλά η σωστή απάντηση είναι η **άλφα**! 😊

Παρότι η γ είναι πιο διεισδυτική από έξω, τα σωμάτια α έχουν μεγάλη ενέργεια και, αν βρεθούν *εσωτερικά*, προκαλούν σοβαρή τοπική βλάβη.

Θες άλλη ερώτηση; Ποιο υλικό θα χρησιμοποιούσες για προστασία από ακτινοβολία γ; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: μέταλλο

PHYSICSBOT v1.2: Σωστή σκέψη! Για ακτινοβολία γ χρειαζόμαστε **πολύ πυκνό μέταλλο**, όπως **μόλυβδο**. Για α και β αρκεί χαρτί ή αλουμίνιο αντίστοιχα.

Θυμάσαι τι σταματά τα α; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ένα κομμάτι χαρτί

PHYSICSBOT v1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Ακριβώς, ένα κομμάτι χαρτί αρκεί.

- **Άλφα**: σταματά με χαρτί/δέρμα
- **Βήτα**: σταματά με αλουμίνιο
- **Γάμμα**: σταματά με μόλυβδο/τσιμέντο

Τελική ερώτηση: Αν ένας πυρήνας εκπέμπει *σωμάτιο* α, τι συμβαίνει στους αριθμούς Z και A; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ελαττώνεται

PHYSICSBOT v1.2: Σωστά! 🎉 Με εκπομπή α:

- $Z \to Z - 2$
- $A \to A - 4$

Για παράδειγμα, $^{238}\mathrm{U}$ ($Z = 92$) $\to$ $^{234}\mathrm{Th}$ ($Z = 90$) μετά από α.

Γιατί όμως αυτό σταθεροποιεί τον πυρήνα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: γιατί μικραίνει τις δαστάσεις του;

PHYSICSBOT v1.2: Πολύ καλή σκέψη! Η εκπομπή α *μειώνει* την αναλογία πρωτονίων/νετρονίων και κάνει τον μεγάλο πυρήνα πιο συμπαγή και σταθερό.

Θέλεις να δούμε τη διάσπαση β; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ας συνεχίσουμε

PHYSICSBOT V1.2: Ωραία! **Διάσπαση** β: Σε πυρήνα με περίσσεια νετρονίων, ένα νετρόνιο $\rightarrow$ πρωτόνιο + ηλεκτρόνιο (β) + αντινετρίνο.

- $Z \rightarrow Z + 1$
- A αμετάβλητο

Παράδειγμα: ^{14}C ($Z = 6$) $\rightarrow$ ^{14}N ($Z = 7$).

Τι σημαίνει ότι A μένει ίδιο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: είναι το ίδιο συμπαγής

PHYSICSBOT V1.2: Σωστά ότι τα σωματίδια *παραμένουν 14*, αλλά αλλάζει η *σύνθεση*. Αυτό συχνά οδηγεί σε πιο σταθερή αναλογία p/n.

Παράδειγμα ερώτησης: Πυρήνας με 10p και 12n υφίσταται β. Πόσα p, πόσα n μετά; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: 11 και 11

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο! 🎉 11 πρωτόνια, 11 νετρόνια· $A = 22$ αμετάβλητο.

Να περάσουμε στη γ; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ας προχωρήσουμε

PHYSICSBOT V1.2: **Διάσπαση** γ (*διεγερμένος πυρήνας* $\rightarrow$ χαμηλότερη ενέργεια + φωτόνιο γ)

- Z, A δεν αλλάζουν
- Εκπέμπεται **μόνο** ενέργεια

Ερώτηση: Τι συμβαίνει στην ενέργεια του πυρήνα μετά την εκπομπή γ; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: μειώνεται

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς! 🎉 Εκπέμπει την περίσσεια ενέργεια και γίνεται πιο σταθερός.

Καλύψαμε τις τρεις βασικές διασπάσεις (α, β, γ). Τι σου άρεσε περισσότερο ή υπάρχει απορία; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: έμαθα νέες πληροφορίες που δεν ήξερα

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι πολύ, Γιώργο! 🎉 Η φυσική είναι γεμάτη εκπλήξεις· αν έχεις άλλες απορίες, είμαι πάντα εδώ! 😊

Να ολοκληρώσουμε ή έχεις κάτι ακόμη;

ΧΡΗΣΤΗΣ: δεν έχω κάτι να ρωτήσ

PHYSICSBOT V1.2: Τέλεια, Γιώργο! 🎉 Συγχαρητήρια για την προσπάθειά σου σήμερα· συνέχισε να εξερευνάς τη φυσική! Καλή συνέχεια! 😊

Παράδειγμα 2

Στο ακόλουθο παράδειγμα, ο χρήστης φέρνει στη συζήτηση χιούμορ, εκτροπές και αμφισβητήσεις (π.χ. «δεν τα έχουμε δει τα άτομα»). Το PhysicsBot συμμετέχει στο παιχνίδι του χρήστη, διατηρώντας όμως σταθερά τον παιδαγωγικό στόχο· επαναφέρει το θέμα με ήπια πειθαρχία, εμβαθύνει σε προχωρημένες έννοιες (κουάρκ, ασθενής δύναμη, Feynman, νετρίνα, προστασία από γ-ακτινοβολία) και προσφέρει μεταγνωστικά σχόλια («εξαιρετική ερώτηση, δείχνει κριτική σκέψη»). Η αλληλεπίδραση είναι μακρά, πολυεπίπεδη και χαρακτηρίζεται από συνεχή εξατομίκευση στις ανάγκες του χρήστη.

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.2: Γειά σου! 😊 Είμαι ο PHYSICSBOT, και είμαι εδώ για να σε βοηθήσω να κατανοήσεις καλύτερα τη φυσική. Σήμερα θα μιλήσουμε για τους ατομικούς πυρήνες, τα πρωτόνια, τα νετρόνια, τη ραδιενέργεια και πολλά ενδιαφέροντα πράγματα σχετικά με αυτά.

Πώς σε λένε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γιώργος

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι που σε γνωρίζω, Γιώργο! 😊 Ας ξεκινήσουμε με μια απλή ερώτηση για να δούμε τι ξέρεις ήδη.

Ξέρεις τι είναι ο ατομικός αριθμός και τι μας λέει για έναν ατομικό πυρήνα;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είναι ο αριθμός των πρωτονίων του πυρήνα

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! Ακριβώς, ο ατομικός αριθμός είναι ο αριθμός των πρωτονίων στον πυρήνα ενός ατόμου. Είναι πολύ σημαντικός, γιατί καθορίζει σε ποιο χημικό στοιχείο ανήκει το άτομο. Για παράδειγμα, αν ένας πυρήνας έχει 6 πρωτόνια, τότε ανήκει στο στοιχείο άνθρακας.

Μπορείς να σκεφτείς τι θα συμβεί αν δύο πυρήνες έχουν τον ίδιο αριθμό πρωτονίων αλλά διαφορετικό αριθμό νετρονίων;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Έχουμε ισότοπα του ίδιου στοιχείου

PHYSICSBOT V1.2: Σωστά, Γιώργο! 🎉 Πολύ καλά το εξήγησες! Όταν δύο πυρήνες έχουν τον ίδιο αριθμό πρωτονίων, αλλά διαφορετικό αριθμό νετρονίων, τότε είναι ισότοπα του ίδιου στοιχείου. Έχουν τις ίδιες χημικές ιδιότητες, επειδή ο αριθμός των πρωτονίων (και επομένως των ηλεκτρονίων) παραμένει ο ίδιος, αλλά διαφέρουν στη μάζα τους λόγω του διαφορετικού αριθμού νετρονίων.

Για παράδειγμα, ο άνθρακας έχει δύο γνωστά ισότοπα: τον άνθρακα-12 (με 6 πρωτόνια και 6 νετρόνια) και τον άνθρακα-14 (με 6 πρωτόνια και 8 νετρόνια).

Μήπως γνωρίζεις τι ονομάζουμε «μαζικό αριθμό» και πώς τον υπολογίζουμε; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είναι το άθροισμα πρωτονίων και νετρονίων του πυρήνα

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Ακριβώς! Ο μαζικός αριθμός είναι το άθροισμα των πρωτονίων και των νετρονίων στον πυρήνα ενός ατόμου. Μας δίνει μια καλή εκτίμηση της μάζας του πυρήνα, αφού τα πρωτόνια και τα νετρόνια έχουν σχεδόν την ίδια μάζα.

Για παράδειγμα, αν ένας πυρήνας έχει 8 πρωτόνια και 8 νετρόνια, ο μαζικός αριθμός του θα είναι **16**.

Μια ερώτηση τώρα για να δούμε πώς συνδυάζονται όλα αυτά: Αν έχεις ένα άτομο με ατομικό αριθμό 7 και μαζικό αριθμό 15, πόσα νετρόνια έχει ο πυρήνας του; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: 8

PHYSICSBOT V1.2: Άψογα, Γιώργο! 🎉 Έχεις απόλυτο δίκιο!

Αν ο ατομικός αριθμός είναι 7 (δηλαδή έχει 7 πρωτόνια) και ο μαζικός αριθμός είναι 15, τότε ο αριθμός των νετρονίων προκύπτει ως εξής:

$$\text{Νετρόνια} = \text{Μαζικός αριθμός} - \text{Ατομικός αριθμός} = 15 - 7 = 8$$

Πολύ καλή δουλειά! Τώρα που τα έχεις κατανοήσει αυτά, ας προχωρήσουμε λίγο πιο βαθιά. Ξέρεις τι είναι η ισχυρή αλληλεπίδραση και ποιος είναι ο ρόλος της στον πυρήνα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είναι η δύναμη που συγκροτεί τον πυρήνα, δηλαδή που συνδέει τα πρωτόνια και τα νετρόνια

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 👏 Ακριβώς, η ισχυρή αλληλεπίδραση είναι η δύναμη που συγκρατεί τα πρωτόνια και τα νετρόνια μέσα στον πυρήνα, ξεπερνώντας την ηλεκτροστατική άπωση μεταξύ των πρωτονίων (που έχουν όλα θετικό φορτίο). Είναι μια από τις τέσσερις θεμελιώδεις δυνάμεις στη φύση και λειτουργεί σε πολύ μικρές αποστάσεις, δηλαδή μόνο μέσα στον πυρήνα.

Μια ερώτηση για να το δούμε λίγο καλύτερα: Αν η ισχυρή αλληλεπίδραση δεν υπήρχε, τι νομίζεις ότι θα συνέβαινε στον πυρήνα ενός ατόμου; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Δεν θα μπορούσε να σταθεροποιηθεί ο πυρήνας

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Πολύ σωστά το είπες! Χωρίς την ισχυρή αλληλεπίδραση, ο πυρήνας δεν θα μπορούσε να σταθεροποιηθεί, γιατί τα πρωτόνια, που έχουν όλα θετικό φορτίο, θα απωθούσαν το ένα το άλλο λόγω της ηλεκτροστατικής δύναμης. Ο πυρήνας θα «διαλυόταν» και δεν θα υπήρχαν σταθερά άτομα, άρα ούτε και η ύλη όπως την ξέρουμε!

Προχωρώντας τώρα στη ραδιενέργεια: Ξέρεις γιατί κάποιοι πυρήνες είναι ασταθείς και διασπώνται; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Οι ελκτικές δυνάμεις στον πυρήνα είναι ασθενείς

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ καλή σκέψη, Γιώργο! 👐 Έχεις δίκιο ότι υπάρχει μια ανισορροπία στις δυνάμεις μέσα στον πυρήνα, αλλά ας το δούμε λίγο πιο συγκεκριμένα.

Οι πυρήνες γίνονται ασταθείς όταν υπάρχει «ανισορροπία» ανάμεσα στον αριθμό πρωτονίων και νετρονίων. Αν υπάρχουν πάρα πολλά πρωτόνια, τότε η ηλεκτροστατική άπωση γίνεται πολύ ισχυρή και η ισχυρή αλληλεπίδραση δεν μπορεί να την «αντισταθμίσει». Επίσης, αν υπάρχουν πάρα πολλά ή πολύ λίγα νετρόνια σε σχέση με τα πρωτόνια, τότε ο πυρήνας γίνεται ασταθής.

Αυτή η αστάθεια οδηγεί στη ραδιενέργεια, όπου ο πυρήνας διασπάται και μετατρέπεται σε έναν πιο σταθερό πυρήνα.

Μπορείς να μου πεις ποια είναι τα τρία είδη ραδιενεργών διασπάσεων που γνωρίζουμε; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Είναι οι ακτινοβολίες α, β και γ

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! 🎉 Ακριβώς, οι τρεις κύριοι τύποι ραδιενεργών διασπάσεων είναι οι ακτινοβολίες **α (άλφα)**, **β (βήτα)** και **γ (γάμμα)**. Ας τα δούμε λίγο πιο αναλυτικά:

- **Ακτινοβολία α (άλφα):** Ο πυρήνας εκπέμπει ένα σωματίδιο άλφα, που αποτελείται από 2 πρωτόνια και 2 νετρόνια (δηλαδή έναν πυρήνα ηλίου). Αυτό μειώνει τον μαζικό αριθμό κατά 4 και τον ατομικό αριθμό κατά 2.
- **Ακτινοβολία β (βήτα):** Ο πυρήνας εκπέμπει ένα ηλεκτρόνιο μεγάλης ταχύτητας (σωμάτιο βήτα). Αυτό συμβαίνει όταν ένα νετρόνιο μετατρέπεται σε πρωτόνιο, αυξάνοντας τον ατομικό αριθμό κατά 1.
- **Ακτινοβολία γ (γάμμα):** Ο πυρήνας εκπέμπει ακτινοβολία γ, που είναι ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία πολύ υψηλής ενέργειας. Σε αυτή τη διαδικασία δεν αλλάζει ούτε ο μαζικός αριθμός ούτε ο ατομικός αριθμός.

Μπορείς να σκεφτείς γιατί η ακτινοβολία γ δεν αλλάζει τη σύνθεση του πυρήνα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γιατί δεν αλλάζει τον αριθμό πρωτονίων και νετρονίων

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 🎉 Πολύ σωστά το εξήγησες! Η ακτινοβολία γ δεν αλλάζει τον αριθμό των πρωτονίων και των νετρονίων στον πυρήνα, γιατί δεν εκπέμπει σωματίδια. Είναι απλώς μια μορφή ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας, δηλαδή ενέργεια που εκπέμπεται όταν ο πυρήνας «χάνει» την περίσσεια ενέργειά του και μεταβαίνει σε μια πιο σταθερή κατάσταση.

Για να το φανταστείς, σκέψου έναν πυρήνα που είναι «διεγερμένος» (έχει περισσότερη ενέργεια από όση χρειάζεται). Όταν εκπέμπει ακτινοβολία γ, απλώς «ηρεμεί» και γίνεται πιο σταθερός, χωρίς να αλλάζει η σύστασή του.

Τώρα μια πιο προκλητική ερώτηση: Ποια από τις τρεις ακτινοβολίες (α, β, γ) νομίζεις ότι είναι η πιο διεισδυτική και γιατί; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Η γ γιατί έχει υψηλότερη ενέργεια

PHYSICSBOT V1.2: Σωστά, Γιώργο! 🎯 Η ακτινοβολία γ είναι πράγματι η πιο διεισδυτική, και ένας από τους λόγους είναι η πολύ υψηλή ενέργεια που έχει. Επειδή αποτελείται από φωτόνια (χωρίς μάζα και φορτίο), μπορεί να διαπεράσει υλικά όπως χαρτί, ακόμα και λεπτά στρώματα μετάλλου ή σκυροδέματος, πριν απορροφηθεί πλήρως.

Σε αντίθεση:

- Η ακτινοβολία **α** (σωμάτια άλφα) είναι η λιγότερο διεισδυτική, καθώς τα σωματίδια άλφα είναι μεγάλα και φορτισμένα. Μπορούν να σταματήσουν ακόμη και από ένα φύλλο χαρτί ή το δέρμα.
- Η ακτινοβολία **β** (σωμάτια βήτα) είναι πιο διεισδυτική από την άλφα, αλλά μπορεί να σταματήσει από ένα λεπτό φύλλο αλουμινίου.

Τώρα, μια ερώτηση για να δούμε πώς συνδέονται όλα αυτά με τη ζωή μας: Ποια νομίζεις ότι είναι η βιολογική επίδραση της ραδιενέργειας και από τι εξαρτάται; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Αλληλεπιδρά με τα κύτταρα. Αν είναι υγιή τα επηρεάζει αρνητικά. Αν είναι καρκινικά μπορεί να τα καταστρέψει

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! 👏 Η ραδιενέργεια αλληλεπιδρά με τα κύτταρα του σώματος και μπορεί να έχει διαφορετικές επιδράσεις ανάλογα με το είδος και την ενέργεια της ακτινοβολίας, καθώς και το είδος των κυττάρων που επηρεάζει.

Όπως είπες:

- Σε **υγιή κύτταρα**, η ραδιενέργεια μπορεί να προκαλέσει βλάβες στο DNA, που μπορεί να οδηγήσουν σε μεταλλάξεις ή ακόμα και σε καρκινογένεση αν η έκθεση είναι μεγάλη ή παρατεταμένη.
- Σε **καρκινικά κύτταρα**, η ραδιενέργεια χρησιμοποιείται θεραπευτικά (όπως στη θεραπεία ακτινοβολίας) για να καταστρέψει τα κύτταρα αυτά, καθώς είναι πιο ευαίσθητα στη βλάβη από την ακτινοβολία.

Επίσης, οι επιδράσεις εξαρτώνται από:

- Το **είδος της ακτινοβολίας** (π.χ. άλφα, βήτα, γάμμα).

- Την **ενέργεια της ακτινοβολίας** και την ποσότητα της δόσης που απορροφά το σώμα.
- Την **περιοχή του σώματος** που εκτίθεται.

Είσαι έτοιμος να μου πεις τι σου άρεσε περισσότερο από όσα συζητήσαμε σήμερα ή αν υπάρχει κάτι που θα ήθελες να ρωτήσεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: Η υψηλή αλληλεπιδραστικότητα του εργαλείου. Σε απαντήσεις που έχουν κάποια ασάφεια, την ανιχνεύει και εμβαθύνει στα σημεία στα οποία υπάρχει ασάφεια.

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι πολύ που το παρατήρησες, Γιώργο! 😊 Είναι σημαντικό για μένα να εστιάζω στις λεπτομέρειες και να εξηγώ τα πάντα με σαφήνεια, ώστε να κατανοείς τις έννοιες σε βάθος. Εσύ έκανες εξαιρετική δουλειά σήμερα, με σωστές απαντήσεις και πολύ καλή σκέψη σε όλα τα θέματα που συζητήσαμε! 👏

Αν έχεις κάποια άλλη ερώτηση ή κάτι που θέλεις να μάθεις περισσότερο, είμαι εδώ για σένα. Αν πάλι θέλεις να ολοκληρώσουμε, πες μου και θα το κλείσουμε. 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: να κλείσουμε

PHYSICSBOT V1.2: Σε ευχαριστώ πολύ, Γιώργο, για τη συζήτησή μας σήμερα! Ήσουν εξαιρετικός και έδειξες μεγάλη κατανόηση στις έννοιες της φυσικής. Συνέχισε την καλή δουλειά και την περιέργειά σου για μάθηση!

Καλή συνέχεια! 😊

Παράδειγμα 3

Ο παραπάνω διάλογος παρουσιάζει τη διδακτική αλληλεπίδραση μεταξύ του *PhysicsBot* και ενός χρήστη με θέμα τους ατομικούς πυρήνες. Η συζήτηση ξεκινά από βασικές έννοιες, όπως ο ατομικός και ο μαζικός αριθμός, και σταδιακά προχωρά σε πιο σύνθετα ζητήματα, όπως τα ισότοπα και η ραδιενέργεια. Μέσα από ερωταπαντήσεις, παραδείγματα και επεξηγήσεις, ο *PhysicsBot* εφαρμόζει τις αρχές της σκαλωσιάς, ενθαρρύνοντας τον χρήστη να απαντήσει, διορθώνοντας τυχόν παρανοήσεις και οδηγώντας τον σε προοδευτική εμβάθυνση. Η πορεία καταλήγει σε πιο προχωρημένα θέματα, όπως η ισχυρή

αλληλεπίδραση και η συγκριτική ανάλυση δυνάμεων, αναδεικνύοντας τον τρόπο με τον οποίο το σύστημα προσαρμόζεται στις απορίες και τις γνώσεις του χρήστη.

ΧΡΗΣΤΗΣ: γειά σου

PHYSICSBOT V1.2: Γεια σου! 😊 Καλώς ήρθες στο μάθημα φυσικής! Είμαι ο PhysicsBot, ο καθηγητής φυσικής σου, και είμαι εδώ για να σε βοηθήσω να κατανοήσεις καλύτερα τον κόσμο της φυσικής.

Πώς σε λένε;

ΧΡΗΣΤΗΣ: Γιώργος

PHYSICSBOT V1.2: Χαίρομαι που σε γνωρίζω, Γιώργο! 😊 Σήμερα θα μιλήσουμε για τους ατομικούς πυρήνες και τις ιδιότητές τους. Ξεκινώντας, ξέρεις τι είναι ο ατομικός αριθμός και τι μας δείχνει;

ΧΡΗΣΤΗΣ: μας δείχνει τον αριθμό των πρωτονίων

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! 👏 Ο ατομικός αριθμός, που συμβολίζεται με το γράμμα **Z**, μας δείχνει τον αριθμό των πρωτονίων στον πυρήνα ενός ατόμου. Αυτός ο αριθμός καθορίζει το στοιχείο στο οποίο ανήκει το άτομο. Για παράδειγμα, αν ένα άτομο έχει 6 πρωτόνια, είναι άνθρακας.

Θυμάσαι τι άλλο βρίσκεται μέσα στον πυρήνα εκτός από τα πρωτόνια; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: κουάρκ

PHYSICSBOT V1.2: Ωραία παρατήρηση, Γιώργο! Πράγματι, τα πρωτόνια και τα νετρόνια αποτελούνται από κουάρκ. Όμως, αν το δούμε σε μεγαλύτερη κλίμακα, μέσα στον πυρήνα, εκτός από τα πρωτόνια, βρίσκονται και **νετρόνια**. Ξέρεις ποια είναι η βασική διαφορά ανάμεσα στα πρωτόνια και τα νετρόνια; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: τα πρωτόνια έχουν θετικό φορτίο τα νετρόνια δεν έχουν φορτίο

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 👏 Τα πρωτόνια έχουν θετικό ηλεκτρικό φορτίο, ενώ τα νετρόνια είναι ουδέτερα. Αυτή είναι μια βασική διαφορά τους.

Τώρα, αν πάρουμε τον αριθμό των πρωτονίων και τον αριθμό των νετρονίων μαζί, έχουμε έναν άλλο πολύ σημαντικό αριθμό. Ξέρεις πώς ονομάζεται αυτός ο αριθμός; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: συνολικός

PHYSICSBOT V1.2: Σωστή σκέψη, Γιώργο! Ο συνολικός αριθμός των πρωτονίων και των νετρονίων ονομάζεται **μαζικός αριθμός** (**Α**).

Αν, για παράδειγμα, ένας πυρήνας έχει 8 πρωτόνια και 8 νετρόνια, ποιος είναι ο μαζικός του αριθμός; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: 16

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! □ Ο μαζικός αριθμός είναι **16**.

Τώρα, ξέρεις τι συμβαίνει αν δύο άτομα έχουν τον ίδιο αριθμό πρωτονίων αλλά διαφορετικό αριθμό νετρονίων; Πώς ονομάζονται αυτά τα άτομα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ισότοπα;

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! □ Αυτά τα άτομα ονομάζονται **ισότοπα**.

Για παράδειγμα, ο άνθρακας έχει δύο κύρια ισότοπα: τον **άνθρακα-12** (6 πρωτόνια και 6 νετρόνια) και τον **άνθρακα-14** (6 πρωτόνια και 8 νετρόνια).

Μπορείς να μου πεις ποιος είναι ο μαζικός αριθμός για το ισότοπο του άνθρακα που έχει 6 πρωτόνια και 7 νετρόνια; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: 13

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! □ Ο μαζικός αριθμός είναι **13**.

Πάμε τώρα λίγο πιο βαθιά! Ξέρεις ποια δύναμη συγκρατεί τα πρωτόνια και τα νετρόνια μέσα στον πυρήνα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: πυρηνική

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ κοντά, Γιώργο! 👏 Η δύναμη ονομάζεται **ισχυρή αλληλεπίδραση**. Είναι πολύ πιο ισχυρή από την ηλεκτρική απώθηση των πρωτονίων και κρατά τον πυρήνα δεμένο.

Μπορείς να σκεφτείς γιατί αυτή η δύναμη είναι τόσο σημαντική; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: τον κρατά σταθερό

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! 👏 Χωρίς την ισχυρή αλληλεπίδραση, ο πυρήνας θα διαλυόταν.

Τι συμβαίνει όταν ένας πυρήνας είναι ασταθής; Πώς ονομάζεται το φαινόμενο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ραδιεργός;

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! □ Το φαινόμενο λέγεται **ραδιενέργεια** και ο πυρήνας **ραδιενεργός**. Υπάρχουν τρία κύρια είδη διασπάσεων: α, β και γ. Ξέρεις τι εκπέμπει ο πυρήνας στη διάσπαση α; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: φωτόνια

PHYSICSBOT V1.2: Καλή προσπάθεια, Γιώργο! Τα φωτόνια εκπέμπονται στη διάσπαση γ. Στη διάσπαση **α** εκπέμπονται **σωμάτια α** (πυρήνες ηλίου). Θέλεις να πούμε τι εκπέμπεται στη διάσπαση β; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ηλεκτρόνια

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! □ Στη διάσπαση **β** εκπέμπονται ηλεκτρόνια (σωμάτια β).

Μια ερώτηση: ποια σωματίδια είναι τα βαρύτερα – α, β ή γ; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: α

PHYSICSBOT V1.2: Σωστά, Γιώργο! □ Τα σωμάτια α είναι τα πιο βαριά.

Ποια ακτινοβολία έχει τη μεγαλύτερη διεισδυτική ικανότητα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: γ

PHYSICSBOT V1.2: Σωστότατος, Γιώργο! □ Η ακτινοβολία γ είναι η πιο διεισδυτική και γι' αυτό και πιο επικίνδυνη.

Γιατί πιστεύεις ότι είναι τόσο επικίνδυνη; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ιονίζει

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ σωστά, Γιώργο! 👏 Η γ-ακτινοβολία ιονίζει βαθιά στους ιστούς.

Ποιο υλικό παρέχει πλήρη προστασία από α, β και γ; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: μόλυβδος

PHYSICSBOT V1.2: Μπράβο, Γιώργο! □ Ο μόλυβδος είναι ένα από τα καλύτερα υλικά θωράκισης.

Πώς σου φάνηκε το μάθημα σήμερα; Υπάρχει κάτι που θα ήθελες να ρωτήσεις; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: θέλων να μου πεις την "ισχύ" της βαρυτικής δύναμης μεταξύ προωτονίων και νετρονίων μέσα στον πυρήνα

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ ενδιαφέρουσα ερώτηση, Γιώργο! 😊 Η βαρυτική δύναμη είναι εξαιρετικά αδύναμη· περίπου 10^{38} φορές μικρότερη από την ισχυρή αλληλεπίδραση. Θέλεις να την υπολογίσουμε; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι

PHYSICSBOT V1.2: Τέλεια, Γιώργο! (ακολουθεί ο πλήρης αριθμητικός υπολογισμός που οδηγεί σε $1{,}86 \times 10^{-34}$ N). Η βαρυτική δύναμη είναι πρακτικά αμελητέα μέσα στον πυρήνα.

Θέλεις κάτι άλλο; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: τι είδους είναι η ισχυρή αλληλεπίδραση αφού δεν είναι βαρυτική ή ηλεκτική;

PHYSICSBOT V1.2: Πολύ εύστοχη ερώτηση, Γιώργο! 👏 Η ισχυρή αλληλεπίδραση μεταφέρεται από γλουόνια, δρα σε χρωματικό φορτίο και λειτουργεί σαν «κόλλα» για τα κουάρκ.

ΧΡΗΣΤΗΣ: δηλαδή η ισχυρή είναι μεγαλύτερη και από την ηλεκτρική;

PHYSICSBOT V1.2: Ακριβώς, Γιώργο! □ Είναι περίπου 10^2 φορές ισχυρότερη. Θέλεις να δούμε ένα αριθμητικό παράδειγμα; 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ναι θέλω

PHYSICSBOT V1.2: Υπολογίζοντας με τον νόμο του Κουλόμπ βρίσκουμε ηλεκτρική απωστική δύναμη περίπου 230 N. Η ισχυρή αλληλεπίδραση στην ίδια απόσταση φτάνει περίπου τα 23 000 N. Έτσι καταλαβαίνεις πόσο κυρίαρχη είναι! 😊

ΧΡΗΣΤΗΣ: ευχαριστώ

PHYSICSBOT V1.2: Κι εγώ σε ευχαριστώ, Γιώργο, για την υπέροχη συμμετοχή σου! 😊 Ήσουν εξαιρετικός σήμερα· όποτε θελήσεις να συνεχίσουμε, θα είμαι εδώ. Καλή συνέχεια! 👋

Παράρτημα Β′

Κώδικες

Β′.1 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα

Β′.1.1 Κώδικας Python για τη δημιουργία δεδομένων

Ο παρακάτω κώδικας χρησιμοποιήθηκε για τη δημιουργία ενός συνόλου δεδομένων που περιλαμβάνει άνδρες και γυναίκες (Σχήμα 2.4).

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd

def is_above_line(x1, x2):
return x2 > -0.6 * x1 + 210

# Δημιουργία δεδομένων για Άνδρες
men_x1 = []
men_x2 = []
while len(men_x1) < 50:
x1 = np.random.uniform(50, 120)
x2 = np.random.uniform(150, 200)
if is_above_line(x1, x2):
men_x1.append(x1)
men_x2.append(x2)

# Δημιουργία δεδομένων για Γυναίκες
women_x1 = []
women_x2 = []
while len(women_x1) < 50:
x1 = np.random.uniform(40, 90)
x2 = np.random.uniform(140, 180)
if not is_above_line(x1, x2):
women_x1.append(x1)
women_x2.append(x2)

# Συνδυασμός δεδομένων και αποθήκευση
men_data = pd.DataFrame({'x1': men_x1, 'x2': men_x2, 'y': 1})
women_data = pd.DataFrame({'x1': women_x1, 'x2': women_x2, 'y': 0})
```

```
all_data = pd.concat([men_data, women_data], ignore_index=True)
all_data.to_csv('data.csv', index=False, encoding='utf-8-sig')

# Σχεδίαση γραφήματος
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(men_x1, men_x2, color="blue", label="Άνδρες (y=1)",
 alpha=0.7)
plt.scatter(women_x1, women_x2, color="red", label="Γυναίκες (y=0)",
  alpha=0.7)

x1_vals = np.linspace(40, 120, 100)
x2_vals = -0.6 * x1_vals + 210
plt.plot(x1_vals, x2_vals, color="green", linestyle="--", label=r"
 $x_2 = -0.6x_1 + 210$")

plt.title("x_1 και x_2 για Άνδρες και Γυναίκες", fontsize=14)
plt.xlabel("x_1 Βάρος()", fontsize=12)
plt.ylabel("x_2 Ύψος()", fontsize=12)
plt.legend(fontsize=12)
plt.grid(alpha=0.3)
plt.show()
```

Κώδικας Β'.1: Κώδικας Python για τη δημιουργία δεδομένων, αποθήκευση σε αρχείο CSV, και σχεδίαση γραφήματος.

Β'.1.2 Κώδικας Python για την εκπαίδευση του Perceptron

Ο παρακάτω κώδικας χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του Perceptron και την προσέγγιση της διαχωριστικής ευθείας, βασισμένος στα δεδομένα που δημιουργήθηκαν νωρίτερα (Σχήμα 2.6).

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# Φόρτωση δεδομένων
data = pd.read_csv("data.csv")
X = data[["x1", "x2"]].values
y = data["y"].values

# Κανονικοποίηση
X_min = X.min(axis=0)
X_max = X.max(axis=0)
X_norm = (X - X_min) / (X_max - X_min)

# Εκπαίδευση Perceptron
w = np.zeros(X_norm.shape[1])
b = 0
eta = 0.01
max_epochs = 20
weights_history = []
bias_history = []

for epoch in range(max_epochs):
error_count = 0
for i in range(len(X_norm)):
```

```
    y_hat = 1 if np.dot(w, X_norm[i]) + b >= 0 else 0
    if y_hat != y[i]:
    error_count += 1
    w += eta * (y[i] - y_hat) * X_norm[i]
    b += eta * (y[i] - y_hat)
    weights_history.append(w / (X_max - X_min))
    bias_history.append(b - np.dot(w / (X_max - X_min), X_min))
    if error_count == 0:
    break

    # Υπολογισμός και σχεδίαση ευθειών
    for i, (w_hist, b_hist) in enumerate(zip(weights_history,
     bias_history)):
    w1_hist = w_hist[0] / w_hist[1]
    b_hist_adjusted = b_hist / w_hist[1]
    x1_vals = np.linspace(X_min[0], X_max[0], 100)
    x2_vals = -w1_hist * x1_vals - b_hist_adjusted
    plt.plot(x1_vals, x2_vals, color="gray", linestyle="--", alpha=(i +
     1) / max_epochs)

    w_real = weights_history[-1]
    b_real = bias_history[-1]
    w1_adjusted = w_real[0] / w_real[1]
    b_adjusted = b_real / w_real[1]
    x1_vals = np.linspace(X_min[0], X_max[0], 100)
    x2_vals = -w1_adjusted * x1_vals - b_adjusted
    plt.plot(x1_vals, x2_vals, color="green", linestyle="-", linewidth
     =2, label="Τελική Ευθεία")

    plt.show()
```

Κώδικας Β'.2: Κώδικας Python για την εκπαίδευση του Perceptron και τη σχεδίαση της διαχωριστικής ευθείας.

Β'.1.3 Δημιουργία και Κατηγοριοποίηση Δεδομένων για Ανάλυση Ικανοποίησης Χρηστών

Ο παρακάτω κώδικας περιγράφει τη διαδικασία δημιουργίας και κατηγοριοποίησης δεδομένων για την ανάλυση της ικανοποίησης χρηστών με βάση τον χρόνο παραμονής και τον αριθμό κλικ. Το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες: Ικανοποιημένοι, Μη Ικανοποιημένοι και Αδιάφοροι (Σχήμα 2.7).

```
    import numpy as np
    import matplotlib.pyplot as plt
    import pandas as pd

    # Δημιουργία ετικετών για τα δεδομένα ικανοποιημένοιμη(/
     ικανοποιημένοιαδιάφοροι/)
    def classify_point(time, clicks):
    if (time > 180 and clicks < 50) or (time < 60 and clicks > 50):
    return 1  # Ικανοποιημένοι
    elif (time > 200 and clicks > 70) or (time < 80 and clicks < 20):
    return 0  # Μη Ικανοποιημένοι
    else:
```

```
    return 2  # Αδιάφοροι

# Δημιουργία δεδομένων
satisfied_time = []
satisfied_clicks = []
unsatisfied_time = []
unsatisfied_clicks = []
neutral_time = []
neutral_clicks = []

np.random.seed(42)

while len(satisfied_time) < 100 or len(unsatisfied_time) < 100 or
 len(neutral_time) < 50:
time = np.random.uniform(30, 240)
clicks = np.random.uniform(5, 100)

label = classify_point(time, clicks)
if label == 1 and len(satisfied_time) < 100:
satisfied_time.append(time)
satisfied_clicks.append(clicks)
elif label == 0 and len(unsatisfied_time) < 100:
unsatisfied_time.append(time)
unsatisfied_clicks.append(clicks)
elif label == 2 and len(neutral_time) < 50:
neutral_time.append(time)
neutral_clicks.append(clicks)

# Ενοποίηση δεδομένων και αποθήκευση
satisfied_data = pd.DataFrame({"time": satisfied_time, "clicks":
 satisfied_clicks, "y": 1})
unsatisfied_data = pd.DataFrame({"time": unsatisfied_time, "clicks":
  unsatisfied_clicks, "y": 0})
neutral_data = pd.DataFrame({"time": neutral_time, "clicks":
 neutral_clicks, "y": 2})
all_data = pd.concat([satisfied_data, unsatisfied_data, neutral_data
 ], ignore_index=True)
all_data.to_csv("website_data_with_neutral.csv", index=False,
 encoding="utf-8-sig")

# Σχεδίαση δεδομένων
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(satisfied_time, satisfied_clicks, color="green", label="
 Ικανοποιημένοι (y=1)", alpha=0.7)
plt.scatter(unsatisfied_time, unsatisfied_clicks, color="red", label
 ="Μη Ικανοποιημένοι (y=0)", alpha=0.7)
plt.scatter(neutral_time, neutral_clicks, color="lightgray", label="
 Αδιάφοροι (y=2)", alpha=0.7)
plt.xlim(20, 250)
plt.ylim(0, 110)
plt.title("Χρόνος Παραμονής και Αριθμός Κλικ για Ικανοποιημένους,
 Μη και Αδιάφορους", fontsize=14)
plt.xlabel("Χρόνος Παραμονής δευτερόλεπτα()", fontsize=12)
plt.ylabel("Αριθμός Κλικ", fontsize=12)
plt.legend(fontsize=12)
plt.grid(alpha=0.3)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Κώδικας Β'.3: Κώδικας Python για τη δημιουργία δεδομένων κατηγοριοποίησης χρηστών με βάση τον χρόνο παραμονής και τον αριθμό κλικ.

Β'.1.4 Σχεδίαση Συναρτήσεων Ενεργοποίησης

Ο παρακάτω κώδικας περιγράφει τη διαδικασία σχεδίασης των συναρτήσεων ενεργοποίησης *ReLU*, *Sigmoid* και *Tanh*. Οι συναρτήσεις αυτές χρησιμοποιούνται ευρέως στη μηχανική μάθηση και στα νευρωνικά δίκτυα για την ενεργοποίηση των νευρώνων με βάση τις εισερχόμενες τιμές (Σχήμα 2.8).

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.special import erf

def relu(x):
return np.maximum(0, x)

def sigmoid(x):
return 1 / (1 + np.exp(-x))

def tanh(x):
return np.tanh(x)

def gelu(x):
return 0.5 * x * (1 + erf(x / np.sqrt(2)))

x = np.linspace(-2.5, 2.5, 500)

y_relu = relu(x)
y_sigmoid = sigmoid(x)
y_tanh = tanh(x)
y_gelu = gelu(x)

plt.figure(figsize=(10, 6))

# ReLU
plt.plot(x, y_relu, label="$\\mathrm{ReLU}(x) = \\max(0, x)$",
 linewidth=2)

# Sigmoid
plt.plot(x, y_sigmoid,
label="$\\mathrm{Sigmoid}(x) = \\frac{1}{1 + e^{-x}}$",
linewidth=2,
)

# Tanh
plt.plot(x,y_tanh,
label="$\\mathrm{tanh}(x) = \\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$",
linewidth=2,
)

# GELU
plt.plot(x,y_gelu,
label="$\\mathrm{GELU}(x) = 0.5 \\, x \\, (1 + \\mathrm{erf}(\\frac{
 x}{\\sqrt{2}}))$",
linewidth=2,
)

plt.title("Συναρτήσεις Ενεργοποίησης")
plt.xlabel("Είσοδος (x)")
plt.ylabel("Έξοδος ($\\sigma(x)$)")
```

```
plt.axhline(0, color="black", linewidth=0.5, linestyle="--")
plt.axvline(0, color="black", linewidth=0.5, linestyle="--")
plt.grid(color="gray", linestyle="--", linewidth=0.5, alpha=0.7)
plt.legend()
plt.ylim(-1.2, 1.2)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Κώδικας Β'.4: Πλήρης κώδικας για τη σχεδίαση των συναρτήσεων ενεργοποίησης

Β'.1.5 Υλοποίηση και Αξιολόγηση του MLP

Ο παρακάτω κώδικας περιγράφει τη διαδικασία υλοποίησης ενός Πολυεπίπεδου Perceptron (MLP) για τη δυαδική ταξινόμηση χρηστών ως *Ικανοποιημένοι* ή *Μη Ικανοποιημένοι*. Περιλαμβάνει όλα τα βήματα από την προετοιμασία δεδομένων μέχρι την αξιολόγηση και οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων.

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import (
classification_report,
accuracy_score,
confusion_matrix,
roc_curve,
auc,
)
import seaborn as sns

# Δεδομένα και προετοιμασία
file_path = "website_data_with_neutral.csv"
data = pd.read_csv(file_path)
data = data[data["y"] != 2]
X_raw = data[["time", "clicks"]].values
y_raw = data["y"].values
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X_raw)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
X, y_raw, test_size=0.3, random_state=42
)

# MLP Μοντέλο
model = tf.keras.Sequential([
tf.keras.layers.Dense(32, activation="relu", input_shape=(X_train.
  shape[1],)),
tf.keras.layers.Dense(16, activation="relu"),
tf.keras.layers.Dense(8, activation="relu"),
tf.keras.layers.Dense(1, activation="sigmoid"),
])
model.compile(optimizer="adam", loss="binary_crossentropy", metrics
  =["accuracy"])
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=10,
  validation_split=0.2, verbose=0)
```

```
37
38  # Αξιολόγηση
39  y_pred = (model.predict(X_test) > 0.5).astype(int).flatten()
40  cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
41  sns.heatmap(cm, annot=True, fmt="d", cmap="Blues", cbar=False)
42  plt.title("Confusion Matrix")
43  plt.xlabel("Προβλέψεις")
44  plt.ylabel("Πραγματικές Τιμές")
45  plt.show()
46
47  fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_test, model.predict(X_test))
48  roc_auc = auc(fpr, tpr)
49  plt.plot(fpr, tpr, label=f"ROC curve (AUC = {roc_auc:.2f})")
50  plt.plot([0, 1], [0, 1], linestyle="--")
51  plt.title("ROC Curve")
52  plt.xlabel("False Positive Rate")
53  plt.ylabel("True Positive Rate")
54  plt.legend()
55  plt.show()
```

Κώδικας Β′.5: Πλήρης κώδικας για την υλοποίηση και αξιολόγηση του MLP

Β′.1.6 Υλοποίηση και Ανάλυση του Κώδικα Πρόβλεψης με GPT-2

Ο παρακάτω κώδικας χρησιμοποιεί ένα προεκπαιδευμένο μοντέλο GPT-2, το οποίο είναι εξειδικευμένο για την ελληνική γλώσσα, για την πρόβλεψη πιθανών επόμενων λέξεων με βάση το εισαγόμενο κείμενο.

```
1   from transformers import AutoModelForCausalLM, AutoTokenizer
2   import torch
3
4   def main():
5   model_name = "lighteternal/gpt2-finetuned-greek"
6   model = AutoModelForCausalLM.from_pretrained(model_name)
7   tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(model_name)
8
9   device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu"
      )
10  model.to(device)
11
12  text = "Με λένε Γιάννη, εσένα πώς σε"
13  input_ids = tokenizer.encode(text, return_tensors="pt").to(device)
14
15  outputs = model(input_ids)
16  next_token_logits = outputs.logits[:, -1, :]
17  probabilities = torch.softmax(next_token_logits, dim=-1).squeeze()
18  top_k = torch.topk(probabilities, k=5)
19
20  top_words = [tokenizer.decode([token_id]) for token_id in top_k.
      indices]
21  top_probabilities = top_k.values.tolist()
22
23  print("Πιθανότερες επόμενες λέξεις και πιθανότητες:")
24  for word, prob in zip(top_words, top_probabilities):
25  print(f"{word.strip()} -> {prob:.4f}")
26
```

```
27  total_probability = probabilities.sum().item()
28  print(f"\Άθροισμαn πιθανοτήτων: {total_probability:.4f}")
29
30  if __name__ == "__main__":
31  main()
```

Κώδικας Β'.6: Υλοποίηση και Ανάλυση του Κώδικα Πρόβλεψης με GPT-2

Β'.1.7 Υλοποίηση και Οπτικοποίηση της Προσοχής με GPT-2

Ο παρακάτω κώδικας χρησιμοποιεί το προεκπαιδευμένο μοντέλο GPT-2, εξειδικευμένο για την ελληνική γλώσσα, για να αναλύσει και να οπτικοποιήσει τον πίνακα προσοχής (Attention Matrix).

```
1  from transformers import AutoModelForCausalLM, AutoTokenizer
2  import torch
3  import matplotlib.pyplot as plt
4  import seaborn as sns
5
6
7  def visualize_attention(attention_weights, tokenizer, input_ids,
    text):
8  tokens = text.split()
9  attention_matrix = attention_weights.mean(dim=0).detach().cpu().
    numpy().transpose()
10
11 plt.rcParams["font.family"] = "DejaVu Sans"
12
13 plt.figure(figsize=(10, 8))
14 ax = sns.heatmap(
15 attention_matrix,
16 xticklabels=tokens,
17 yticklabels=tokens,
18 cmap="Blues",
19 cbar=True,
20 square=True,
21 annot=True,
22 fmt=".2f",
23 )
24
25 ax.xaxis.tick_top()
26 ax.xaxis.set_label_position("top")
27 ax.set_xlabel("Key Tokens")
28 ax.set_ylabel("Query Tokens")
29 plt.title("Πίνακας Προσοχής (Attention Matrix)", y=-0.1)
30 plt.subplots_adjust(bottom=0.25)
31 plt.show()
32
33
34 def main():
35 model_name = "lighteternal/gpt2-finetuned-greek"
36 model = AutoModelForCausalLM.from_pretrained(model_name,
    output_attentions=True)
37 tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(model_name)
38
39 device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu"
    )
```

```
model.to(device)

text = "Το όνομά μου είναι Γιάννης , εσένα πώς σε"
input_ids = tokenizer.encode(text, return_tensors="pt").to(device)

outputs = model(input_ids)
attentions = outputs.attentions

attention_weights = attentions[-1].mean(dim=1)
visualize_attention(attention_weights, tokenizer, input_ids, text)


if __name__ == "__main__":
main()
```

Κώδικας Β'.7: Υλοποίηση και Οπτικοποίηση της Προσοχής με GPT-2

Β'.2 Μεθοδολογία

Β'.2.1 Αρχείο api.php *PhysicsBot V1.1*

```
<?php
ini_set('display_errors', 1);
ini_set('display_startup_errors', 1);
error_reporting(E_ALL);

// Ορισμός σταθερών και εισαγωγή απαραίτητων βιβλιοθηκών
define('PREPEND_PATH', '../');
$hooks_dir = __DIR__;
include("$hooks_dir/../lib.php");

// Έλεγχος αν ο χρήστης είναι συνδεδεμένος
checkUserAuthentication();

// Απόκρυψη του API κλειδιού για λόγους ασφαλείας
$openai_api_key = 'API_KEY';

if ($_SERVER['REQUEST_METHOD'] === 'POST') {
  // Λήψη δεδομένων από το αίτημα POST
  $userMessage = $_POST['message'];
  $lesson_id = $_POST['lesson_id'];
  $chat_id = $_POST['chat_id'];

  // Λήψη παραμέτρων από τη βάση δεδομένων
  $openAIParams = getOpenAIParameters($lesson_id);
  $roleContent = $openAIParams['instractions'] . '\n' .
 $openAIParams['lesson'];

  // Φόρτωση της προηγούμενης συζήτησης
  $previousConversation = loadPreviousConversation($chat_id);

  // Δημιουργία του array μηνυμάτων για το API
  $messages = buildMessagesArray($roleContent, $previousConversation
 , $userMessage);

  // Κλήση του OpenAI API
```

```
34      $botResponse = callOpenAIAPI(
35      $openAIParams['model'],
36      $messages,
37      $openAIParams['max_tokens'],
38      $openAIParams['temperature'],
39      $openAIParams['presence_penalty'],
40      $openAIParams['frequency_penalty'],
41      $openai_api_key
42      );
43
44      // Ενημέρωση της συζήτησης στη βάση δεδομένων
45      updateConversation($chat_id, $previousConversation, $userMessage,
        $botResponse);
46
47      // Έλεγχος αν η συζήτηση έχει ολοκληρωθεί
48      maybeMarkChatCompleted($chat_id, $botResponse);
49
50      // Επιστροφή της απόκρισης στον χρήστη
51      echo $botResponse;
52  }
53
54  /**
55  * Ελέγχει αν ο χρήστης είναι συνδεδεμένος. Αν όχι, εμφανίζει μήνυμα
      "Access denied" και τερματίζει το script.
56  */
57  function checkUserAuthentication()
58  {
59      $mi = getMemberInfo();
60      if (!$mi['username'] || $mi['username'] == 'guest') {
61          echo "Access denied";
62          exit;
63      }
64  }
65
66  /**
67  * Λαμβάνει τις απαραίτητες παραμέτρους για το OpenAI API από τη
      βάση δεδομένων, βάσει του lesson_id.
68  *
69  * @param int $lesson_id Το ID του μαθήματος.
70  * @return array Πίνακας με τις παραμέτρους του OpenAI.
71  */
72  function getOpenAIParameters($lesson_id)
73  {
74      global $eo;
75      $method_id = sqlValue("SELECT `method_id` FROM `lessons` WHERE `id
        ` = {$lesson_id}", $eo);
76      $model_id = sqlValue("SELECT `model_id` FROM `lessons` WHERE `id`
        = {$lesson_id}", $eo);
77      $model = sqlValue("SELECT `model` FROM `models` WHERE `id` = {
        $model_id}", $eo);
78      $max_tokens = (int) sqlValue("SELECT `max_tokens` FROM `models`
        WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
79      $temperature = (float) sqlValue("SELECT `temperature` FROM `models
        ` WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
80      $presence_penalty = (float) sqlValue("SELECT `presence_penalty`
        FROM `models` WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
81      $frequency_penalty = (float) sqlValue("SELECT `frequency_penalty`
        FROM `models` WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
82      $instractions = sqlValue("SELECT `instractions` FROM `methods`
        WHERE `id` = {$method_id}", $eo);
83      $lesson = sqlValue("SELECT `lesson` FROM `lessons` WHERE `id` = {
```

```
    $lesson_id}", $eo);

    return [
    'model' => $model,
    'max_tokens' => $max_tokens,
    'temperature' => $temperature,
    'presence_penalty' => $presence_penalty,
    'frequency_penalty' => $frequency_penalty,
    'instractions' => $instractions,
    'lesson' => $lesson
    ];
}

/**
* Φορτώνει την προηγούμενη συζήτηση από τη βάση δεδομένων, βάσει του chat_id.
*
* @param int $chat_id Το ID της συνομιλίας.
* @return string Το περιεχόμενο της προηγούμενης συζήτησης.
*/
function loadPreviousConversation($chat_id)
{
    global $eo;
    $previousConversation = sqlValue("SELECT `chat` FROM `chats` WHERE `id` = {$chat_id}", $eo);
    return $previousConversation ?: "";
}

/**
* Κατασκευάζει το array των μηνυμάτων που θα σταλούν στο OpenAI API.
*
* @param string $roleContent Το αρχικό μήνυμα συστήματος.
* @param string $previousConversation Η προηγούμενη συζήτηση.
* @param string $userMessage Το νέο μήνυμα του χρήστη.
* @return array Το array των μηνυμάτων.
*/
function buildMessagesArray($roleContent, $previousConversation, $userMessage)
{
    $messages = [
    ['role' => 'system', 'content' => $roleContent]
    ];

    if ($previousConversation) {
        $parsedConversation = parseConversation($previousConversation);
        $messages = array_merge($messages, $parsedConversation);
    }

    // Προσθήκη του νέου μηνύματος του χρήστη
    $messages[] = ['role' => 'user', 'content' => $userMessage];

    return $messages;
}

/**
* Αναλύει την προηγούμενη συζήτηση και την μετατρέπει σε array μηνυμάτων.
*
* @param string $conversation Η προηγούμενη συζήτηση σε μορφή κειμένου.
* @return array Το array των μηνυμάτων.
```

```php
*/
function parseConversation($conversation)
{
  $messages = [];
  $pattern = '/<-(.*?)->:\s*(.*?)(?=(<-.*?->:)|$)/s';
  preg_match_all($pattern, $conversation, $matches, PREG_SET_ORDER);

  foreach ($matches as $match) {
    $roleTag = trim($match[1]);
    $content = trim($match[2]);

    if ($roleTag == 'User') {
      $role = 'user';
    } elseif ($roleTag == 'Bot') {
      $role = 'assistant';
    } else {
      continue;
    }

    $messages[] = ['role' => $role, 'content' => $content];
  }

  return $messages;
}

/**
* Κάνει κλήση στο OpenAI API και επιστρέφει την απόκριση του bot.
*
* @param string $model Το μοντέλο που θα χρησιμοποιηθεί.
* @param array $messages Τα μηνύματα που θα σταλούν στο API.
* @param int $max_tokens Ο μέγιστος αριθμός tokens.
* @param float $temperature Η θερμοκρασία για την απόκριση.
* @param float $presence_penalty Το presence penalty.
* @param float $frequency_penalty Το frequency penalty.
* @param string $api_key Το API κλειδί για το OpenAI.
* @return string Η απόκριση του bot.
*/
function callOpenAIAPI($model, $messages, $max_tokens, $temperature,
   $presence_penalty, $frequency_penalty, $api_key)
{
  // Δημιουργία cURL session
  $ch = curl_init();

  // Ρυθμίσεις cURL
  curl_setopt($ch, CURLOPT_URL, 'https://api.openai.com/v1/chat/
 completions');
  curl_setopt($ch, CURLOPT_RETURNTRANSFER, true);
  curl_setopt($ch, CURLOPT_POST, true);
  curl_setopt($ch, CURLOPT_HTTPHEADER, [
  'Authorization: Bearer ' . $api_key,
  'Content-Type: application/json',
  ]);
  curl_setopt($ch, CURLOPT_SSL_VERIFYPEER, false);
  curl_setopt($ch, CURLOPT_SSL_VERIFYHOST, false);

  // Δημιουργία του payload
  $postData = json_encode([
  'model' => $model,
  'messages' => $messages,
  'max_tokens' => $max_tokens,
  'temperature' => $temperature,
```

```
198     'presence_penalty' => $presence_penalty,
199     'frequency_penalty' => $frequency_penalty
200     ], JSON_UNESCAPED_UNICODE);
201
202     // Έλεγχος για σφάλματα κατά την κωδικοποίηση JSON
203     if ($postData === false) {
204       error_log("JSON encoding error: " . json_last_error_msg());
205       echo "JSON encoding error: " . json_last_error_msg();
206       exit;
207     }
208
209     curl_setopt($ch, CURLOPT_POSTFIELDS, $postData);
210
211     // Εκτέλεση του αιτήματος και λήψη της απόκρισης
212     $response = curl_exec($ch);
213
214     // Έλεγχος για σφάλματα cURL
215     if (curl_errno($ch)) {
216       error_log("cURL error: " . curl_error($ch));
217       curl_close($ch);
218       exit;
219     }
220
221     curl_close($ch);
222
223     // Ανάλυση της απόκρισης
224     $responseArray = json_decode($response, true);
225     if (json_last_error() !== JSON_ERROR_NONE) {
226       error_log("JSON decode error: " . json_last_error_msg());
227       exit;
228     }
229
230     return $responseArray['choices'][0]['message']['content'];
231   }
232
233   /**
234   * Ενημερώνει τη συζήτηση στη βάση δεδομένων με το νέο μήνυμα του
       χρήστη και την απόκριση του bot.
235   *
236   * @param int $chat_id Το ID της συνομιλίας.
237   * @param string $previousConversation Η προηγούμενη συζήτηση.
238   * @param string $userMessage Το νέο μήνυμα του χρήστη.
239   * @param string $botResponse Η απόκριση του bot.
240   */
241   function updateConversation($chat_id, $previousConversation,
       $userMessage, $botResponse)
242   {
243     global $eo;
244     $newConversation = $previousConversation . "\n<-User->: " .
      $userMessage . "\n<-Bot->: " . $botResponse;
245     $query = "UPDATE `chats` SET `chat` = '" . addslashes(
      $newConversation) . "' WHERE `id` = {$chat_id}";
246     sql($query, $eo);
247   }
248
249   /**
250   * Ελέγχει αν η συζήτηση έχει ολοκληρωθεί βάσει συγκεκριμένων
       κριτηρίων και ενημερώνει τη βάση δεδομένων.
251   *
252   * @param int $chat_id Το ID της συνομιλίας.
253   * @param string $botResponse Η απόκριση του bot.
```

```
254   */
255   function maybeMarkChatCompleted($chat_id, $botResponse)
256   {
257     global $eo;
258     // Αν η απόκριση περιέχει τη φράση Καλή' συνέχεια', θεωρούμε ότι
       η συζήτηση έχει ολοκληρωθεί
259     if (stripos($botResponse, 'Καλή συνέχεια') !== false) {
260       $updateQuery = "UPDATE `chats` SET `is_completed` = 1 WHERE `id`
       = {$chat_id}";
261       sql($updateQuery, $eo);
262     }
263   }
```

Κώδικας Β'.8: PHP-based backend που διαχειρίζεται διαλογική αλληλεπίδραση με το μοντέλο GPT. Λαμβάνει το εισερχόμενο μήνυμα του χρήστη, ανακτά παραμετρικές ρυθμίσεις από βάση δεδομένων, συνθέτει το πλήρες ιστορικό της συνομιλίας και αποστέλλει αίτημα στο μοντέλο. Η απάντηση καταγράφεται στη βάση και επιστρέφεται ως αποκρισιμό περιεχόμενο στον χρήστη.

Β'.2.2 Αρχείο script.js *PhysicsBot V1.1*

```
1  $(document).ready(function () {
2    let message = null;
3    let isSending = false;
4    let isFirstMessage = true;
5
6    const defaultText = `<div class="default-text">
7    <h1> ${title}</h1>
8    <p>${desc}</p>
9    <img src="/physicsbot/c/images/chatbot.png" alt="logo" class="
       default-image" style="width: 250px">
10   </div>`;
11   $(".chat-container").html(defaultText);
12
13   function createChatElement(content, className) {
14     return $(`<div class="chat ${className}">${content}</div>`);
15   }
16
17   function Convert_Markdown_Maths(text) {
18     console.log("Original text:", text);
19
20     let blockMatches = [];
21     let inlineMatches = [];
22
23     let placeholderText = text
24     .replace(/\\\[(.*?)\\\]/gs, (match, p1) => {
25       blockMatches.push(p1);
26       return `BLOCK${blockMatches.length - 1}`;
27     })
28     .replace(/\\\((.*?)\\\)/gs, (match, p1) => {
29       inlineMatches.push(p1);
30       return `INLINE${inlineMatches.length - 1}`;
31     });
32
33     var converter = new showdown.Converter();
34     let htmlText = converter.makeHtml(placeholderText);
35     console.log("Converted HTML:", htmlText);
```

```
36
37      htmlText = htmlText
38      .replace(/BLOCK(\d+)/g, (match, p1) => {
39        let blockContent = blockMatches[parseInt(p1, 10)];
40        blockContent = blockContent.replace(
41        /_(\{.*?\}|[a-zA-Z0-9])/g,
42        "_{\\tightExponent $1}"
43        );
44        return `$$\\displaystyle ${blockContent} $$`;
45      })
46      .replace(/INLINE(\d+)/g, (match, p1) => {
47        let inlineContent = inlineMatches[parseInt(p1, 10)];
48        inlineContent = inlineContent.replace(
49        /_(\{.*?\}|[a-zA-Z0-9])/g,
50        "_{\\tightExponent $1}"
51        );
52        return `$ ${inlineContent} $`;
53      });
54
55      console.log("Final converted text:", htmlText);
56      return htmlText;
57    }
58
59    function renderMath(div) {
60      renderMathInElement(div, {
61        delimiters: [
62        { left: "$$", right: "$$", display: true },
63        { left: "$", right: "$", display: false },
64        ],
65        throwOnError: false,
66        colorIsTextColor: true,
67        macros: {
68          "\\smallExponent": "\\scriptscriptstyle", // Εντολή για
    μικρότερους εκθέτες
69          "\\tightExponent": "\\scriptscriptstyle", // Ακόμη μικρότερο
    μέγεθος
70        },
71      });
72
73      // Εφαρμογή μεγέθους στους tight εκθέτες
74      document.querySelectorAll(".katex .mord.mtight").forEach((el) => {
75        el.style.fontSize = "1.0em"; // Ρυθμίζει το μέγεθος των tight
    εκθετών
76      });
77    }
78
79    function checkForEndMessage(text) {
80      const normalizedText = text.toLowerCase();
81      if (normalizedText.includes("καλή συνέχεια")) {
82        $("#typing-container").hide();
83        $("#end-container").show(); // Εμφάνιση του end-container
84      }
85    }
86
87    function getChatResponse(incomingChatDiv) {
88      $.ajax({
89        url: "api.php",
90        type: "POST",
91        data: {
92          message: message,
93          username: username,
```

```
94          lesson_id: lesson_id,
95          chat_id: chat_id,
96        },
97        success: function (response) {
98          console.log(response);
99          htmlContent = Convert_Markdown_Maths(response);
100         console.log(htmlContent);
101         incomingChatDiv.find(".chat-details").append(htmlContent);
102
103         renderMath(incomingChatDiv[0]);
104
105         $(".chat-container").scrollTop($(".chat-container")[0].
    scrollHeight);
106
107         checkForEndMessage(response);
108       },
109       error: function () {
110         incomingChatDiv
111         .find(".chat-details")
112         .append(
113         `<p class="error"Ουπς>! Κάτι πήγε στραβά κατά την ανάκτηση
    της απάντησης. Προσπαθήστε ξανά.</p>`
114         );
115       },
116       complete: function () {
117         incomingChatDiv.find(".typing-animation").remove();
118         isSending = false;
119       },
120     });
121   }
122
123   function showTypingAnimation() {
124     const html = `<div class="chat-content">
125     <div class="chat-details">
126     <img src="images/chatbot.png" alt="chatbot-img">
127     <div class="typing-animation">
128     <div class="typing-dot" style="--delay: 0.2s"></div>
129     <div class="typing-dot" style="--delay: 0.3s"></div>
130     <div class="typing-dot" style="--delay: 0.4s"></div>
131     </div>
132     </div>
133     </div>`;
134     const incomingChatDiv = createChatElement(html, "incoming");
135     $(".chat-container").append(incomingChatDiv);
136     $(".chat-container").scrollTop($(".chat-container")[0].
    scrollHeight);
137     getChatResponse(incomingChatDiv);
138   }
139
140   function handleOutgoingChat() {
141     if (isSending) return;
142
143     message = $("#chat-input").val().trim();
144     if (!message) return;
145
146     isSending = true;
147
148     $("#chat-input").val("");
149     const html = `<div class="chat-content">
150     <div class="chat-details">
151     <img src="images/user.png" alt="user-img">
```

```
    <p>${message}</p>
    </div>
    </div>`;

    const outgoingChatDiv = createChatElement(html, "outgoing");
    $(".chat-container").find(".default-text").remove();
    $(".chat-container").append(outgoingChatDiv);
    $(".chat-container").scrollTop($(".chat-container")[0].
   scrollHeight);
    setTimeout(showTypingAnimation, 500);
  }

  $("#send-btn").on("click", handleOutgoingChat);

  $("#chat-input").on("keydown", function (e) {
    if (e.key === "Enter" && !e.shiftKey && window.innerWidth > 800) {
      e.preventDefault();
      handleOutgoingChat();
    }
  });

  $("#start-btn").on("click", function () {
    $(this).parent().hide();
    $("#typing-container").show();
    $("#chat-input").val("γειά σου");
    handleOutgoingChat();
  });

  function loadSavedConversations() {
    $.ajax({
      url: "get_saved_conversations.php",
      type: "GET",
      data: { chat_id: chat_id },
      success: function (data) {
        messages = [];
        if (data.length > 0) {
          $(".chat-container").find(".default-text").remove();
          messages = data.split(/(?=<-User->:|<-Bot->:)/g);
          $("#start-btn-container").hide();
          $("#typing-container").show();
        }
        messages.forEach((message) => {
          const cleanedMessage = message
          .replace(/<-User->:|<-Bot->:/, "")
          .trim();

          if (cleanedMessage.length === 0) return;
          let html;
          let chatDiv;
          if (message.startsWith("<-User->:")) {
            var mg = message.replace("<-User->:", "").trim();

            html = `<div class="chat-content">
            <div class="chat-details">
            <img src="images/user.png" alt="user-img">
            <p>${mg}</p>
            </div>
            </div>`;
            chatDiv = createChatElement(html, "outgoing");
          } else if (message.startsWith("<-Bot->:")) {
            var mg = Convert_Markdown_Maths(
```

```
            message.replace("<-Bot->:", "").trim()
            );
            html = `<div class="chat-content">
            <div class="chat-details">
            <img src="images/chatbot.png" alt="chatbot-img">
            <p>${mg}</p>
            </div>
            </div>`;
            chatDiv = createChatElement(html, "incoming");

            renderMath(chatDiv[0]);

            checkForEndMessage(mg); // Έλεγχος εδώ για το μήνυμα ολοκλήρωσης
          }
          $(".chat-container").append(chatDiv);
        });
      },
      error: function (error) {
        console.error("Error loading saved conversations:", error);
      },
    });
  }

  loadSavedConversations();
});
```

Κώδικας Β'.9: Το αρχείο *script.js*, το οποίο υλοποιεί τη δυναμική διαχείριση της διαλογικής διεπαφής του *PhysicsBot*. Περιλαμβάνει τη δημιουργία μηνυμάτων, την ασύγχρονη αποστολή/λήψη δεδομένων μέσω *AJAX*, την ενσωμάτωση μαθηματικών τύπων με χρήση *KaTeX*, καθώς και τη φόρτωση αποθηκευμένων συνομιλιών

Β'.2.3 Αρχείο chatbot.php *PhysicsBot V1.1*

```
<?php

define('PREPEND_PATH', '../');
$hooks_dir = __DIR__;
include("$hooks_dir/../lib.php");
$username = $_GET['username'];
$lesson_id = $_GET['lesson_id'];
$chat_id = $_GET['chat_id'];

/* grant access to all logged users */
$mi = getMemberInfo();
if (!$mi['username'] || $mi['username'] != $username) {
  echo "Access denied";
  exit;
}

$lesson_title = sqlValue("SELECT `lessons`.`title` FROM `lessons` WHERE `lessons`.`id` = {$lesson_id}", $eo);
$lesson_desc = sqlValue("SELECT `lessons`.`description` FROM `lessons` WHERE `lessons`.`id` = {$lesson_id}", $eo);
?>
<!DOCTYPE html>
<html lang="en">

```

```
23  <head>
24
25  <meta charset="UTF-8">
26  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0
     ">
27  <title>Chatbot</title>
28  <link rel="stylesheet" href="style.css">
29  <link rel="stylesheet" href="https://fonts.googleapis.com/css2?
     family=Material+Symbols+Rounded:opsz,wght,FILL,GRAD@20
     ..48,100..700,0..1,-50..200">
30  <link rel="stylesheet" href="https://cdn.jsdelivr.net/npm/katex@0
     .16.11/dist/katex.min.css">
31  <link href="https://cdn.jsdelivr.net/npm/bootstrap@5.3.0-alpha1/dist
     /css/bootstrap.min.css" rel="stylesheet">
32  <style>
33  #instruction-popup {
34    width: 800px;
35    background-color: #fff;
36    box-shadow: 0 4px 6px rgba(0, 0, 0, 0.1);
37  }
38  </style>
39  <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/bootstrap@5.3.0-alpha1/
     dist/js/bootstrap.bundle.min.js"></script>
40
41  <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/katex@0.16.11/dist/katex.
     min.js"></script>
42  <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/katex@0.16.11/dist/contrib
     /auto-render.min.js"></script>
43
44  </head>
45
46  <body>
47
48  <!-- Chats container -->
49  <div class="chat-container"></div>
50  <div id="instruction-popup" class="toast align-items-center position
     -fixed bottom-0 start-50 translate-middle-x p-3" style="z-index:
     1050;" role="alert" aria-live="assertive" aria-atomic="true">
51  <div class="d-flex">
52  <div class="toast-body">
53  <p class="fw-bold"Καλώς> ήρθατε! Ακολουθήστε αυτές τις οδηγίες για
     να ξεκινήσετε:</p>
54  <ul>
55  <ul>
56  <liΠατήστε> το κουμπί <b>"Ξεκίναμε"</b> για να ξεκινήσει η συζήτηση
     με το PhysicsBot, έναν βοηθό τεχνητής νοημοσύνης που υποστηρίζει
     τη διδασκαλία της φυσικής.</li>
57  <liΜπορείτε> να γράψετε το μήνυμά σας στο πεδίο κειμένου</li>
58  <li><bΣημαντικό>:</b> Δεν αξιολογείστε για τις γνώσεις σας στη
     φυσική. Ο ρόλος σας είναι να αξιολογήσετε το PhysicsBot με βάση
     την ικανότητά του να: <ul>
59  <liΚαθοδηγεί> αποτελεσματικά τους μαθητές.</li>
60  <liΔιατυπώνει> σαφείς και κατανοητές εξηγήσεις.</li>
61  <liΠροσαρμόζει> την καθοδήγησή του ανάλογα με το επίπεδο του
     μαθητή.</li>
62  <liΥποστηρίζει> τη σκέψη και την ανεξαρτησία του μαθητή.</li>
63  </ul>
64  </li>
65  <liΌταν> τελειώσετε, παρακαλούμε συμπληρώστε το <bερωτηματολόγιο>
     αξιολόγησης</b>, όπου θα καταγράψετε την εμπειρία σας από τη χρήση
     του bot. </li>
```

```
66  </ul>
67  </ul>
68  </div>
69  <button type="button" class="btn-close me-2 m-auto" data-bs-dismiss=
      "toast" aria-label="Close"></button>
70  </div>
71  </div>
72
73  <script>
74  document.addEventListener("DOMContentLoaded", function() {
75    // Εύρεση του toast element
76    const popup = document.getElementById("instruction-popup");
77
78    // Δημιουργία του toast με την επιλογή autohide: false
79    const toast = new bootstrap.Toast(popup, {
80      autohide: false
81    });
82
83    // Εμφάνιση του toast
84    toast.show();
85  });
86  </script>
87
88  <!-- Start button -->
89  <div id="start-btn-container" class="start-container">
90  <button id="start-btn" class="start-btn"Ξεκίναμε></button>
91  </div>
92
93  <!-- end msg -->
94  <div id="end-container" class="end-container" style="display: none;"
      >
95  <h3H> συζήτηση έχει ολοκληρωθεί <br>
96  <a href="https://docs.google.com/forms/d/e/1
      FAIpQLScc_i6Hm7n8p9Lq3OS9jU8s_FLtCJJtNkHMuu4-xG8-WSfRAQ/viewform?
      usp=sf_link" target="_blank" style="margin-bottom: 20px;">
97  Παρακαλούμε συμπληρώστε το ερωτηματολόγιο αξιολόγησης
98  </a>
99  </h3>
100 </div>
101
102 <!-- Typing container -->
103 <div id="typing-container" class="typing-container" style="display:
      none;">
104 <div class="typing-content">
105 <div class="typing-textarea">
106 <textarea id="chat-input" spellcheck="false" placeholder="Γράψε εδώ
      το μήνυμά σου" required></textarea>
107 <span id="send-btn" class="material-symbols-rounded">send</span>
108 </div>
109 <div class="typing-controls">
110 <!--<span id="theme-btn" class="material-symbols-rounded">light_mode
      </span>-->
111 <!--<span id="delete-btn" class="material-symbols-rounded">delete</
      span>-->
112 </div>
113 </div>
114 </div>
115
116
117
118 <!-- Load jQuery -->
```

```
<script src="https://code.jquery.com/jquery-3.6.0.min.js"></script>
<!-- Load Remarkable.js -->
<script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/showdown/dist/showdown.min
  .js"></script>

<script type="text/javascript">
var username = "<?php echo $username; ?>";
var lesson_id = "<?php echo $lesson_id; ?>";
var chat_id = "<?php echo $chat_id; ?>";
var title = "<?php echo $lesson_title ?>";
var desc = "<?php echo $lesson_desc ?>";
</script>
<script src="script.js" defer></script>
</body>

</html>
```

Κώδικας Β'.10: Το αρχείο *chatbot.php* αποτελεί το κύριο frontend του *PhysicsBot* και υλοποιεί τη φόρτωση του περιβάλλοντος χρήστη, την ενσωμάτωση οδηγιών χρήσης, την έναρξη της αλληλεπίδρασης με το μοντέλο, και τη σύνδεση με τα αντίστοιχα δεδομένα του μαθήματος. Περιλαμβάνει PHP αρχικοποίηση και HTML κώδικα διεπαφής, με χρήση CSS και JavaScript βιβλιοθηκών (Bootstrap, KaTeX, Showdown).

Β'.2.4 Αρχείο api.php *PhysicsBot V1.2*

```
<?php
ini_set('display_errors', 1);
ini_set('display_startup_errors', 1);
error_reporting(E_ALL);

// Ορισμός σταθερών και εισαγωγή απαραίτητων βιβλιοθηκών
define('PREPEND_PATH', '../');
$hooks_dir = __DIR__;
include("$hooks_dir/../lib.php");

// Έλεγχος αν ο χρήστης είναι συνδεδεμένος
checkUserAuthentication();

$openai_api_key = 'API_KEY';

if ($_SERVER['REQUEST_METHOD'] === 'POST') {
  // Λήψη δεδομένων από το αίτημα POST
  $userMessage = $_POST['message'];
  $lesson_id = $_POST['lesson_id'];
  $chat_id = $_POST['chat_id'];

  // Λήψη παραμέτρων από τη βάση δεδομένων
  $openAIParams = getOpenAIParameters($lesson_id);
  $parsedInstructions = $openAIParams['parsedInstructions'];

  // Φόρτωση της προηγούμενης συζήτησης
  $previousConversation = loadPreviousConversation($chat_id);

  // Λήψη του τρέχοντος ρόλου από την προηγούμενη συζήτηση
  $currentRole = getCurrentRole($previousConversation);
  //error_log("currentRole: " . $currentRole);
  $currentRole = removeRoleKeywords($currentRole);
```

```
33
34      // Δημιουργία του roleContent βάσει του τρέχοντος ρόλου
35      $roleContent = $parsedInstructions['general'] . "\n" .
        $parsedInstructions[$currentRole] . "\n" . $openAIParams['lesson'];
36      //error_log("roleContent: " . $roleContent);
37      // Δημιουργία του array μηνυμάτων για το API
38      $messages = buildMessagesArray($roleContent, $previousConversation
        , $userMessage);
39
40      // Κλήση του OpenAI API
41      $botResponse = callOpenAIAPI(
42      $openAIParams['model'],
43      $messages,
44      $openAIParams['max_tokens'],
45      $openAIParams['temperature'],
46      $openAIParams['presence_penalty'],
47      $openAIParams['frequency_penalty'],
48      $openai_api_key
49      );
50
51      // Έλεγχος για αλλαγή ρόλου πριν την ενημέρωση της συζήτησης
52      $change_roleContent = "\n Τρέχον ρόλος: " . $currentRole . " \n" .
         $parsedInstructions['change'] . "\n" . $openAIParams['lesson'] .
        "\n Ακολουθεί η συζήτηση για ανάλυση: <-User-> είναι ο μαθητής, <-
        Bot-> είσαι εσύ \n" . $previousConversation . "Τελος---
        Συζήτησης---";
54      //$messages_change_role = buildMessagesArray($change_roleContent,
        $previousConversation, $userMessage, $botResponse);
55      $messages_change_role = buildMessagesArray($change_roleContent,
        null, $userMessage, $botResponse);
56
57
58      // Κλήση του OpenAI API για έλεγχο αλλαγής ρόλου
59      $newRoleResponse = callOpenAIAPI(
60      $openAIParams['model'],
61      $messages_change_role,
62      $openAIParams['max_tokens'],
63      $openAIParams['temperature'],
64      $openAIParams['presence_penalty'],
65      $openAIParams['frequency_penalty'],
66      $openai_api_key
67      );
68
69      // Εξαγωγή του νέου ρόλου
70      error_log("newRoleResponse: " . $newRoleResponse);
71      $newRole = extractRole($newRoleResponse, $parsedInstructions);
72
73      // Αν δεν επιστραφεί έγκυρος νέος ρόλος, διατηρούμε τον τρέχοντα
74      if ($newRole === null) {
75        $newRole = $currentRole;
76      }
77
78      // Ενημέρωση της συζήτησης στη βάση δεδομένων με τον νέο ρόλο
79      updateConversation($chat_id, $previousConversation, $userMessage,
        $botResponse, $newRole);
80
81      // Έλεγχος αν η συζήτηση έχει ολοκληρωθεί
82      maybeMarkChatCompleted($chat_id, $botResponse);
83
84      // Επιστροφή της απόκρισης στον χρήστη
85      echo $botResponse;
```

```
86  }
87
88  /**
89  * Ελέγχει αν ο χρήστης είναι συνδεδεμένος. Αν όχι, εμφανίζει μήνυμα
     "Access denied" και τερματίζει το script.
90  */
91  function checkUserAuthentication()
92  {
93    $mi = getMemberInfo();
94    if (!$mi['username'] || $mi['username'] == 'guest') {
95      echo "Access denied";
96      exit;
97    }
98  }
99
100 /**
101 * Λαμβάνει τις απαραίτητες παραμέτρους για το OpenAI API από τη
     βάση δεδομένων, βάσει του lesson_id.
102 *
103 * @param int $lesson_id Το ID του μαθήματος.
104 * @return array Πίνακας με τις παραμέτρους του OpenAI.
105 */
106 function getOpenAIParameters($lesson_id)
107 {
108   global $eo;
109   $method_id = sqlValue("SELECT `method_id` FROM `lessons` WHERE `id
    ` = {$lesson_id}", $eo);
110   $model_id = sqlValue("SELECT `model_id` FROM `lessons` WHERE `id`
    = {$lesson_id}", $eo);
111   $model = sqlValue("SELECT `model` FROM `models` WHERE `id` = {
    $model_id}", $eo);
112   $max_tokens = (int) sqlValue("SELECT `max_tokens` FROM `models`
    WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
113   $temperature = (float) sqlValue("SELECT `temperature` FROM `models
    ` WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
114   $presence_penalty = (float) sqlValue("SELECT `presence_penalty`
    FROM `models` WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
115   $frequency_penalty = (float) sqlValue("SELECT `frequency_penalty`
    FROM `models` WHERE `id` = {$model_id}", $eo);
116   $instractions = sqlValue("SELECT `instractions` FROM `methods`
    WHERE `id` = {$method_id}", $eo);
117   $lesson = sqlValue("SELECT `lesson` FROM `lessons` WHERE `id` = {
    $lesson_id}", $eo);
118
119   // Ανάλυση των οδηγιών για εξαγωγή των tags
120   $parsedInstructions = parseInstructions($instractions);
121
122   return [
123   'model' => $model,
124   'max_tokens' => $max_tokens,
125   'temperature' => $temperature,
126   'presence_penalty' => $presence_penalty,
127   'frequency_penalty' => $frequency_penalty,
128   'parsedInstructions' => $parsedInstructions,
129   'lesson' => $lesson
130   ];
131 }
132
133 /**
134 * Αναλύει τις οδηγίες και επιστρέφει ένα associative array με τα
     tags και το περιεχόμενό τους.
```

```
135   *
136   * @param string $instractions Οι οδηγίες σε μορφή κειμένου με tags.
137   * @return array Πίνακας με τα tags και το περιεχόμενό τους.
138   */
139   function parseInstructions($instractions)
140   {
141     $pattern = '/<(\w+)>(.*?)<\/\1>/s';
142     preg_match_all($pattern, $instractions, $matches, PREG_SET_ORDER);
143     $parsed = [];
144     foreach ($matches as $match) {
145       $tag = $match[1];
146       $content = $match[2];
147       $parsed[$tag] = $content;
148     }
149     return $parsed;
150   }
151
152   /**
153   * Φορτώνει την προηγούμενη συζήτηση από τη βάση δεδομένων, βάσει
       του chat_id.
154   *
155   * @param int $chat_id Το ID της συνομιλίας.
156   * @return string Το περιεχόμενο της προηγούμενης συζήτησης.
157   */
158   function loadPreviousConversation($chat_id)
159   {
160     global $eo;
161     $previousConversation = sqlValue("SELECT `chat` FROM `chats` WHERE
        `id` = {$chat_id}", $eo);
162     return $previousConversation ?: "";
163   }
164
165   /**
166   * Εξάγει τον τρέχοντα ρόλο από την προηγούμενη συζήτηση.
167   *
168   * @param string $conversation Η προηγούμενη συζήτηση.
169   * @return string Ο τρέχων ρόλος πχ(.. 'role1').
170   */
171   function getCurrentRole($conversation)
172   {
173     // Νέο μοτίβο για τον εντοπισμό ρόλων της μορφής -role1-, -role2-,
        κλπ..
174     $pattern = '/-role(\d+)-/';
175     if (preg_match_all($pattern, $conversation, $matches)) {
176       // Επιστρέφει τον τελευταίο ρόλο που βρέθηκε
177       return 'role' . end($matches[1]);
178     }
179     // Επιστρέφει τον default ρόλο αν δεν βρεθεί κανένας
180     return 'role1';
181   }
182
183
184   /**
185   * Κατασκευάζει το array των μηνυμάτων που θα σταλούν στο OpenAI API.
186   *
187   * @param string $roleContent Το αρχικό μήνυμα συστήματος.
188   * @param string $previousConversation Η προηγούμενη συζήτηση.
189   * @param string $userMessage Το νέο μήνυμα του χρήστη.
190   * @param string|null $botResponse Η απόκριση του bot προαιρετική().
191   * @return array Το array των μηνυμάτων.
192   */
```

```
193  function buildMessagesArray($roleContent, $previousConversation,
      $userMessage, $botResponse = null)
194  {
195    $messages = [
196    ['role' => 'system', 'content' => $roleContent]
197    ];
198
199    if ($previousConversation) {
200      $parsedConversation = parseConversation($previousConversation);
201      $messages = array_merge($messages, $parsedConversation);
202    }
203
204    // Προσθήκη του νέου μηνύματος του χρήστη
205    $messages[] = ['role' => 'user', 'content' => $userMessage];
206
207    // Αν υπάρχει απόκριση του bot, την προσθέτουμε
208    if ($botResponse !== null) {
209      $messages[] = ['role' => 'assistant', 'content' => $botResponse
      ];
210    }
211
212    return $messages;
213  }
214
215  /**
216  * Αναλύει την προηγούμενη συζήτηση και την μετατρέπει σε array
      μηνυμάτων.
217  *
218  * @param string $conversation Η προηγούμενη συζήτηση σε μορφή
      κειμένου.
219  * @return array Το array των μηνυμάτων.
220  */
221  function parseConversation($conversation)
222  {
223    $messages = [];
224    $pattern = '/<-(.*?)->:\s*(.*?)(?=(<-.*?->:)|$)/s';
225    preg_match_all($pattern, $conversation, $matches, PREG_SET_ORDER);
226
227    foreach ($matches as $match) {
228      $roleTag = trim($match[1]);
229      $content = trim($match[2]);
230
231      if ($roleTag == 'User') {
232        $role = 'user';
233      } elseif ($roleTag == 'Bot') {
234        $role = 'assistant';
235      } else {
236        continue;
237      }
238
239      $messages[] = ['role' => $role, 'content' => $content];
240    }
241
242    return $messages;
243  }
244
245  /**
246  * Κάνει κλήση στο OpenAI API και επιστρέφει την απόκριση του bot.
247  *
248  * @param string $model Το μοντέλο που θα χρησιμοποιηθεί.
249  * @param array $messages Τα μηνύματα που θα σταλούν στο API.
```

```
250   * @param int $max_tokens Ο μέγιστος αριθμός tokens.
251   * @param float $temperature Η θερμοκρασία για την απόκριση.
252   * @param float $presence_penalty Το presence penalty.
253   * @param float $frequency_penalty Το frequency penalty.
254   * @param string $api_key Το API κλειδί για το OpenAI.
255   * @return string Η απόκριση του bot.
256   */
257   function callOpenAIAPI($model, $messages, $max_tokens, $temperature,
        $presence_penalty, $frequency_penalty, $api_key)
258   {
259     // Δημιουργία cURL session
260     $ch = curl_init();
261
262     // Ρυθμίσεις cURL
263     curl_setopt($ch, CURLOPT_URL, 'https://api.openai.com/v1/chat/
      completions');
264     curl_setopt($ch, CURLOPT_RETURNTRANSFER, true);
265     curl_setopt($ch, CURLOPT_POST, true);
266     curl_setopt($ch, CURLOPT_HTTPHEADER, [
267     'Authorization: Bearer ' . $api_key,
268     'Content-Type: application/json',
269     ]);
270     curl_setopt($ch, CURLOPT_SSL_VERIFYPEER, false);
271     curl_setopt($ch, CURLOPT_SSL_VERIFYHOST, false);
272
273     // Δημιουργία του payload
274     $postData = json_encode([
275     'model' => $model,
276     'messages' => $messages,
277     'max_tokens' => $max_tokens,
278     'temperature' => $temperature,
279     'presence_penalty' => $presence_penalty,
280     'frequency_penalty' => $frequency_penalty
281     ], JSON_UNESCAPED_UNICODE);
282
283     // Έλεγχος για σφάλματα κατά την κωδικοποίηση JSON
284     if ($postData === false) {
285       error_log("JSON encoding error: " . json_last_error_msg());
286       echo "JSON encoding error: " . json_last_error_msg();
287       exit;
288     }
289
290     curl_setopt($ch, CURLOPT_POSTFIELDS, $postData);
291
292     // Εκτέλεση του αιτήματος και λήψη της απόκρισης
293     $response = curl_exec($ch);
294
295     // Έλεγχος για σφάλματα cURL
296     if (curl_errno($ch)) {
297       error_log("cURL error: " . curl_error($ch));
298       curl_close($ch);
299       exit;
300     }
301
302     curl_close($ch);
303
304     // Ανάλυση της απόκρισης
305     $responseArray = json_decode($response, true);
306     if (json_last_error() !== JSON_ERROR_NONE) {
307       error_log("JSON decode error: " . json_last_error_msg());
308       exit;
```

```
309     }
310     $response = removeRoleKeywords($responseArray['choices'][0]['
        message']['content']);
311     //error_log("response: " . $response);
312     return $response;
313   }
314
315   /**
316   * Εξάγει τον νέο ρόλο από την απόκριση του API.
317   *
318   * @param string $newRoleResponse Η απόκριση του API για τον νέο
        ρόλο.
319   * @param array $parsedInstructions Ο πίνακας των οδηγιών με τα tags.
320   * @return string|null Ο νέος ρόλος ή null αν δεν βρεθεί έγκυρος
        ρόλος.
321   */
322   function extractRole($newRoleResponse, $parsedInstructions)
323   {
324     $newRole = trim($newRoleResponse);
325     // Έλεγχος αν ο νέος ρόλος υπάρχει στις οδηγίες
326     if (array_key_exists($newRole, $parsedInstructions)) {
327       return $newRole;
328     }
329     // Αν δεν υπάρχει, επιστρέφουμε null
330     return null;
331   }
332
333   /**
334   * Ενημερώνει τη συζήτηση στη βάση δεδομένων με το νέο μήνυμα του
        χρήστη και την απόκριση του bot.
335   *
336   * @param int $chat_id Το ID της συνομιλίας.
337   * @param string $previousConversation Η προηγούμενη συζήτηση.
338   * @param string $userMessage Το νέο μήνυμα του χρήστη.
339   * @param string $botResponse Η απόκριση του bot.
340   * @param string $currentRole Ο τρέχων ρόλος.
341   */
342   function updateConversation($chat_id, $previousConversation,
        $userMessage, $botResponse, $currentRole)
343   {
344     global $eo;
345     $newConversation = $previousConversation . "\n<-User->: " .
        $userMessage . "\n<-Bot->: " . $botResponse . "  -" . $currentRole
        . "-";
346     $query = "UPDATE `chats` SET `chat` = '" . addslashes(
        $newConversation) . "' WHERE `id` = {$chat_id}";
347     sql($query, $eo);
348   }
349
350   /**
351   * Ελέγχει αν η συζήτηση έχει ολοκληρωθεί βάσει συγκεκριμένων
        κριτηρίων και ενημερώνει τη βάση δεδομένων.
352   *
353   * @param int $chat_id Το ID της συνομιλίας.
354   * @param string $botResponse Η απόκριση του bot.
355   */
356   function maybeMarkChatCompleted($chat_id, $botResponse)
357   {
358     global $eo;
359     // Αν η απόκριση περιέχει τη φράση Καλή' συνέχεια', θεωρούμε ότι
        η συζήτηση έχει ολοκληρωθεί
```

```
    if (stripos($botResponse, 'Καλή συνέχεια') !== false) {
      $updateQuery = "UPDATE `chats` SET `is_completed` = 1 WHERE `id`
    = {$chat_id}";
      sql($updateQuery, $eo);
    }
  }

  /**
  * Αφαιρεί όλες τις εμφανίσεις των ρόλων της μορφής -role1-, -role2-,
     κλπ.., από το $conversation.
  *
  * @param string $conversation Η προηγούμενη συζήτηση.
  * @return string Το περιεχόμενο του $conversation χωρίς τις
   λέξειςκλειδιά- των ρόλων.
  */
  function removeRoleKeywords($conversation)
  {
    // Ορισμός του μοτίβου για την εύρεση των ρόλων της μορφής -role1
   -, -role2-, κλπ..
    $pattern = '/-role\d+-/';

    // Αντικαθιστούμε όλες τις εμφανίσεις των ρόλων με κενό κείμενο
    $cleanedConversation = preg_replace($pattern, '', $conversation);

    return $cleanedConversation;
  }
```

Κώδικας Β′.11: Ο παρακάτω κώδικας περιλαμβάνει την πλήρη υλοποίηση του μηχανισμού δυναμικής διαχείρισης ρόλων του *PhysicsBot V1.2*.

Β′.2.5 Κώδικα για Πλήθος Μηνυμάτων ανά Συνεδρία

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Στατιστική ανάλυση πλήθους αλληλεπιδράσεων (turns) ανά συνεδρία.

• Winsorization (-P05P95)
• Ιστογράμματα 2×2 ανά( μάθημα)
• Bar (  Τυπικήmean± Απόκλιση) + Θηκόγραμμα:
– ανά μάθημα
– ανά έκδοση (V1.1, V1.2)
• Έλεγχος υπόθεσης: V1.2 > V1.1 (-MannWhitney U, μονόπλευρο)
"""

from __future__ import annotations
import json, re
from pathlib import Path
from collections import defaultdict
from statistics import mean, median, stdev
from typing import List, Dict
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Προαιρετικά: έλεγχος υπόθεσης
try:
from scipy.stats import mannwhitneyu
SCIPY_OK = True
```

```
except ImportError:
SCIPY_OK = False

# ---------- Ρυθμίσεις ---------- #
LESSON_FILES: Dict[str, str] = {
  "V1.1 Νόμος του Ωμ":                 r"data\Ohm1_1.json",
  "V1.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός":   r"data\light1_1.json",
  "V1.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός":   r"data\light1_2.json",
  "V1.2 Ατομικός Πυρήνας":             r"data\nucleus1_2.json"
}
OUTPUT_DIR = Path("figs")
OUTPUT_DIR.mkdir(exist_ok=True)

USER_TAG, BOT_TAG = "<-User->", "<-Bot->"

# ---------- Βοηθητικές ---------- #
def load_sessions(path: str | Path) -> List[str]:
with open(path, "r", encoding="utf-8") as f:
return [rec["chat"] for rec in json.load(f)]

def count_turns(chat_raw: str) -> int:
return min(chat_raw.count(USER_TAG), chat_raw.count(BOT_TAG))

def compute_stats(lengths: List[int]) -> Dict[str, float]:
p05 = int(np.percentile(lengths, 5, method="nearest"))
p95 = int(np.percentile(lengths, 95, method="nearest"))
w   = [min(max(int(x), p05), p95) for x in lengths]

μ = mean(w); σ = stdev(w) if len(w) > 1 else 0
return dict(N=len(w), meanμ=, stdσ=,
min=min(w), max=max(w),
median=median(w), cvσμ=/ if μ else 0)

def extract_version(lesson: str) -> str:
return lesson.split()[0]   # 'V1.1' ή 'V1.2'

# ---------- Αναφορά ---------- #
def print_report(lesson_stats, version_stats, overall_stats):
line = "−"*88
print(line)
print("Ανά μάθημα:")
for les, s in lesson_stats.items():
print(f"{les:40} | μ={s['mean']:.2f} σ={s['std']:.2f} CV={s['cv']:.2
  f} "
f"(min={s['min']}, max={s['max']}, N={s['N']})")
print(line)
print("Σύνολα ανά έκδοση:")
for ver, s in version_stats.items():
print(f"{ver:10} | μ={s['mean']:.2f} σ={s['std']:.2f} CV={s['cv']:.2
  f} "
f"(min={s['min']}, max={s['max']}, N={s['N']})")
print(line)
s = overall_stats
print(f"ΣΥΝΟΛΟ ΟΛΩΝ: μ={s['mean']:.2f} σ={s['std']:.2f} CV={s['cv
  ']:.2f} "
f"(min={s['min']}, max={s['max']}, N={s['N']})")
print(line)

# ---------- Γραφήματα ---------- #
def plot_histograms_grid(lengths_by_lesson):
fig, axs = plt.subplots(2, 2, figsize=(10, 7))
```

```
  axs = axs.flat
  for ax, (les, arr) in zip(axs, lengths_by_lesson.items()):
  ax.hist(arr, bins="auto", edgecolor="black", linewidth=0.4, alpha
   =0.8)
  ax.set_title(les, fontsize=10)
  ax.set_xlabel("Πλήθος στροφών")
  ax.set_ylabel("Συχνότητα")
  ax.grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)
  fig.suptitle("Ιστογράμματα ανά μάθημα")
  fig.tight_layout(rect=[0,0,1,0.96])
  fig.savefig(OUTPUT_DIR / "hist_grid_lessons.png", dpi=300)
  plt.close(fig)

  def bars_boxplot_combo(means, stds, labels, data, fname,
   title_suffix):
  fig, axs = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 5))

  # Bar
  x = np.arange(len(labels))
  axs[0].bar(x, means, yerr=stds, capsize=5)
  axs[0].set_xticks(x); axs[0].set_xticklabels(labels, rotation=15, ha
   ="right")
  axs[0].set_ylabel("Μέσος αριθμός στροφών")
  axs[0].set_title(f"Μέσος ± Τυπική Απόκλιση ({title_suffix})")
  axs[0].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)

  # Boxplot θηκόγραμμα()
  axs[1].boxplot(data, labels=labels, showmeans=True)
  axs[1].set_ylabel("Πλήθος στροφών")
  axs[1].set_title(f"Θηκόγραμμα ({title_suffix})")
  axs[1].tick_params(axis="x", rotation=15)
  axs[1].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)

  fig.tight_layout()
  fig.savefig(OUTPUT_DIR / fname, dpi=300)
  plt.close(fig)

  # ---------- Έλεγχος υπόθεσης V1.2 > V1.1 ---------- #
  def hypothesis_test(len_v11, len_v12):
  print("\Υπόθεση\n ₁H: «Η έκδοση 1.2 έχει περισσότερες στροφές από
   την 1.1»")
  if not SCIPY_OK:
  print("  Για( τον έλεγχο -MannWhitney χρειάζεται scipy ·
   εγκατάσταση: pip install scipy)")
  return
  u, p = mannwhitneyu(len_v12, len_v11, alternative="greater")
  print(f"  -MannWhitney U = {u:.2f}, -pvalue = {p:.4f}")
  if p < 0.05:
  print("  → Απορρίπτουμε ₀H · στατιστικά σημαντική μεγαλύτερη
   εμπλοκή στην V1.2")
  else:
  print("  → Δεν απορρίπτουμε ₀H · η διαφορά δεν είναι στατιστικά
   σημαντική")

  # ---------- main ---------- #
  def main():
  # --- Συλλογή ανά μάθημα
  lengths_lesson = {
    lesson: [count_turns(chat) for chat in load_sessions(path)]
    for lesson, path in LESSON_FILES.items()
  }
```

```
139
140 # --- Συλλογή ανά έκδοση
141 lengths_version = defaultdict(list)
142 for les, arr in lengths_lesson.items():
143 lengths_version[extract_version(les)].extend(arr)
144
145 # --- Στατιστικά
146 stats_lesson  = {l: compute_stats(a) for l, a in lengths_lesson.
     items()}
147 stats_version = {v: compute_stats(a) for v, a in lengths_version.
     items()}
148 overall_lengths = [x for a in lengths_version.values() for x in a]
149 stats_overall  = compute_stats(overall_lengths)
150
151 # --- Αναφορά
152 print_report(stats_lesson, stats_version, stats_overall)
153
154 # --- Γραφήματα
155 plot_histograms_grid(lengths_lesson)
156
157 bars_boxplot_combo(
158 means=[stats_lesson[l]["mean"] for l in stats_lesson],
159 stds=[stats_lesson[l]["std"]  for l in stats_lesson],
160 labels=list(stats_lesson.keys()),
161 data=[lengths_lesson[l] for l in stats_lesson],
162 fname="bars_boxplot_lessons.png",
163 title_suffix="ανά μάθημα"
164 )
165
166 bars_boxplot_combo(
167 means=[stats_version[v]["mean"] for v in stats_version],
168 stds=[stats_version[v]["std"]  for v in stats_version],
169 labels=list(stats_version.keys()),
170 data=[lengths_version[v] for v in stats_version],
171 fname="bars_boxplot_versions.png",
172 title_suffix="ανά έκδοση"
173 )
174
175 # --- Έλεγχος υπόθεσης (V1.2 > V1.1)
176 if "V1.1" in lengths_version and "V1.2" in lengths_version:
177 hypothesis_test(lengths_version["V1.1"], lengths_version["V1.2"])
178
179 if __name__ == "__main__":
180 main()
181
```

Κώδικας Β′.12: Κώδικας *Python* για τη στατιστική ανάλυση του πλήθους αλληλεπιδράσεων (*turns*) ανά συνεδρία στο *PhysicsBot*. Ο αλγόριθμος υπολογίζει βασικά στατιστικά μεγέθη (μέσο, τυπική απόκλιση, CV, κ.ά.) ανά μάθημα και έκδοση, εφαρμόζει *winsorization* (P05–P95), και παράγει διαγράμματα (ιστογράμματα, ράβδους, θηκογράμματα). Περιλαμβάνει επίσης μονόπλευρο έλεγχο υπόθεσης *Mann–Whitney U* για τη σύγκριση της εμπλοκής μεταξύ εκδόσεων V1.1 και V1.2.

Β′.2.6 Κώδικα για Έκταση Μηνυμάτων

```
1 #!/usr/bin/env python3
```

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Ανάλυση έκτασης μηνυμάτων χαρακτήρες() -UserBot, ανά συνεδρία:

• Στατιστικά χαρακτήρων      μ( ± σ, median, -minmax)
• Στατιστικά ποσοστού (%)    User = 100·U/(U+B), Bot = -100User
– ο υπολογισμός γίνεται ανά* συνεδρία* πριν ληφθεί ο μέσος & TA
• Αποτελέσματα:
– ανά μάθημα
– συνολικά ανά έκδοση (V1.1, V1.2)
– συνολικό σύνολο
• Γραφήματα: ιστογράμματα, boxplot, barplot,
"""

from __future__ import annotations
import json, re
from pathlib import Path
from statistics import mean, median, stdev
from typing import Dict, List
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# για τον έλεγχο υπόθεσης
try:
from scipy.stats import mannwhitneyu
SCIPY_OK = True
except ImportError:
SCIPY_OK = False

# ---------- Αρχεία ---------- #
LESSON_FILES: Dict[str, str] = {
  "V1.1 Νόμος του Ωμ":               r"data\Ohm1_1.json",
  "V1.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός": r"data\light1_1.json",
  "V1.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός": r"data\light1_2.json",
  "V1.2 Ατομικός Πυρήνας":           r"data\nucleus1_2.json",
}
OUT = Path("figs2"); OUT.mkdir(exist_ok=True)

# ---------- Regex για tags ---------- #
PATTERN = re.compile(r"<-(User|Bot)->:\s*(.*?)\s*(?=(?:<-User->:|<-
  Bot->:|$))",
re.DOTALL)

def load_sessions(p: str | Path) -> List[str]:
with open(p, encoding="utf-8") as f:
return [rec["chat"] for rec in json.load(f)]

def char_counts_session(raw: str) -> tuple[int, int]:
u = b = 0
for role, msg in PATTERN.findall(raw):
l = len(msg.strip())
u += l if role == "User" else 0
b += l if role == "Bot"  else 0
return u, b

def stats_winsor(lst: List[int]) -> dict[str, float]:
"""Winsorization -P05P95 πριν από τον υπολογισμό στατιστικών
  χαρακτήρων"""
if len(lst) < 3:
w = lst
else:
```

```
    p05 = int(np.percentile(lst, 5,  method="nearest"))
    p95 = int(np.percentile(lst, 95, method="nearest"))
    w = [min(max(int(x), p05), p95) for x in lst]

    μ = mean(w); σ = stdev(w) if len(w) > 1 else 0
    return dict(N=len(w), meanμ=, stdσ=,
    median=median(w), min=min(w), max=max(w))


    def version(name: str) -> str:  # "V1.1" ή "V1.2"
    return name.split()[0]

    # ---------- Αναφορά ---------- #
    def fmtμ(, σ): return f"μ{:.1f}±σ{:.1f}"

    def print_report(char_stats_U, char_stats_B, pct_stats_U,
     pct_stats_B,
    ver_char_U, ver_char_B, ver_pct_U, ver_pct_B,
    overall_char_U, overall_char_B,
    overall_pct_U,  overall_pct_B):
    line = "−"*110
    print(line)
    print("ΧΑΡΑΚΤΗΡΕΣ μ( ± σ):")
    print(f"ΜάθημαΈκδοση{'/':40} | User      | Bot")
    print(line)
    for les in char_stats_U:
    print(f"{les:40} | {fmt(char_stats_U[les]['mean'],char_stats_U[les
     ]['std']):>10} "
    f"| {fmt(char_stats_B[les]['mean'],char_stats_B[les]['std']):>10}")
    print(line)
    for v in ver_char_U:
    print(f"Σύνολο {v:34} | {fmt(ver_char_U[v]['mean'],ver_char_U[v]['
     std']):>10} "
    f"| {fmt(ver_char_B[v]['mean'],ver_char_B[v]['std']):>10}")
    print(line)
    print(f"ΣΥΝΟΛΟ ΟΛΩΝ{' ':31} | {fmt(overall_char_U['mean'],
     overall_char_U['std']):>10} "
    f"| {fmt(overall_char_B['mean'],overall_char_B['std']):>10}")

    # --- ποσοστά
    print("\ΠΟΣΟΣΤΑn (%) μ( ± σ):")
    print(f"ΜάθημαΈκδοση{'/':40} | User%     | Bot%")
    print(line)
    for les in pct_stats_U:
    print(f"{les:40} | {fmt(pct_stats_U[les]['mean'],pct_stats_U[les]['
     std']):>10} "
    f"| {fmt(pct_stats_B[les]['mean'],pct_stats_B[les]['std']):>10}")
    print(line)
    for v in ver_pct_U:
    print(f"Σύνολο {v:34} | {fmt(ver_pct_U[v]['mean'],ver_pct_U[v]['std
     ']):>10} "
    f"| {fmt(ver_pct_B[v]['mean'],ver_pct_B[v]['std']):>10}")
    print(line)
    print(f"ΣΥΝΟΛΟ ΟΛΩΝ{' ':31} | {fmt(overall_pct_U['mean'],
     overall_pct_U['std']):>10} "
    f"| {fmt(overall_pct_B['mean'],overall_pct_B['std']):>10}")
    print(line)

    def hypothesis_pct_user(v11_list: List[float], v12_list: List[float
     ]) -> None:
    """
```

```
    Έλεγχος ₁H: Το ποσοστό κειμένου User είναι μεγαλύτερο στην V1.2.
    """
    if not SCIPY_OK:
    print("\nΓια( τον έλεγχο -MannWhitney απαιτείται scipy — εγκατάσταση: pip install scipy)")
    return
    u, p = mannwhitneyu(v12_list, v11_list, alternative="greater")
    print("\Υπόθεση₁H: «Το ποσοστό έκτασης κειμένου User είναι μεγαλύτερο στην V1.2»")
    print(f"  -MannWhitney U = {u:.2f},  -pvalue = {p:.4f}")
    if p < 0.05:
    print("  → Απορρίπτουμε ₀H · στατιστικά σημαντικά μεγαλύτερο ποσοστό στην V1.2")
    else:
    print("  → Δεν απορρίπτουμε ₀H · η διαφορά δεν είναι στατιστικά σημαντική")


    # ---------- ΝΕΑ G R A P H S  ΓΙΑ  ΧΑΡΑΚΤΗΡΕΣ USER ---------- #
    def chars_hist_grid(data_by_lesson: Dict[str, List[int]]):
    fig, axs = plt.subplots(2, 2, figsize=(10, 7)); axs = axs.flat
    for ax, (les, vec) in zip(axs, data_by_lesson.items()):
    ax.hist(vec, bins="auto", edgecolor="black", linewidth=0.4, alpha=0.8)
    ax.set_title(les, fontsize=10)
    ax.set_xlabel("Χαρακτήρες Χρήστης()")
    ax.set_ylabel("Συχνότητα")
    ax.grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)
    fig.suptitle("Ιστογράμματα χαρακτήρων του χρήστη ανά μάθημα")
    fig.tight_layout(rect=[0,0,1,0.96])
    fig.savefig(OUT / "chars_hist_grid_lessons.png", dpi=300)
    plt.close(fig)


    def chars_bars_boxplot_combo(stats_dict: Dict[str, dict],
    data_dict: Dict[str, List[int]],
    fname: str, title_suffix: str):
    labels = list(stats_dict.keys())
    means  = [stats_dict[l]["mean"] for l in labels]
    stds   = [stats_dict[l]["std"]  for l in labels]
    data   = [data_dict[l]          for l in labels]

    fig, axs = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 5))

    # bar
    x = np.arange(len(labels))
    axs[0].bar(x, means, yerr=stds, capsize=5)
    axs[0].set_xticks(x); axs[0].set_xticklabels(labels, rotation=15, ha="right")
    axs[0].set_ylabel("Χαρακτήρες χρήστη() ανά συνεδρία")
    axs[0].set_title(f"Μέσος ± Τυπική Απόκλιση ({title_suffix})")
    axs[0].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)

    # box
    axs[1].boxplot(data, labels=labels, showmeans=True)
    axs[1].set_ylabel("Χαρακτήρες χρήστη() ανά συνεδρία")
    axs[1].set_title(f"Θηκόγραμμα ({title_suffix})")
    axs[1].tick_params(axis="x", rotation=15)
    axs[1].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)

    fig.tight_layout()
```

```
169  fig.savefig(OUT / fname, dpi=300)
170  plt.close(fig)
171
172  # ---------- generic Bar + Boxplot helper για( turns, ποσοστά κλπ..)
       ---------- #
173  def bars_boxplot_combo(means, stds, labels, data,
174  fname: str, metric: str, title_suffix: str):
175  """
176  Δημιουργεί εικόνα 1×2:
177  • Bar (mean ± std)
178  • Boxplot θηκόγραμμα(, showmeans=True)
179
180  means, stds, data πρέπει να αντιστοιχούν στα labels με ίδια σειρά.
181  """
182  fig, axs = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 5))
183
184  # --- Bar με error bars
185  x = np.arange(len(labels))
186  axs[0].bar(x, means, yerr=stds, capsize=5)
187  axs[0].set_xticks(x)
188  axs[0].set_xticklabels(labels, rotation=15, ha="right")
189  axs[0].set_ylabel(metric)
190  axs[0].set_title(f"Μέσος ± Τυπική Απόκλιση ({title_suffix})")
191  axs[0].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)
192
193  # --- Boxplot / Θηκόγραμμα
194  axs[1].boxplot(data, labels=labels, showmeans=True)
195  axs[1].set_ylabel(metric)
196  axs[1].set_title(f"Θηκόγραμμα ({title_suffix})")
197  axs[1].tick_params(axis="x", rotation=15)
198  axs[1].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)
199
200  fig.tight_layout()
201  fig.savefig(OUT / fname, dpi=300)
202  plt.close(fig)
203
204  # ---------- main ---------- #
205  def main():
206  pairs_lesson: dict[str, List[tuple[int,int]]] = {}
207  pairs_version: dict[str, List[tuple[int,int]]] = {"V1.1":[], "V1.2"
       :[]}
208
209  # --- φόρτωση
210  for les, path in LESSON_FILES.items():
211  pairs = [char_counts_session(s) for s in load_sessions(path)]
212  pairs_lesson[les] = pairs
213  pairs_version[version(les)].extend(pairs)
214
215  # ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΩΝ (winsorized)
216  char_U = {k: stats_winsor([u for u, _ in v]) for k, v in
       pairs_lesson.items()}
217  char_B = {k: stats_winsor([b for _, b in v]) for k, v in
       pairs_lesson.items()}
218
219  ver_char_U = {v: stats_winsor([u for (u, _) in lst]) for v, lst in
       pairs_version.items()}
220  ver_char_B = {v: stats_winsor([b for (_, b) in lst]) for v, lst in
       pairs_version.items()}
221
222  overall_char_U = stats_winsor([u for lst in pairs_version.values()
       for (u, _) in lst])
```

```
223 overall_char_B = stats_winsor([b for lst in pairs_version.values()
      for (_, b) in lst])
224
225
226 # ========== ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΠΟΣΟΣΤΟΥ (Winsorized) ==========
227 def pct_lists(plist):  # επιστροφή λίστας ποσοστών User
228 return [100*u/(u+b) if (u+b) else 0 for (u,b) in plist]
229
230
231 # Λίστες ποσοστών για ΟΛΕΣ τις συνεδρίες
232 all_pct_user = [100 * u / (u + b) if (u + b) else 0
233 for lst in pairs_version.values()
234 for (u, b) in lst]
235 all_pct_bot = [100 - p for p in all_pct_user]
236
237 # Στατιστικά ποσοστού (winsorized) ----------------
238 pct_U = {k: stats_winsor(pct_lists(v)) for k, v in pairs_lesson.
      items()}
239 pct_B = {k: stats_winsor([100 - x for x in pct_lists(v)]) for k, v
      in pairs_lesson.items()}
240
241 ver_pct_U = {v: stats_winsor(pct_lists(lst)) for v, lst in
      pairs_version.items()}
242 ver_pct_B = {v: stats_winsor([100 - x for x in pct_lists(lst)]) for
      v, lst in pairs_version.items()}
243
244 overall_pct_U = stats_winsor(all_pct_user)
245 overall_pct_B = stats_winsor(all_pct_bot)
246
247 # --- αναφορά
248 print_report(char_U, char_B, pct_U, pct_B,
249 ver_char_U, ver_char_B, ver_pct_U, ver_pct_B,
250 overall_char_U, overall_char_B,
251 overall_pct_U, overall_pct_B)
252
253 # --- έλεγχος υπόθεσης ποσοστών User V1.2 > V1.1
254 if "V1.1" in pairs_version and "V1.2" in pairs_version:
255 v11_pct = pct_lists(pairs_version["V1.1"])
256 v12_pct = pct_lists(pairs_version["V1.2"])
257 hypothesis_pct_user(v11_pct, v12_pct)
258
259 # ── λίστες χαρακτήρων User για γραφήματα ──
260 chars_user_lesson = {l: [u for u, _ in pl] for l, pl in pairs_lesson
      .items()}
261 chars_user_version = {"V1.1": [], "V1.2": []}
262 for l, vec in chars_user_lesson.items():
263 chars_user_version[version(l)].extend(vec)
264
265 # --------- ΝΕΑ ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΩΝ User -----------
266 chars_hist_grid(chars_user_lesson)
267
268 chars_bars_boxplot_combo(
269 stats_dict=char_U,            # ανά μάθημα
270 data_dict=chars_user_lesson,
271 fname="chars_bars_boxplot_lessons.png",
272 title_suffix="ανά μάθημα"
273 )
274
275 chars_bars_boxplot_combo(
276 stats_dict=ver_char_U,        # ανά έκδοση
277 data_dict=chars_user_version,
```

```
    fname="chars_bars_boxplot_versions.png",
    title_suffix="ανά έκδοση"
    )
    # ──────────  Γράφημα ποσοστού User  V1.1 vs V1.2  ──────────
    # λίστα ποσοστών ανά έκδοση
    pct_user_version = {v: pct_lists(lst) for v, lst in pairs_version.
     items()}
    versions = list(pct_user_version.keys())        # ['V1.1', 'V1.2']

    bars_boxplot_combo(
    means=[ver_pct_U[v]["mean"] for v in versions],
    stds =[ver_pct_U[v]["std"]  for v in versions],
    labels=versions,
    data=[pct_user_version[v]   for v in versions],
    fname="pct_user_bars_boxplot_versions.png",
    metric="User % ανά συνεδρία",
    title_suffix="ανά έκδοση"
    )


    if __name__ == "__main__":
    main()
```

Κώδικας Β′.13: Κώδικας *Python* για την ανάλυση της έκτασης μηνυμάτων σε χαρακτήρες ανά συνεδρία στο *PhysicsBot*. Ο αλγόριθμος υπολογίζει, ξεχωριστά για χρήστη και μοντέλο, βασικά στατιστικά μεγέθη (μέσο, τυπική απόκλιση, διάμεσος, min–max) μετά από *winsorization* (P05–P95). Επιπλέον, υπολογίζεται το ποσοστό συμμετοχής του χρήστη σε κάθε συνεδρία (User% = 100·U/(U+B)), με στατιστική σύγκριση ανάμεσα στις εκδόσεις *V1.1* και *V1.2* μέσω μονοπλεύρου ελέγχου *Mann–Whitney U*. Το script παράγει γραφήματα (ιστογράμματα, barplot, boxplot) για τις απόλυτες τιμές χαρακτήρων και για τα ποσοστά συμμετοχής.

Β′.2.7 Κώδικα για Εκτίμηση Διάρκεια Συνεδρίας

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Ανανεωμένη ανάλυση διάρκειας συνεδριών λεπτά().

ΝΕΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ
──────────────────
• Winsorization -P05P95 πριν από τον υπολογισμό στατιστικών ανά(
 μάθημα, ανά έκδοση, συνολικά)
• Εκτύπωση στατιστικών και για κάθε έκδοση (V1.1, V1.2)
• Ιστογράμματα: ένας καμβάς 2×2 τέσσερα( μαθήματα)
• Συνδυαστικό γράφημα Bar (mean ± std) + Boxplot
– Συνοδευτική αναφορά του συνολικού μέσουτυπικής ±  απόκλισης
– Δύο εικόνες: (i)ανά  μάθημα, (ii)ανά  έκδοση

Απαιτεί: numpy, matplotlib (προαιρετικάscipy  εάν θελήσουμε
 επιπλέον tests)
"""
from __future__ import annotations

import json
import re
from pathlib import Path
```

```
from statistics import mean, median, stdev
from typing import Dict, List, Tuple

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# ============ ΡΥΘΜΙΣΕΙΣ ============ #
LESSON_FILES: Dict[str, str] = {
  "V1.1 Νόμος του Ωμ":                r"data\Ohm1_1.json",
  "V1.1 Φύση και Διάδοση του Φωτός": r"data\light1_1.json",
  "V1.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός": r"data\light1_2.json",
  "V1.2 Ατομικός Πυρήνας":           r"data\nucleus1_2.json",
}

READ_WPM  = 250        # →ανάγνωσηBot   λέξεων / min
WRITE_WPM = 40         # User →πληκτρολόγηση  λέξεων / min
THINK_BUF = 5          # sec σκέψης ανά User prompt

OUT = Path("figs3"); OUT.mkdir(exist_ok=True)

# ============ ΒΟΗΘΗΤΙΚΑ ============ #
PATTERN = re.compile(r"<-(User|Bot)->:\s*(.*?)\s*(?=(?:<-User->:|<-
  Bot->:|$))", re.DOTALL)

def load_sessions(p: str | Path) -> List[str]:
"""Φόρτωση λιστών συνομιλιών (raw string) από αρχείο JSON."""
with open(p, "r", encoding="utf-8") as f:
return [rec["chat"] for rec in json.load(f)]


def word_counts_session(raw: str) -> Tuple[int, int, int]:
"""Επιστρέφει (user_words, bot_words, user_msg_count) για μία
  συνεδρία."""
u = b = n_prompts = 0
for role, msg in PATTERN.findall(raw):
n_words = len(msg.strip().split())
if role == "User":
u += n_words
n_prompts += 1
else:
b += n_words
return u, b, n_prompts


def duration_minutes(u_words: int, b_words: int, n_prompts: int) ->
  float:
"""Υπολογισμός συνολικής διάρκειας συνεδρίας λεπτά()."""
read_min   = b_words / READ_WPM
write_min  = u_words / WRITE_WPM
buffer_min = (n_prompts * THINK_BUF) / 60
return read_min + write_min + buffer_min


# ---------- Winsorization & Statistics ---------- #

def winsorized(arr: List[float]) -> List[float]:
"""Επιστρέφει νέα λίστα με Winsorization -P05P95."""
if len(arr) < 3:
return arr[:]  # too few δείγματα για winsorization
p05 = np.percentile(arr, 5, method="nearest")
p95 = np.percentile(arr, 95, method="nearest")
```

```
  return [min(max(x, p05), p95) for x in arr]


  def stats_winsor(arr: List[float]) -> dict[str, float]:
  """Στατιστικά σε winsorized δεδομένα."""
  w = winsorized(arr)
  μ = mean(w)
  σ = stdev(w) if len(w) > 1 else 0.0
  return {
    "N": len(w),
    "mean": μ,
    "std": σ,
    "median": median(w),
    "min": min(w),
    "max": max(w),
  }


  def version(name: str) -> str:  # πχ.. "V1.1" ή "V1.2"
  return name.split()[0]


  # ---------- ΕΚΤΥΠΩΣΗ ΑΝΑΦΟΡΑΣ ---------- #

  def fmtμ(: float, σ: float, width: int = 7) -> str:
  return f"μ{:.2f}±σ{:.2f}".rjust(width)


  def print_report(st_lesson: Dict[str, dict],
  st_version: Dict[str, dict],
  st_overall: dict) -> None:
  line = "—" * 85
  print(line)
  print("Διάρκεια συνεδριών λεπτά() — Winsorized -P05P95")
  print(f"ΜάθημαΈκδοση{'/':40} |  mean±std |  median |  -minmax |  N")
  print(line)
  for les, s in st_lesson.items():
  print(f"{les:40} | {fmt(s['mean'], s['std'])} | {s['median']:.2f} |
    "
  f"{s['min']:.2f-}{s['max']:.2f} | {s['N']}")
  print(line)
  for ver, s in st_version.items():
  print(f"Σύνολο {ver:33} | {fmt(s['mean'], s['std'])} | {s['median
    ']:.2f} | "
  f"{s['min']:.2f-}{s['max']:.2f} | {s['N']}")
  print(line)
  s = st_overall
  print(f"ΣΥΝΟΛΟ ΟΛΩΝ{' ':32} | {fmt(s['mean'], s['std'])} | {s['
    median']:.2f} | "
  f"{s['min']:.2f-}{s['max']:.2f} | {s['N']}")
  print(line)


  # ---------- ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ ---------- #

  def hist_grid_lessons(data_by_lesson: Dict[str, List[float]]):
  """2×2 grid ιστογραμμάτων διάρκειας λεπτά() ανά μάθημα."""
  fig, axs = plt.subplots(2, 2, figsize=(10, 7))
  for ax, (les, vec) in zip(axs.flat, data_by_lesson.items()):
  ax.hist(vec, bins="auto", edgecolor="black", linewidth=0.4, alpha
    =0.8)
```

```
137 ax.set_title(les, fontsize=10)
138 ax.set_xlabel("Διάρκεια λεπτά()")
139 ax.set_ylabel("Συχνότητα")
140 ax.grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)
141 fig.suptitle("Ιστογράμματα διάρκειας συνεδριών ανά μάθημα")
142 fig.tight_layout(rect=[0, 0, 1, 0.96])
143 fig.savefig(OUT / "hist_grid_duration_lessons.png", dpi=300)
144 plt.close(fig)
145
146
147 def bars_boxplot_combo(labels: List[str],
148 means: List[float],
149 stds: List[float],
150 data: List[List[float]],
151 fname: str,
152 title_suffix: str,
153 overall_mean: float,
154 overall_std: float):
155 """Δημιουργεί εικόνα 1×2: Bar (mean±std) + Boxplot."""
156 fig, axs = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 5))
157
158 # --- Bar με error bars
159 x = np.arange(len(labels))
160 axs[0].bar(x, means, yerr=stds, capsize=5)
161 axs[0].set_xticks(x)
162 axs[0].set_xticklabels(labels, rotation=15, ha="right")
163 axs[0].set_ylabel("Διάρκεια λεπτά()")
164 axs[0].set_title(f"Μέσος ± Τυπική Απόκλιση ({title_suffix})")
165 axs[0].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)
166
167 # --- Boxplot
168 axs[1].boxplot(data, labels=labels, showmeans=True)
169 axs[1].set_ylabel("Διάρκεια λεπτά()")
170 axs[1].set_title(f"Θηκόγραμμα ({title_suffix})")
171 axs[1].tick_params(axis="x", rotation=15)
172 axs[1].grid(axis="y", ls="--", alpha=0.5)
173
174 fig.suptitle(f"Συνολικός μσ± = {overall_mean:.2f}±{overall_std:.2f}
     λεπτά", fontsize=11)
175 fig.tight_layout(rect=[0, 0, 1, 0.93])
176 fig.savefig(OUT / fname, dpi=300)
177 plt.close(fig)
178
179
180 # ---------- main ---------- #
181
182 def main():
183 # --- 1. Υπολογισμός διάρκειας ανά μάθημα ---
184 durations_by_lesson: Dict[str, List[float]] = {}
185 durations_by_version: Dict[str, List[float]] = {"V1.1": [], "V1.2":
     []}
186
187 for lesson, path in LESSON_FILES.items():
188 vec = []
189 for chat in load_sessions(path):
190 u_w, b_w, prompts = word_counts_session(chat)
191 vec.append(duration_minutes(u_w, b_w, prompts))
192 durations_by_lesson[lesson] = vec
193 durations_by_version[version(lesson)].extend(vec)
194
195 # --- 2. Στατιστικά winsorized ---
```

```
196   stats_lesson = {l: stats_winsor(v) for l, v in durations_by_lesson.
       items()}
197   stats_version = {v: stats_winsor(lst) for v, lst in
       durations_by_version.items()}
198
199   all_durations = [d for lst in durations_by_lesson.values() for d in
       lst]
200   stats_overall = stats_winsor(all_durations)
201
202   # --- 3. Αναφορά στο console ---
203   print_report(stats_lesson, stats_version, stats_overall)
204
205   # --- 4. Γραφήματα ---
206   hist_grid_lessons(durations_by_lesson)
207
208   # 4a. Συνδυαστικό Bar + Boxplot ανά ΜΑΘΗΜΑ
209   labels_lessons = list(durations_by_lesson.keys())
210   means_lessons  = [stats_lesson[l]["mean"] for l in labels_lessons]
211   stds_lessons   = [stats_lesson[l]["std"]  for l in labels_lessons]
212   data_lessons   = [durations_by_lesson[l]   for l in labels_lessons]
213
214   bars_boxplot_combo(labels_lessons, means_lessons, stds_lessons,
       data_lessons,
215   fname="durations_bars_boxplot_lessons.png",
216   title_suffix="ανά μάθημα",
217   overall_mean=stats_overall["mean"],
218   overall_std=stats_overall["std"])
219
220   # 4b. Συνδυαστικό Bar + Boxplot ανά ΕΚΔΟΣΗ
221   labels_versions = list(durations_by_version.keys())  # ['V1.1', 'V1
       .2']
222   means_versions  = [stats_version[v]["mean"] for v in labels_versions
       ]
223   stds_versions   = [stats_version[v]["std"]  for v in labels_versions
       ]
224   data_versions   = [durations_by_version[v]   for v in
       labels_versions]
225
226   bars_boxplot_combo(labels_versions, means_versions, stds_versions,
       data_versions,
227   fname="durations_bars_boxplot_versions.png",
228   title_suffix="ανά έκδοση",
229   overall_mean=stats_overall["mean"],
230   overall_std=stats_overall["std"])
231
232
233   if __name__ == "__main__":
234   main()
235
```

Κώδικας Β′.14: Κώδικας *Python* για την εκτίμηση της διάρκειας συνεδριών (σε λεπτά) στο *PhysicsBot*, με βάση τον αριθμό λέξεων του χρήστη (πληκτρολόγηση), του μοντέλου (ανάγνωση) και ένα σταθερό buffer χρόνου σκέψης ανά ερώτηση. Η εκτίμηση δεν βασίζεται σε χρονικές σφραγίδες αλλά σε περιεχομενικά χαρακτηριστικά των αλληλεπιδράσεων, λόγω της ασύγχρονης φύσης της χρήσης. Ο κώδικας εφαρμόζει *winsorization* (P05–P95), υπολογίζει βασικά στατιστικά μεγέθη ανά μάθημα και ανά έκδοση (V1.1, V1.2) και παράγει διαγράμματα (ιστογράμματα και συνδυαστικά Bar + Boxplot) για τη γραφική αποτύπωση των αποτελεσμάτων.

Β'.2.8 Κώδικα για την Κατανομή Μηνυμάτων ανά Παιδαγωγικό Ρόλο

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Κατανομή μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο - V1.3

Αναβαθμίσεις σε( σχέση με V1.2):
• Winsorization -P05P95 στους αριθμούς μηνυμάτων ανά ρόλο.
• Το γράφημα bar_roles_mean_sd.png περιλαμβάνει και το "Σύνολο"
 όλες( οι συνεδρίες).
• Το γράφημα boxplot_roles.png δείχνει μόνο τη συνολική κατανομή
 για κάθε ρόλο.
• Ετικέτες & τίτλοι γραφημάτων στα ελληνικά ("Ρόλος" αντί για "Role/
 R").

Παράγει:
• bar_roles_mean_sd.png (mean±SD grouped bars, ανά μάθημα & σύνολο)
• boxplot_roles.png     (boxplot συνολικής κατανομής ανά ρόλο)

Απαιτεί: numpy, matplotlib
"""

from __future__ import annotations
import json
import re
from pathlib import Path
from statistics import mean, stdev
from typing import Dict, List
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# ------------------------------------------------
# 1. ΡΥΘΜΙΣΕΙΣ - paths μόνο για V1.2 μαθήματα
# ------------------------------------------------
LESSON_FILES: Dict[str, str] = {
  "V1.2 Φύση και Διάδοση του Φωτός":   r"data\light1_2.json",
  "V1.2 Ατομικός Πυρήνας":             r"data\nucleus1_2.json",
}

OUTPUT_DIR = Path("figs4")
OUTPUT_DIR.mkdir(exist_ok=True)

ROLE_TAG_RE = re.compile(r"-role([2-5])-")
ROLES = [1, 2, 3, 4, 5]

# ------------------------------------------------
# 2. ΒΟΗΘΗΤΙΚΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ
# ------------------------------------------------

def load_sessions(path: str | Path) -> List[str]:
with open(path, "r", encoding="utf-8") as f:
return [rec["chat"] for rec in json.load(f)]


def count_roles_session(chat_raw: str) -> Dict[int, int]:
"""Επιστρέφει dict {role: πλήθος} για μία συνεδρία.
Προσθέτει 1 για τον ρόλο 1 η( πρώτη προτροπή)."""
counts = {r: 0 for r in ROLES}
counts[1] = 1  # initial prompt
for m in ROLE_TAG_RE.findall(chat_raw):
```

```
    counts[int(m)] += 1
    return counts


    def winsorize(lst: List[int]) -> List[int]:
    """Winsorization -P05P95 εφαρμόζεται( σε λίστες με ≥3 στοιχεία)."""
    if len(lst) < 3:
    return lst
    p05 = int(np.percentile(lst, 5,  method="nearest"))
    p95 = int(np.percentile(lst, 95, method="nearest"))
    return [min(max(x, p05), p95) for x in lst]


    def stats_mean_sd(count_lists: Dict[int, List[int]]) -> Dict[int,
     tuple[float, float]]:
    """Υπολογίζει (mean, SD) μετά από Winsorization ανά ρόλο."""
    out = {}
    for r, lst in count_lists.items():
    w = winsorize(lst)
    μ = mean(w)
    σ = stdev(w) if len(w) > 1 else 0
    out[r] = μ(, σ)
    return out

    # ---------------------------------------------------
    # 3. ΠΙΝΑΚΑΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΣΤΟ ΤΕΡΜΑΤΙΚΟ
    # ---------------------------------------------------

    def print_table(stats_by_lesson: Dict[str, Dict[int, tuple[float,
     float]]],
    stats_overall: Dict[int, tuple[float, float]]) -> None:
    header = ("Μάθημα".ljust(40) +
    " | " + " | ".join([f"Ρόλος {r} μσ±".center(14) for r in ROLES]))
    sep = "—" * len(header)
    print(sep)
    print(header)
    print(sep)
    for lesson, st in stats_by_lesson.items():
    row = lesson.ljust(40) + " | " + " | ".join(
    f"{st[r][0]:.2f}±{st[r][1]:.2f}".center(14) for r in ROLES)
    print(row)
    print(sep)
    row = "ΣΥΝΟΛΟ".ljust(40) + " | " + " | ".join(
    f"{stats_overall[r][0]:.2f}±{stats_overall[r][1]:.2f}".center(14)
    for r in ROLES)
    print(row)
    print(sep)

    # ---------------------------------------------------
    # 4. ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ
    # ---------------------------------------------------

    def plot_bar_role_means(stats_by_lesson: Dict[str, Dict[int, tuple[
     float, float]]],
    stats_overall: Dict[int, tuple[float, float]],
    fname: str = "bar_roles_mean_sd.png") -> None:
    """Grouped bars: -xaxis = ρόλοι, cluster ανά μάθημα + σύνολο."""
    lessons = list(stats_by_lesson.keys()) + ["Σύνολο"]
    all_stats = {**stats_by_lesson, "Σύνολο": stats_overall}

    width = 0.12
```

```
  x = np.arange(len(ROLES))

  plt.figure(figsize=(10, 5))
  for i, lesson in enumerate(lessons):
  means = [all_stats[lesson][r][0] for r in ROLES]
  sds   = [all_stats[lesson][r][1] for r in ROLES]
  plt.bar(x + i * width, means, width=width, yerr=sds,
  capsize=4, label=lesson)

  plt.xticks(x + width * (len(lessons) - 1) / 2, [f"Ρόλος {r}" for r
    in ROLES])
  plt.ylabel("Μέσος αριθμός μηνυμάτων")
  plt.title("Μέσος  ±SD μηνυμάτων ανά ρόλο ανά( μάθημα & σύνολο)")
  plt.legend()
  plt.grid(axis="y", linestyle="--", alpha=0.5)
  plt.tight_layout()
  plt.savefig(OUTPUT_DIR / fname, dpi=300)
  plt.close()


  def plot_boxplot_roles_overall(overall_lists: Dict[int, List[int]],
  fname: str = "boxplot_roles.png") -> None:
  """Boxplot συνολικών κατανομών -ένα  κουτί για κάθε ρόλο."""
  data = [winsorize(overall_lists[r]) for r in ROLES]
  labels = [f"Ρόλος {r}" for r in ROLES]

  plt.figure(figsize=(8, 4))
  plt.boxplot(data, labels=labels, showmeans=True)
  plt.ylabel("Μηνύματα / συνεδρία")
  plt.title("Κατανομή μηνυμάτων ανά ρόλο συνολικά()")
  plt.grid(axis="y", linestyle="--", alpha=0.5)
  plt.tight_layout()
  plt.savefig(OUTPUT_DIR / fname, dpi=300)
  plt.close()

  # ------------------------------------------------
  # 5.  MAIN
  # ------------------------------------------------

  def main() -> None:
  # 5.1 Συλλογή counts: roles_by_lesson[lesson][role] = list[int]
  roles_by_lesson: Dict[str, Dict[int, List[int]]] = {
    l: {r: [] for r in ROLES} for l in LESSON_FILES}

  for lesson, path in LESSON_FILES.items():
  for chat in load_sessions(path):
  counts = count_roles_session(chat)
  for r in ROLES:
  roles_by_lesson[lesson][r].append(counts[r])

  # 5.2 Στατιστικά ανά μάθημα & συνολικά με( Winsorization)
  stats_by_lesson = {l: stats_mean_sd(roles_by_lesson[l])
    for l in LESSON_FILES}

  overall_lists = {r: [] for r in ROLES}
  for l in LESSON_FILES:
  for r in ROLES:
  overall_lists[r].extend(roles_by_lesson[l][r])
  stats_overall = stats_mean_sd(overall_lists)

  # 5.3 Εκτύπωση πίνακα
```

```
  print_table(stats_by_lesson, stats_overall)

  # 5.4 Γραφήματα
  plot_bar_role_means(stats_by_lesson, stats_overall)
  plot_boxplot_roles_overall(overall_lists)


  if __name__ == "__main__":
  main()

```

Κώδικας Β′.15: Κώδικας *Python* για την ανάλυση της κατανομής μηνυμάτων ανά παιδαγωγικό ρόλο στο *PhysicsBot V1.2*. Ο αλγόριθμος υπολογίζει, για κάθε ρόλο (1–5) και ανά μάθημα, τον μέσο αριθμό μηνυμάτων ανά συνεδρία με εφαρμογή *winsorization* (P05–P95). Εμφανίζει συγκεντρωτικό πίνακα (mean ± SD) στο τερματικό και δημιουργεί δύο γραφήματα: (i) γράφημα ράβδων με μέσους όρους και τυπικές αποκλίσεις ανά μάθημα και για το σύνολο, και (ii) θηκόγραμμα συνολικής κατανομής μηνυμάτων ανά ρόλο. Οι ετικέτες είναι στα ελληνικά, σύμφωνα με την παιδαγωγική ορολογία του συστήματος.

Β′.2.9 Κώδικας Ανάλυσης Μορφών Υποστήριξης PhysicsBot

```
from __future__ import annotations
import json
import re
import sys
import argparse
from pathlib import Path
from typing import List, Dict, Tuple

import openai
from tqdm import tqdm

# ------------------------------------------------------------
# ⚠  ΒΑΛΕ ΕΔΩ ΤΟ OPENAI KEY
# ------------------------------------------------------------
API_KEY = "API_KEY"  # αντικατέστησέ το πριν τρέξεις

# ------------------------------------------------------------
DEFAULT_INPUT = "data/light1_2_id.json"
DEFAULT_OUTPUT = "new_analysis_results_light1_2_id.json"
DEFAULT_MODEL = "o4-mini"
PROMPT_FILE = "data/promt.txt"
CONCEPTS_FILE = "data/concepts_light1.2.txt"  # έννοιες μαθήματος

TAG_RE = re.compile(r"<-(User|Bot)->:")
ROLE_RE = re.compile(r"-role([2-5])-?", re.IGNORECASE)

# ------------------------------------------------------------
# Helper functions
# ------------------------------------------------------------

def load_text(path: str, label: str) -> str:
    """Διαβάζει αρχείο -UTF8 και εκτυπώνει ποιο φορτώνει."""
    print(f"⏳ Φόρτωση {label…}", flush=True)
    return Path(path).read_text(encoding="utf-8")

```

```
36
37 def load_convs(path: Path):
38     print("📂 Φόρτωση συνομιλιών…", flush=True)
39     return json.load(path.open("r", encoding="utf-8"))
40
41
42 def segment_chat(chat: str) -> List[Tuple[str, str]]:
43     """Διαχωρίζει όλο το chat σε λίστα από (tag, κείμενο)."""
44     segments: List[Tuple[str, str]] = []
45     matches = list(TAG_RE.finditer(chat))
46     for i, m in enumerate(matches):
47         tag = m.group(1)
48         start = m.end()
49         end = matches[i + 1].start() if i + 1 < len(matches) else len(
    chat)
50         segments.append((tag, chat[start:end].strip()))
51     return segments
52
53
54 def extract_triples(segs: List[Tuple[str, str]]) -> List[Tuple[str,
    str, str, int]]:
55     """Επιστρέφει λίστα τριάδων --BotUserBot και το index του next_bot
    ."""
56     triples: List[Tuple[str, str, str, int]] = []
57     for i in range(len(segs) - 2):
58         if segs[i][0] == "Bot" and segs[i + 1][0] == "User" and segs[i
     + 2][0] == "Bot":
59             triples.append(
60                 (
61                     f"<-Bot->: {segs[i][1]}",
62                     f"<-User->: {segs[i + 1][1]}",
63                     f"<-Bot->: {segs[i + 2][1]}",
64                     i + 2,
65                 )
66             )
67     return triples
68
69
70 def is_valid(blob: dict) -> bool:
71     """Έλεγχος αποδεκτής δομής JSON σύμφωνα με το νέο schema."""
72     if not isinstance(blob, dict):
73         return False
74
75     # Υποχρεωτικό πεδίο bot_functions τύπου list[str]
76     if "bot_functions" not in blob or not isinstance(blob["
    bot_functions"], list):
77         return False
78
79     allowed_keys = {"index", "prev_bot", "user", "next_bot", "
    bot_functions"}
80     unknown = set(blob) - allowed_keys
81     if unknown:
82         print(f"⚠️ Άγνωστα κλειδιά στο JSON: {unknown}", file=sys.
    stderr)
83     return True
84
85 # ------------------------------------------------------------
86 # OpenAI call
87 # ------------------------------------------------------------
88
89 def ask(
```

```
    client: openai.OpenAI,
    system_prompt: str,
    chat_history: str,
    triple: Tuple[str, str, str],
    idx: int,
    model: str,
) -> dict:
    """Στέλνει μία τριάδα στο μοντέλο και επιστρέφει το JSON αποτέλεσμα."""
    prev_bot, user, next_bot = triple

    user_content = (
        f"Chat μέχρι( την τρέχουσα τριάδα):\n{chat_history}\n\n"
        f"Τριάδα P_{idx}:\nprev_bot: {prev_bot}\nuser: {user}\nnext_bot: {next_bot}\n\n"
        "Απάντησε MONO με έγκυρο JSON (json_object)."
    )

    resp = client.chat.completions.create(
        model=model,
        response_format={"type": "json_object"},
        messages=[
            {"role": "system", "content": system_prompt},
            {"role": "user", "content": user_content},
        ],
        # temperature=0,
    )

    raw = resp.choices[0].message.content
    try:
        data = json.loads(raw)
    except json.JSONDecodeError as err:
        raise ValueError(
            f"JSON decode error → {err}\nRaw response:\n{raw}"
        ) from err

    if not is_valid(data):
        raise ValueError(
            f"JSON schema mismatch. Raw response:\n{json.dumps(data, ensure_ascii=False, indent=2)}"
        )

    return data

# ---------------------------------------------------------------
# Main pipeline
# ---------------------------------------------------------------

def main() -> None:
    if not API_KEY or API_KEY.startswith("PASTE_"):
        sys.exit("⚠ Συμπλήρωσε το API_KEY στην κορυφή του αρχείου.")

    parser = argparse.ArgumentParser("PhysicsBot triple analyzer")
    parser.add_argument("--input", default=DEFAULT_INPUT)
    parser.add_argument("--output", default=DEFAULT_OUTPUT)
    parser.add_argument("--model", default=DEFAULT_MODEL)
    args = parser.parse_args()

    client = openai.OpenAI(api_key=API_KEY)

    # Δημιουργία system prompt
```

```
    system_prompt = (
        load_text(PROMPT_FILE, "prompt")
        + "\n\n### Έννοιες μαθήματος\n"
        + load_text(CONCEPTS_FILE, "έννοιες μαθήματος")
    )

    conversations = load_convs(Path(args.input))

    triples_meta: List[
        Tuple[str, List[Tuple[str, str, str, int]], List[Tuple[str,
str]]]
    ] = []
    total_triples = 0
    for conv in conversations:
        segs = segment_chat(conv.get("chat", ""))
        triples = extract_triples(segs)
        triples_meta.append((conv.get("id", ""), triples, segs))
        total_triples += len(triples)

    if total_triples == 0:
        sys.exit("⚠ Δεν βρέθηκαν τριάδες.")

    results: List[Dict] = []
    pbar = tqdm(total=total_triples, desc="Ανάλυση", unit="triple")
    try:
        for cid, triples, segs in triples_meta:
            if not triples:
                continue
            conv_entry = {"conversation_id": cid, "triples": []}
            for local_idx, (prev_bot, user, next_bot, end_idx) in
enumerate(triples, start=1):
                history = "".join(f"<-{tag}->: {text}" for tag, text
in segs[: end_idx + 1])

                try:
                    blob = ask(
                        client,
                        system_prompt,
                        history,
                        (prev_bot, user, next_bot),
                        local_idx,
                        args.model,
                    )
                    triple_record = {"triple_index": local_idx, "data"
: blob}
                except ValueError as err:
                    # Αγνοούμε το συγκεκριμένο σφάλμα αλλά το
καταγράφουμε
                    print(
                        f"⚠⚠ Παράλειψη τριάδας {local_idx} στη
συνομιλία {cid}: {err}",
                        file=sys.stderr,
                    )
                    triple_record = {
                        "triple_index": local_idx,
                        "error": str(err),
                    }

                role_match = ROLE_RE.search(prev_bot)
                if role_match:
                    triple_record["role"] = f"role{role_match.group(1)
```

```
    }"
203
204                 conv_entry["triples"].append(triple_record)
205                 pbar.update(1)
206             results.append(conv_entry)
207     finally:
208         pbar.close()
209
210     Path(args.output).write_text(
211         json.dumps(results, ensure_ascii=False, indent=2),
212         encoding="utf-8",
213     )
214     print(f"✅ Ολοκληρώθηκε: {args.output}")
215
216
217 if __name__ == "__main__":
218     main()
```

Κώδικας Β′.16: Αυτόματη αναγνώριση μορφών υποστήριξης του PhysicsBot μέσω API OpenAI. Ο κώδικας αναλύει τις διαλογικές τριάδες *Bot–User–Bot*, εντοπίζει τις μορφές καθοδήγησης (π.χ. ερώτηση, ανατροφοδότηση, παράδειγμα) και καταγράφει τα αποτελέσματα σε δομημένο JSON.

Προτροπή Β′.2.1: *Η προτροπή που χρησιμοποιήθηκε στον παραπάνω κώδικα και ήταν αποθηκευμένη στο αρχείο promt.txt.*

Αντικείμενο: Ανάλυση Εκπαιδευτικής Συνομιλίας με βάση τη Σκαλωσιά

Θα σου δίνεται:

- Η τρέχουσα συνομιλία μεταξύ χρήστη και του εκπαιδευτικού chatbot PhysicsBot (ως `Chat`),

- Η τελευταία διαλογική τριάδα:

- `prev_bot`: το προηγούμενο μήνυμα του Bot (B_{i-1})

- `user`: η απάντηση ή πρωτοβουλία του χρήστη (U_i)

- `next_bot`: η απόκριση του Bot (B_i)

Κάθε μία από τις παραπάνω μονάδες μπορεί να επιτελεί **περισσότερες από μία λειτουργίες**. Θέλουμε να αξιολογήσεις το `user` και το `next_bot` με βάση τις εξής κατηγορίες:

Αξιολόγησε την απάντηση του Bot (next_bot)

Αξιολόγησε την απάντηση του Bot ως προς τον τύπο διδακτική σκαλωσιάς που παρέχει. Μπορείς να επιλέξεις μία ή περισσότερες από τις εξής κατηγορίες και να τις δώσεις ως λίστα:

- `"Παροχή νέων εννοιών"` (εισαγωγή και επεξήγηση βασικών επιστημονικών όρων ή ιδεών που ο μαθητής δεν γνωρίζει ακόμη)

- `"Άμεση καθοδήγηση"` (ρητές οδηγίες ή απαντήσεις που καθοδηγούν άμεσα τον μαθητή στο επόμενο βήμα)

- `"Καθοδηγητική ερώτηση"` (ερώτηση που κινητοποιεί τη σκέψη του μαθητή και τον ωθεί να

διατυπώσει μόνος του μια απάντηση ή εξήγηση)

- `"Παροχή παραδείγματος"` (επίδειξη μιας τυπικής περίπτωσης ή λύσης για να χρησιμοποιηθεί ως πρότυπο)

- `"Ανατροφοδότηση"` (απάντηση στις ενέργειες του μαθητή που επεξηγεί ή διορθώνει, ενισχύοντας τη μάθηση)

- `"Υπόδειξη"` (μικρή, στοχευμένη βοήθεια που κατευθύνει τον μαθητή χωρίς να δίνει άμεσα την απάντηση) ---

Παράδειγμα εξόδου:

"index": 4,

"prev_bot": "<-Bot->: Ο Νόμος του Ohm λέει ότι I = V/R, δηλαδή η ένταση είναι ανάλογη της τάσης και αντιστρόφως ανάλογη της αντίστασης.", "user": "<-User->: Δηλαδή αν αυξήσω την τάση, θα αυξηθεί και το ρεύμα;",

"next_bot": "<-Bot->: Πολύ σωστά! Τι θα συνέβαινε όμως αν ταυτόχρονα μειώναμε την αντίσταση;",

"bot_functions": [

"Ανατροφοδότηση"

]

```python
#!/usr/bin/env python3
"""
plot_bot_function_stats.py
--------------------------
Reads one or more -conversationanalysis JSON files and reports **percentage**
of appearances for each *bot_function*.

Changes versus the previous version
~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~
* **Counts → Percentages (%).** Each bar now shows the percentage of that
  function relative to the total number of recorded functions in the same
  dataset.
* **Fixed order.** The bar order strictly follows the order listed in
  *BOT_FUNCTIONS*.
* **Single grouped chart.** All datasets are drawn in **one** grouped bar
  chart for --sidebyside comparison.
* -Commandline interface preserved: pass pairs of `<path> <label>` to
  override the *DATASETS* list.
"""

from __future__ import annotations

from pathlib import Path
import json
import sys
```

```
26
27 import numpy as np
28 import pandas as pd
29 import matplotlib.pyplot as plt
30
31 # ------------------------------------------------------------
32 # 1. Settings
33 # ------------------------------------------------------------
34 BOT_FUNCTIONS = [
35     "Παροχή νέων εννοιών",
36     "Άμεση καθοδήγηση",
37     "Παροχή παραδείγματος",
38     "Υπόδειξη",
39     "Καθοδηγητική ερώτηση",
40     "Ανατροφοδότηση",
41 ]
42
43 # Edit this list or override from CLI (see below)
44 DATASETS: list[tuple[str, str]] = [
45     ("new_analysis_results_light1_1_id.json", "Φύση και Διάδοση του
    Φωτός V1.1"),
46     ("new_analysis_results_light1_2_id.json", "Φύση και Διάδοση του
    Φωτός V1.2"),
47 ]
48
49 # ------------------------------------------------------------
50 # 2.  Allow overriding DATASETS from the command line
51 # ------------------------------------------------------------
52 # Example:
53 #   python plot_bot_function_stats.py file1.json Δοκιμή" 1" file2.json
    Δοκιμή" 2"
54 # ------------------------------------------------------------
55 if len(sys.argv) > 1:
56     args = sys.argv[1:]
57     if len(args) % 2:
58         sys.exit("Παρακαλώ δώσε ζεύγη <path> <label> ως arguments.")
59     DATASETS = list(zip(args[0::2], args[1::2]))  # type: ignore[
    assignment]
60
61 # ------------------------------------------------------------
62 # 3.  Parse datasets & collect percentages
63 # ------------------------------------------------------------
64 series_list: list[pd.Series] = []
65 labels: list[str] = []
66
67 for path_str, label in DATASETS:
68     path = Path(path_str)
69     if not path.exists():
70         sys.exit(f"Το αρχείο '{path}' δεν βρέθηκε.")
71
72     with path.open(encoding="utf-8") as fp:
73         conversations = json.load(fp)
74
75     counter = {f: 0 for f in BOT_FUNCTIONS}
76
77     for convo in conversations:
78         for triple in convo.get("triples", []):
79             for fn in triple.get("data", {}).get("bot_functions", []):
80                 if fn in counter:
81                     counter[fn] += 1
82
```

```
    total = sum(counter.values())
    if total == 0:
        # Avoid --divisionbyzero - leave all zeros
        percentage = {f: 0.0 for f in BOT_FUNCTIONS}
    else:
        percentage = {f: counter[f] * 100.0 / total for f in
    BOT_FUNCTIONS}

    series = pd.Series(percentage, index=BOT_FUNCTIONS)
    series_list.append(series)
    labels.append(label)

    # Console output - useful when running in a terminal
    pretty = series.apply(lambda v: f"{v:.2f}%")
    print(f"\Ποσοστάη εμφανίσεων bot_functions - {label}:\n{pretty}\n"
    )

if not series_list:
    sys.exit("Δεν βρέθηκαν έγκυρα δεδομένα bot_functions.")

# ------------------------------------------------------------
# 4.  Plotting - grouped bar chart
# ------------------------------------------------------------
num_funcs = len(BOT_FUNCTIONS)
num_sets = len(series_list)

x = np.arange(num_funcs)
bar_width = 0.8 / num_sets  # total width ~=0.8

fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 6))

for idx, (series, label) in enumerate(zip(series_list, labels)):
    bars = ax.bar(x + idx * bar_width, series.values, width=bar_width,
     label=label)
    # Προσθήκη ποσοστού πάνω από κάθε ράβδο
    for i, bar in enumerate(bars):
        height = bar.get_height()
        if height > 0:
            ax.text(
                bar.get_x() + bar.get_width() / 2,
                height,  # ελαφρώς πάνω από τη ράβδο
                f"{height:.1f}%",
                ha="center", va="bottom", fontsize=9
            )

ax.set_xticks(x + bar_width * (num_sets - 1) / 2)
ax.set_xticklabels(BOT_FUNCTIONS, rotation=30, ha="right")
ax.set_ylabel("Ποσοστό εμφανίσεων (%)")
ax.set_title("Κατανομή Μορφών Υποστήριξης (% επί του συνόλου)")
ax.legend(title="Σενάρια")

plt.tight_layout()
plt.show()
```

Κώδικας Β'.17: Υπολογισμός Ποσοστών Εμφανίσεων των Μορφών Υποστήριξης του *PhysicsBot*

Β′.2.10 Κώδικας για την Ανάλυση της Προοδευτικής Αύξησης Δυσκολίας Ερωτήσεων.

```
#!/usr/bin/env python3
"""Extracts generalized questions from PhysicsBot conversation logs.

Configurable paths and API key are declared directly in the script.
"""
from __future__ import annotations

import json
import sys
import re
from pathlib import Path
from typing import List, Dict, Tuple

import openai
from tqdm import tqdm

# ---------------------------------------------------------------
# CONFIGURATION (edit paths and API key here)
# ---------------------------------------------------------------
API_KEY = "API KEY"  # αντικατέστησέ το πριν τρέξεις
INPUT_JSON_PATH = Path("data/light1_1_id.json")
PROMPT_EXTRACT_PATH = Path("data/prompt_extract.txt")
PROMPT_SIMILAR_PATH = Path("data/prompt_similar.txt")
QUESTIONS_JSON_PATH = Path("questions.json")
CONV_QUESTIONS_JSON_PATH = Path("conversation_questions_V1.1.json")
MODEL = "o4-mini"

# ---------------------------------------------------------------
# CONSTANTS & REGEXES
# ---------------------------------------------------------------
TAG_RE = re.compile(r"<-\s*(User|Bot)\s*->:\s*")

# ---------------------------------------------------------------
# UTILITY FUNCTIONS
# ---------------------------------------------------------------
def load_text(path: Path, label: str) -> str:
    """Read -UTF8 file and emit a status message."""
    print(f"🔄 Loading {label} from {path…}")
    try:
        return path.read_text(encoding="utf-8")
    except FileNotFoundError:
        print(f"❌ Missing required file: {path}")
        sys.exit(1)


def load_json(path: Path) -> List[Dict]:
    """Load the conversation dataset (list of dicts)."""
    print(f"🔄 Loading dataset from {path…}")
    try:
        return json.loads(path.read_text(encoding="utf-8"))
    except FileNotFoundError:
        print(f"❌ Missing required file: {path}")
        sys.exit(1)
    except json.JSONDecodeError as exc:
        print(f"❌ Invalid JSON in {path}: {exc}")
        sys.exit(1)
```

```
57
58
59 def segment_chat(chat: str) -> List[Tuple[str, str]]:
60     """Split the *chat* string into (tag, text) segments."""
61     segments: List[Tuple[str, str]] = []
62     matches = list(TAG_RE.finditer(chat))
63     for i, m in enumerate(matches):
64         tag = m.group(1)
65         start = m.end()
66         end = matches[i + 1].start() if i + 1 < len(matches) else len(
    chat)
67         segments.append((tag, chat[start:end].strip()))
68     return segments
69
70 # ------------------------------------------------------------
71 # OPENAI HELPERS
72 # ------------------------------------------------------------
73 def openai_client() -> openai.OpenAI:
74     """Initialize OpenAI client or exit on error."""
75     if not API_KEY or API_KEY.startswith("PASTE_"):
76         print("❌ OPENAI_API_KEY not provided or invalid.")
77         sys.exit(1)
78     return openai.OpenAI(api_key=API_KEY)
79
80
81 def ask_extract(client: openai.OpenAI, prompt_system: str, bot_text:
    str) -> str | None:
82     """Return the *generalised* question extracted from *bot_text* or
    None."""
83     system_msg = prompt_system.strip() + '\n\nRespond only with a
    valid JSON object {"question": ...}.'
84     messages = [
85         {"role": "system", "content": system_msg},
86         {"role": "user", "content": bot_text},
87     ]
88     resp = client.chat.completions.create(
89         model=MODEL,
90         response_format={"type": "json_object"},
91         messages=messages,
92     )
93     try:
94         blob = json.loads(resp.choices[0].message.content)
95     except Exception:
96         print("⚠️  -NonJSON extract response; skipping.")
97         return None
98     return blob.get("question")
99
100 def ask_similar(
101     client: openai.OpenAI,
102     prompt_system: str,
103     candidate: str,
104     existing: List[str],
105 ) -> Tuple[bool, str]:
106     """Check if *candidate* is similar to any *existing* questions."""
107     if not existing:
108         return False, candidate
109
110     existing_joined = "\n- " + "\n- ".join(existing)
111     existing_tail = existing_joined[-4000:]
112     user_msg = (
113         f"Candidate question:\n{candidate}\n\n"
```

```
        + "Existing questions (bullet list, may be truncated):\n"
        + existing_tail
    )
    system_msg = prompt_system.strip() + '\n\nRespond only with a valid JSON object {"similar": true/false, "match": ...}.'
    messages = [
        {"role": "system", "content": system_msg},
        {"role": "user", "content": user_msg},
    ]
    resp = client.chat.completions.create(
        model=MODEL,
        response_format={"type": "json_object"},
        messages=messages,
    )
    try:
        blob = json.loads(resp.choices[0].message.content)
    except Exception:
        print("⚠️  -NonJSON similarity response; treating as dissimilar.")
        return False, candidate
    similar = blob.get("similar", False)
    match = blob.get("match", "") if similar else candidate
    return bool(similar), match or candidate

# ------------------------------------------------------------
# MAIN PIPELINE
# ------------------------------------------------------------
def main() -> None:
    client = openai_client()
    prompt_extract = load_text(PROMPT_EXTRACT_PATH, "prompt_extract.txt")
    prompt_similar = load_text(PROMPT_SIMILAR_PATH, "prompt_similar.txt")
    conversations = load_json(INPUT_JSON_PATH)

    # Αρχικοποίηση conversation_questions mapping
    if CONV_QUESTIONS_JSON_PATH.exists():
        conv_questions_out = json.loads(CONV_QUESTIONS_JSON_PATH.read_text(encoding="utf-8"))
    else:
        conv_questions_out = []

    total_bots = sum(
        convo.get("chat", "").count("<-Bot->:") for convo in conversations
    )
    pbar = tqdm(total=total_bots, desc="Processing", unit="bot-msg")

    for convo in conversations:
        cid = str(convo.get("id", ""))
        segments = segment_chat(convo.get("chat", ""))
        per_convo: List[str] = []

        for tag, text in segments:
            if tag != "Bot":
                continue

            question = ask_extract(client, prompt_extract, text)
            pbar.update(1)
            if not question:
                continue
```

```
169
170             # Πάντα διάβασε τις πιο πρόσφατες ερωτήσεις
171             if QUESTIONS_JSON_PATH.exists():
172                 with QUESTIONS_JSON_PATH.open("r", encoding="utf-8")
    as qf:
173                     try:
174                         unique_questions = json.load(qf)
175                     except Exception:
176                         unique_questions = []
177             else:
178                 unique_questions = []
179
180             is_similar, canonical = ask_similar(
181                 client, prompt_similar, question, unique_questions
182             )
183             if not is_similar:
184                 unique_questions.append(canonical)
185                 # Γράψε αμέσως το αρχείο με τις ερωτήσεις
186                 QUESTIONS_JSON_PATH.write_text(
187                     json.dumps(unique_questions, ensure_ascii=False,
    indent=2), encoding="utf-8"
188                 )
189             per_convo.append(canonical)
190
191         # Ενημέρωσε ή( αντικατάστησε) το entry για το συγκεκριμένο
    conversation
192         # Αν( ήδη υπάρχει, αντικατέστησέ το)
193         found = False
194         for entry in conv_questions_out:
195             if entry["id"] == cid:
196                 entry["questions"] = per_convo
197                 found = True
198                 break
199         if not found and per_convo:
200             conv_questions_out.append({"id": cid, "questions":
    per_convo})
201
202         # Γράψε αμέσως το conversation mapping
203         CONV_QUESTIONS_JSON_PATH.write_text(
204             json.dumps(conv_questions_out, ensure_ascii=False, indent
    =2), encoding="utf-8"
205         )
206
207     pbar.close()
208     print("✅ Done.")
209
210
211 if __name__ == "__main__":
212     main()
```

Κώδικας Β′.18: Ο κώδικας αναλύει συνομιλίες σε μορφή JSON, εντοπίζει τις ερωτήσεις που απευθύνονται από το μοντέλο στον μαθητή και χρησιμοποιεί prompts για να απομονώσει και να ομαδοποιήσει πανομοιότυπες ή παρόμοιες ερωτήσεις, δημιουργώντας λίστα μοναδικών ερωτήσεων ανά συνεδρία.

Προτροπή Β′.2.2: *Το σύστημα καλείται να εντοπίσει και να αναδιατυπώσει με απλό τρόπο την ερώτηση που περιέχεται σε μια παιδαγωγική απόκριση του PhysicsBot, στο πλαίσιο διδασκαλίας της ενότητας «Φύση και Διάδοση του Φωτός». Παρέχονται χαρακτηριστικά παραδείγματα για*

καθοδήγηση της γλωσσικής μορφοποίησης.

Το κείμενο που θα σου δίνεται περιέχει μια απόκριση προς μαθητή από εκπαιδευτικό Φυσικής, σχετική με μάθημα που αφορά τη διάδοση και τη φύση του φωτός, για μαθητές ηλικίας 12–14 ετών. Η απόκριση αυτή μπορεί να περιλαμβάνει επαίνους, γνωστικές πληροφορίες κ.ά. Ωστόσο, συνοδεύεται πάντα από μια ερώτηση. Εσύ θα απομονώνεις την ερώτηση και θα την αναδιατυπώνεις με απλό και σύντομο τρόπο, σαν να πρόκειται να γραφτεί σε σχολικό εγχειρίδιο.

Παράδειγμα 1 ## - Απόκριση Εκπαιδευτικού Φυσικής -:
Μπράβο! Πολύ σωστά τα παραδείγματά σου! Ο αναμμένος λαμπτήρας, το κερί ή το σπίρτο είναι όλα αυτόφωτα, επειδή εκπέμπουν το δικό τους φως. Και ναι, όλα τα άλλα αντικείμενα στο δωμάτιό σου είναι ετερόφωτα, αφού αντανακλούν το φως που προέρχεται από τον λαμπτήρα ή άλλη φωτεινή πηγή.

Η παρατήρησή σου για το σκοτάδι όταν κλείνεις το φως είναι επίσης πολύ σωστή! Χωρίς φως, δεν υπάρχει τίποτα για να φτάσει στα μάτια μας από τα αντικείμενα, οπότε δεν μπορούμε να τα δούμε.

Τώρα, μια πιο συγκεκριμένη ερώτηση: Τι πιστεύεις ότι συμβαίνει όταν κοιτάζουμε τη Σελήνη τη νύχτα; Είναι αυτόφωτη ή ετερόφωτη; Και γιατί;

- Επιστρέφεις -:
Η Σελήνη είναι αυτόφωτη ή ετερόφωτη; Και γιατί;

Παράδειγμα 2
- Απόκριση Εκπαιδευτικού Φυσικής -:
Πολύ ενδιαφέρουσα σκέψη! Είναι αλήθεια ότι ένα αντικείμενο που απορροφά ακτινοβολία μπορεί να θερμανθεί και να αρχίσει να εκπέμπει ακτινοβολία, αλλά αυτό εξαρτάται από τη θερμοκρασία του. Για παράδειγμα, ένα θερμό σώμα μπορεί να εκπέμπει υπέρυθρη ακτινοβολία, που δεν είναι ορατή στο ανθρώπινο μάτι, εκτός αν φτάσει σε πολύ υψηλή θερμοκρασία και αρχίσει να εκπέμπει στο ορατό φάσμα.

Ωστόσο, αν ένα αντικείμενο απορροφά όλο το φως που πέφτει πάνω του και δεν εκπέμπει ορατή ακτινοβολία, τότε θα φαίνεται «σκοτεινό» ή ακόμη και αόρατο στο ανθρώπινο μάτι.

Για να το συνδέσουμε με την καθημερινότητά μας: Μπορείς να σκεφτείς ένα παράδειγμα αντικειμένου που απορροφά το περισσότερο φως και φαίνεται πολύ σκοτεινό;

- Επιστρέφεις -:

Να δοθεί παράδειγμα αντικειμένου που απορροφά σχεδόν όλο το φως που δέχεται και γι' αυτό φαίνεται πολύ σκοτεινό στο ανθρώπινο μάτι.

Προτροπή Β'.2.3: *Προτροπή για εντοπισμό παρόμοιας ερώτησης από υπάρχουσα λίστα.*

Αν η ερώτηση που σου δίνουν είναι παρόμοια με κάποια από τις ερωτήσεις της λίστας, τότε αντί για την ερώτηση που σου έδωσα θα επιστρέψεις την ερώτηση της λίστας. Διαφορετικά, αν η ερώτηση είναι εκτός λίστας θα επιστρέψεις την ερώτηση που σου έδωσα. Επιστρέφεις ΜΟΝΟ την ερώτηση χωρίς κανένα άλλο σχόλιο ή παρατήρηση

```
"Τι είναι το φως; Δώστε μερικά παραδείγματα εφαρμογών του στην καθημερινή ζωή.", "Βαθμός": 2
"Πώς το φως επιτρέπει στα μάτια μας να βλέπουν τα αντικείμενα γύρω μας;", "Βαθμός": 2
"Δώσε ένα παράδειγμα αυτόφωτου αντικειμένου και ένα παράδειγμα ετερόφωτου αντικειμένου.", "Βαθμός": 2
"Πώς η ενέργεια του φωτός επηρεάζει τα αντικείμενα που φωτίζει;", "Βαθμός": 3
"Δώσε ένα παράδειγμα πηγής φωτός που εκπέμπει φως χωρίς να παράγει πολλή θερμότητα.", "Βαθμός": 2
"Πώς μπορείς να παρατηρήσεις ότι το φως διαδίδεται σε ευθεία γραμμή;", "Βαθμός": 2
"Όταν η ακτίνα λέιζερ πέφτει σε ένα αδιαφανές αντικείμενο, τι παρατηρείς στην πίσω πλευρά του;", "Βαθμός": 2
"Πώς αλλάζει το μέγεθος της σκιάς όταν φέρνουμε πιο κοντά ή πιο μακριά την πηγή φωτός από το αντικείμενο;", "Βαθμός": 3
"Οι παλιές θεωρίες για την όραση έχουν κάποια σχέση με τη σημερινή κατανόηση του πώς βλέπουμε;", "Βαθμός": 3
"Διάλεξε έναν από τους τρόπους μετατροπής του φωτός σε ενέργεια θέρμανση(, κίνηση, χημική αντίδραση ή ηλεκτρική ενέργεια) και δώσε ένα παράδειγμα από την καθημερινή ζωή.", "Βαθμός": 2
"Δώσε ένα παράδειγμα όπου η ταχύτητα του φωτός επηρεάζει την αντίληψή μας για τον κόσμο γύρω μας.", "Βαθμός": 3
"Πόσος χρόνος χρειάζεται για να φτάσει το φως από τη Σελήνη στη Γη;", "Βαθμός": 3
"Πόσο χρόνο χρειάστηκε το Apollo 11 για να φτάσει από τη Γη στη Σελήνη; ", "Βαθμός": 2
"Τι σημαίνει για σένα το φως;", "Βαθμός": 1
"Γιατί βλέπουμε μια αδρή επιφάνεια όπως( την καρέκλα) από όλες τις κατευθύνσεις ενώ την αντανάκλαση στον καθρέφτη μόνο από συγκεκριμένες γωνίες;", "Βαθμός": 4
"Δώσε ένα παράδειγμα σκέδασης στην καθημερινή ζωή.", "Βαθμός": 2
"Ποια είναι η διαφορά μεταξύ σκέδασης και κανονικής ανάκλασης;   ", "Βαθμός": 3
"Ποια είναι η διαφορά ανάμεσα στα ραβδία και στα κωνία του αμφιβληστροειδούς;", "Βαθμός": 4
"Μπορείς να φανταστείς μια καθημερινή εφαρμογή του ακτινομέτρου;   ", "Βαθμός": 4
"Δώσε από ένα παράδειγμα καθημερινών αντικειμένων για κάθε κατηγορία: διαφανές, αδιαφανές και ημιδιαφανές.", "Βαθμός": 2
"Τι συμβαίνει όταν μονοχρωματικό φως περνά από ένα πρίσμα?-", "Βαθμός": 4
"Χρειάζεται το φως κάποιο μέσο για να διαδοθεί ή μπορεί να ταξιδεύει και στο κενό;   ", "Βαθμός": 2
"Πόση είναι η ταχύτητα του φωτός στο κενό;", "Βαθμός": 2
```

```
24 "Όταν ένα αντικείμενο τοποθετείται κοντά σε έναν φακό, η σκιά που
       σχηματίζεται θα είναι μεγάλη ή μικρή;  ", "Βαθμός": 4
25 "Τι άλλο δημιουργείται, εκτός από σκιά, όταν η φωτεινή πηγή είναι
       πολύ μεγάλη, όπως ο Ήλιος;    ", "Βαθμός": 3
26 "Θέλεις να μελετήσουμε πώς η δύναμη και η ταχύτητα επηρεάζουν την
       κίνηση της μπάλας ή να επιστρέψουμε στο φως και την όραση;", "
       Βαθμός": 1
27 "Ποια είναι η διαφορά μεταξύ διαφανούς και αδιαφανούς αντικειμένου;",
       "Βαθμός": 2
28 "Τι είναι η σκιά;", "Βαθμός": 2
29 "Γιατί η σκιά έχει το ίδιο σχήμα με το αντικείμενο που τη δημιουργεί;"
       , "Βαθμός": 3
30 "Δημιουργείται σκιά όταν χρησιμοποιούμε ημιδιαφανή επιφάνεια αντί για
       αδιαφανή;", "Βαθμός": 3
31 "Γιατί λέμε ότι ο νυχτερινός ουρανός λειτουργεί σαν χρονομηχανή;", "
       Βαθμός": 4
32 "Γιατί μερικές σκιές είναι καθαρές και άλλες θολές;", "Βαθμός": 3
33 "Γιατί το φως πρέπει να ταξιδεύει τόσο γρήγορα και τι θα γινόταν αν
       ταξίδευε πολύ πιο αργά;", "Βαθμός": 4
34 "Αν ένα αστέρι απέχει 4 έτη φωτός, το φως που βλέπουμε από αυτό είναι
       φρέσκο ή παλιό;", "Βαθμός": 3
35 "Τι μπορεί να επηρεάσει πόσο σκοτεινή ή αχνή φαίνεται μια σκιά;", "
       Βαθμός": 3
36 "Πώς υπολογίζουμε το μήκος της σκιάς ενός αντικειμένου αν ξέρουμε τη
       γωνία πρόσπτωσης του φωτός και το ύψος του;", "Βαθμός": 4
37 "Ποια είναι η διαφορά ανάμεσα σε αυτόφωτα και ετερόφωτα αντικείμενα;",
        "Βαθμός": 2
38 "Τι συμβαίνει όταν το φως πέφτει πάνω σε ένα διαφανές υλικό, όπως το
       γυαλί; ", "Βαθμός": 3
39 "Επηρεάζει η ταχύτητα του φωτός τη δημιουργία της σκιάς; Γιατί;", "
       Βαθμός": 4
40 "Όταν το φως συναντά ένα αντικείμενο, διέρχεται από αυτό, σταματάει ή
       συμβαίνει κάτι άλλο;", "Βαθμός": 2
41 "Γιατί βλέπουμε τη Σελήνη τη νύχτα, παρόλο που δεν εκπέμπει δικό της
       φως; Τι συμβαίνει με το φως του Ήλιος;", "Βαθμός": 2
42 "Με δύο φωτεινές πηγές και ένα αδιαφανές αντικείμενο, πόσες σκιές θα
       φαίνονται;", "Βαθμός": 3
43 "Γιατί η σκιά της Σελήνης σε μια έκλειψη δεν καλύπτει ολόκληρη τη Γη;
       Πώς επηρεάζουν αυτό η απόσταση και το μέγεθος της Σελήνης;", "
       Βαθμός": 4
44 "Τι χρειάζεται για να δούμε ένα αντικείμενο; Πώς λειτουργούν τα μάτια
       μας;", "Βαθμός": 2
45 "Το ορατό φως είναι πιο κοντά στα ραδιοκύματα ή στις ακτίνες Χ στο
       ηλεκτρομαγνητικό φάσμα;", "Βαθμός": 3
46 "Ποιο φαινόμενο του φωτός σε ενδιαφέρει να εξηγήσουμε με τη φυσική; ",
        "Βαθμός": 1
47 "Αρκεί να γνωρίζουμε πώς λειτουργεί το φως ή πρέπει να κατανοήσουμε
       και τη συνείδηση για να εξηγήσουμε την εμπειρία του φωτός;", "
       Βαθμός": 1
48 "Ποιο είναι καλύτερο για την κατανόηση του φωτός: να το μελετάμε από
       πολλές οπτικές γωνίες ή να έχουμε μια ενιαία εξήγηση;", "Βαθμός": 1
49 "Ποια είναι η διαφορά μεταξύ της σκιάς και της παρασκιάς;   ", "
       Βαθμός": 3
50 "Πού έχεις παρατηρήσει τη διάθλαση του φωτός;", "Βαθμός": 2
51 "Σε ποιο μέσο ταξιδεύει πιο γρήγορα το φως, στον αέρα ή στο νερό;", "
       Βαθμός": 2
52 "Πού πηγαίνει η ενέργεια του φωτός όταν φτάνει στη Γη;", "Βαθμός": 3
53 "Τι είναι το φως και πώς μας βοηθάει να βλέπουμε;", "Βαθμός": 2
54 "Δώσε ένα παράδειγμα αντικειμένου που βλέπουμε επειδή αντανακλά φως
       από άλλη πηγή.", "Βαθμός": 2
55 "Έχεις παρατηρήσει ποτέ τη σκιά σου ή τη σκιά κάποιου αντικειμένου;",
```

```
    "Βαθμός": 1
"Γιατί όταν το φως πέφτει υπό γωνία η σκιά γίνεται μεγαλύτερη;   ", "
    Βαθμός": 3
"Δώσε ένα άλλο παράδειγμα αυτόφωτου αντικειμένου από την καθημερινή
    ζωή.", "Βαθμός": 2
"Το φως ταξιδεύει πιο γρήγορα ή πιο αργά από τον ήχο;", "Βαθμός": 2
"Γιατί μπορούμε να υπολογίσουμε πόσο μακριά είναι η αστραπή μετρώντας
    το χρόνο ανάμεσα στο φως και τον ήχο της;", "Βαθμός": 3
"Δώσε ένα παράδειγμα όπου το φως μετατρέπεται σε θερμότητα.", "Βαθμός"
    : 2
"Πώς τα φυτά χρησιμοποιούν το ηλιακό φως για να παράγουν τροφή και
    πώς ονομάζεται αυτή η διαδικασία;", "Βαθμός": 2
"Τι θα συνέβαινε στη ζωή στη Γη αν δεν υπήρχε φως του Ήλιου;", "
    Βαθμός": 2
"Γιατί φαίνεται να ανατέλλει και να δύει ο Ήλιος κάθε μέρα;", "Βαθμός"
    : 2
"Δώσε ένα παράδειγμα αντικειμένου που ανακλά πολύ φως και ένα που
    απορροφά πολύ φως.", "Βαθμός": 2
"Τι θα γινόταν αν δεν υπήρχε φως; Θα μπορούσαμε να δούμε κάτι;", "
    Βαθμός": 2
"Πώς αλλάζει η όρασή σου όταν βρίσκεσαι σε πολύ φωτεινό ή πολύ
    σκοτεινό μέρος;", "Βαθμός": 1
"Δώσε ένα παράδειγμα διαφανούς αντικειμένου.", "Βαθμός": 2
"Πώς σχηματίζονται οι σκιές όταν υπάρχουν πολλές πηγές φωτός;", "
    Βαθμός": 3
"Δώσε ένα παράδειγμα ετερόφωτου αντικειμένου που βλέπεις γύρω σου.", "
    Βαθμός": 2
"Ποια από τις έννοιες που συζητήσαμε σου φάνηκε πιο ενδιαφέρουσα; ", "
    Βαθμός": 1
"Δώσε ένα παράδειγμα αυτόφωτου και ένα παράδειγμα ετερόφωτου
    αντικειμένου.", "Βαθμός": 2
"Δώσε ένα παράδειγμα καθημερινής ζωής όπου βλέπεις σκιές.", "Βαθμός":
    1
"Τι επηρεάζει το σχήμα και το μέγεθος μιας σκιάς;", "Βαθμός": 3
"Ποια είναι η ταχύτητα του φωτός στο κενό;", "Βαθμός": 2
"Αν ο Ήλιος σταματούσε να εκπέμπει φως, πόσο χρόνο θα χρειαζόταν για
    να το καταλάβουμε στη Γη;", "Βαθμός": 3
"Πώς το φως μεταφέρει ενέργεια μέσω φωτονίων;", "Βαθμός": 4
"Πώς δημιουργείται η σκιά όταν το φως πέφτει πάνω σε ένα αδιαφανές
    αντικείμενο; ", "Βαθμός": 2
"Γιατί η σκιά μας δεν εξαφανίζεται εντελώς όταν ο ήλιος είναι ακριβώς
    πάνω μας;", "Βαθμός": 3
"Τι συμβαίνει όταν το φως συναντά διαφανή, ημιδιαφανή και αδιαφανή
    αντικείμενα; Δώσε από ένα παράδειγμα για κάθε τύπο.", "Βαθμός": 3
"Αν το φως χρειάζεται 8 λεπτά για να φτάσει από τον Ήλιο στη Γη, πόσα
    χιλιόμετρα απέχει ο Ήλιος;", "Βαθμός": 4
"Γιατί δεν μπορούμε να δούμε το φως να ταξιδεύει;", "Βαθμός": 3
"Τι θα συμβεί στον χρόνο αν ταξιδεύαμε με την ταχύτητα του φωτός;", "
    Βαθμός": 5
"Πώς διαφέρουν τα αυτόφωτα από τα ετερόφωτα αντικείμενα στην όρασή
    μας;", "Βαθμός": 3
"Πώς αντανακλούν τα ετερόφωτα αντικείμενα το φως και πώς αυτό μας
    βοηθά να τα βλέπουμε;", "Βαθμός": 3
"Γιατί οι πολικές αρκούδες έχουν λευκή γούνα ενώ ζουν σε ψυχρά
    κλίματα;", "Βαθμός": 4
"Γιατί τα αντικείμενα φαίνονται σε διάφορα χρώματα; Τι συμβαίνει στο
    φως που πέφτει πάνω τους;", "Βαθμός": 3
"Πώς επηρεάζεται η σκιά ενός αδιαφανούς αντικειμένου όταν η φωτεινή
    πηγή βρίσκεται πίσω από ένα ημιδιαφανές αντικείμενο;", "Βαθμός": 4
"Πώς επηρεάζεται η σκιά ενός αδιαφανούς αντικειμένου όταν η φωτεινή
    πηγή είναι πολύ μικρή; Θα είναι πιο καθαρή ή πιο θολή;", "Βαθμός":
```

```
    3
"Δώσε ένα παράδειγμα στη φύση όπου βλέπουμε ταυτόχρονα σκιά (umbra)
    και παρασκιά (penumbra).", "Βαθμός": 3
"Το φως που βλέπουμε προέρχεται πάντα από το ίδιο το αντικείμενο ή
    μπορεί να έρχεται από άλλη πηγή;", "Βαθμός": 2
"Γιατί η Σελήνη φαίνεται πιο φωτεινή τη νύχτα και όχι τόσο την ημέρα;"
    , "Βαθμός": 3
"Ποιο άλλο ετερόφωτο αντικείμενο βλέπουμε στον ουρανό εκτός από τη
    Σελήνη;", "Βαθμός": 2
"Γιατί βλέπουμε αστέρια που βρίσκονται πολύ μακριά από εμάς; ", "
    Βαθμός": 3
"Τι συμβαίνει όταν το φως φτάνει στα μάτια μας και πώς ο εγκέφαλος
    αντιλαμβάνεται αυτό που βλέπουμε;", "Βαθμός": 3
"Γιατί είναι σημαντικό το φως να ταξιδεύει τόσο γρήγορα;", "Βαθμός": 3
```

Κώδικας Β'.19: Κατάλογος ερωτήσεων με βαθμό δυσκολίας

```
#!/usr/bin/env python
# -*- coding: utf-8 -*-

"""Διαβάζει
:
  1.  questions_difficulty.json  (list από {question, difficulty})
  2.  conversation_questions.json (list από {id, questions})Για

 κάθε ερώτηση στο conversation_questions:
  • αν βρεθεί στο questions_difficulty → παίρνει τον βαθμό δυσκολίας
  • διαφορετικά → difficulty = 0Αποθηκεύει

 το αποτέλεσμα σε αρχείο JSON πχ(.. conversation_difficulties.json)
"""

import json
from pathlib import Path

#
    ----------------------------------------------------------------------

#  ΡΥΘΜΙΣΕ ΤΑ ΜΟΝΟΠΑΤΙΑ ΤΩΝ ΑΡΧΕΙΩΝ ΣΟΥ
#
    ----------------------------------------------------------------------

QUESTIONS_DIFFICULTY_PATH   = Path("questions_difficulty.json")
CONVERSATIONS_PATH          = Path("conversation_questions_V1.1.json")
OUTPUT_PATH                 = Path("conversation_difficulties_V1.1.
    json")


#
    ----------------------------------------------------------------------

#  ΒΟΗΘΗΤΙΚΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ
#
    ----------------------------------------------------------------------

def load_json(path: Path):
    """Διάβασε ένα αρχείο JSON και γύρισέ το ως Python object."""
    with path.open("r", encoding="utf-8") as f:
        return json.load(f)


```

```
def build_question2difficulty_map(qd_list):
    """
    Δημιουργεί dict:
        κείμενοερώτησης_ (str)  -->  difficulty (int)
    Tip: αφαιρούμε κενά δεξιάαριστερά/ για πιο «χαλαρή» αντιστοίχιση.
    """
    mapping = {}
    for item in qd_list:
        q_text = item["question"].strip()
        mapping[q_text] = int(item.get("difficulty", 0))
    return mapping


def convert_conversations(conv_list, q2diff):
    """
    Μετατρέπει κάθε conversation σε:
        { id: ..., questions: [difficulty, ...] }
    """
    result = []
    for convo in conv_list:
        conv_id = convo["id"]
        difficulties = [
            q2diff.get(q.strip(), 0)          # αναζήτηση, default=0
            for q in convo["questions"]
        ]
        result.append({"id": conv_id, "questions": difficulties})
    return result


#
    ---------------------------------------------------------------------

#  ΚΥΡΙΩΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
#
    ---------------------------------------------------------------------

def main():
    # 1) Ανάγνωση αρχείων
    questions_difficulty = load_json(QUESTIONS_DIFFICULTY_PATH)
    conversations        = load_json(CONVERSATIONS_PATH)

    # 2) Ο χάρτης ερώτησης → βαθμός
    q2diff = build_question2difficulty_map(questions_difficulty)

    # 3) Μετατροπή των conversations
    converted = convert_conversations(conversations, q2diff)

    # 4) Αποθήκευση αποτελέσματος
    with OUTPUT_PATH.open("w", encoding="utf-8") as f:
        json.dump(converted, f, ensure_ascii=False, indent=2)

    print(f"✅ Αποθηκεύτηκε το αρχείο: {OUTPUT_PATH.resolve()}")


if __name__ == "__main__":
    main()
```

Κώδικας Β'.20: Ο κώδικας διαβάζει τη λίστα των ερωτήσεων που έχουν τεθεί σε κάθε συνεδρία, και τους αποδίδει τον αντίστοιχο βαθμό δυσκολίας από προϋπάρχουσα καταγραφή. Εάν κάποια ερώτηση δεν εντοπιστεί στη λίστα, της αποδίδεται βαθμός 0. Το αποτέλεσμα αποθηκεύεται σε νέο αρχείο JSON για στατιστική επεξεργασία.

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""Σύγκριση
 δυσκολίας ερωτήσεων μεταξύ δύο αρχείων JSON
1. Υπολογισμός ποσοστών δυσκολιών (1-5) & ομαδικό ραβδόγραμμα
2. Δημιουργία λιστών σχετικών θέσεων ONE*,TWO…*,
3. ΕύκολεςΔύσκολες/ (EASY*, DIF*) και οριζόντιο θηκόγραμμα
"""

import json
from pathlib import Path
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

#
    ------------------------------------------------------------------------

# 1.  ΟΝΟΜΑΤΑ ΑΡΧΕΙΩΝ προσαρμόστε( αν χρειάζεται)
#
    ------------------------------------------------------------------------

FILE1 = Path("conversation_difficulties_V1.1.json")
FILE2 = Path("conversation_difficulties_V1.2.json")

#
    ------------------------------------------------------------------------

# 2.  ΒΟΗΘΗΤΙΚΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ
#
    ------------------------------------------------------------------------

def load_conversations(fp):
    """Διαβάζει το json και επιστρέψει τη λίστα αντικειμένων"""
    with open(fp, encoding="utf-8") as f:
        return json.load(f)

def percentage_counts(conversations):
    """
    Επιστρέψει λεξικό {1:%, 2:%, …, 5:%} με ποσοστά εμφάνισης
    αγνοούνται( τα μηδενικά).
    """
    counts = {i: 0 for i in range(1, 6)}
    total = 0
    for conv in conversations:
        for q in conv["questions"]:
            if q in counts:
                counts[q] += 1
                total += 1
    # μετατροπή σε ποσοστά
    return {k: (v / total * 100 if total else 0) for k, v in counts.
    items()}

def relative_positions(conversations):
    """
    Επιστρέψει dict…{1:[], …2:[], …, …5:[]}
    που περιέχει τις σχετικές θέσεις (index/N) κάθε δυσκολίας.
    """
    pos = {i: [] for i in range(1, 6)}
    for conv in conversations:
        qs = conv["questions"]
        N = len(qs)
        if N == 0:
```

```
            continue
        for idx, val in enumerate(qs):
            if val in pos:
                pos[val].append(idx / N)  # (index-1)/N   <=>   idx/N
    return pos

#
    ------------------------------------------------------------------------

# 3.  ΦΟΡΤΩΝΟΥΜΕ ΔΕΔΟΜΕΝΑ
#
    ------------------------------------------------------------------------

data1 = load_conversations(FILE1)
data2 = load_conversations(FILE2)

perc1 = percentage_counts(data1)
perc2 = percentage_counts(data2)

pos1  = relative_positions(data1)
pos2  = relative_positions(data2)

#
    ------------------------------------------------------------------------

# 4.  ΡΑΒΔΟΓΡΑΜΜΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΠΟΣΟΣΤΩΝ
#
    ------------------------------------------------------------------------

labels = np.array([1, 2, 3, 4, 5])
vals1  = np.array([perc1[i] for i in labels])
vals2  = np.array([perc2[i] for i in labels])

x = np.arange(len(labels))        # θέσεις στον άξονα x
width = 0.35                      # πλάτος ράβδου

fig, ax = plt.subplots(figsize=(8, 5))
bars1 = ax.bar(x - width/2, vals1, width, label="Διάδοση και Φύση του
    Φωτός V1.1")
bars2 = ax.bar(x + width/2, vals2, width, label="Διάδοση και Φύση του
    Φωτός V1.2")

ax.set_xlabel("Δυσκολία")
ax.set_ylabel("Ποσοστό (%)")
ax.set_xticks(x)
ax.set_xticklabels(labels)
ax.set_ylim(0, 70)
ax.set_title("Συγκριτική κατανομή δυσκολίας ερωτήσεων")
ax.legend()
plt.tight_layout()

# --- Προσθήκη ετικετών πάνω από κάθε ράβδο ---
for bar in bars1:
    yval = bar.get_height()
    ax.text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, yval + 1, f'{yval:.1f}%',
     ha='center', va='bottom', fontsize=10)

for bar in bars2:
    yval = bar.get_height()
    ax.text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, yval + 1, f'{yval:.1f}%',
     ha='center', va='bottom', fontsize=10)
```

```
102
103 plt.show()
104
105
106 # ------------------------------------------------------------
107 # 5.  ΛΙΣΤΕΣ ONE*, TWO*, …  &  EASY*, DIF*
108 # ------------------------------------------------------------
109 # Πρώτο αρχείο
110 ONE1,   TWO1,   THREE1, FOUR1, FIVE1 = (pos1[1], pos1[2], pos1[3],
    pos1[4], pos1[5])
111 EASY1 = ONE1 + TWO1
112 DIF1  = THREE1 + FOUR1 + FIVE1
113
114 # Δεύτερο αρχείο
115 ONE2,   TWO2,   THREE2, FOUR2, FIVE2 = (pos2[1], pos2[2], pos2[3],
    pos2[4], pos2[5])
116 EASY2 = ONE2 + TWO2
117 DIF2  = THREE2 + FOUR2 + FIVE2
118
119 # ------------------------------------------------------------
120 # 6.  ΟΡΙΖΟΝΤΙΟ ΘΗΚΟΓΡΑΜΜΑ (BOXPLOT)
121 # ------------------------------------------------------------
122 fig2, ax2 = plt.subplots(figsize=(9, 4))
123
124 box_data = [EASY1, EASY2, DIF1, DIF2]
125 labels_box = ["Εύκολες V1.1", "Εύκολες V1.2", "Δύσκολες V1.1", "
    Δύσκολες V1.2"]
126
127 box = ax2.boxplot(
128     box_data,
129     vert=False,
130     labels=labels_box,
131     patch_artist=True,
132     boxprops=dict(facecolor="#8ecae6"),
133     medianprops=dict(color="red")
134 )
135
136 # Χρώματα για κάθε κουτί (2 πρώτα γαλάζιο, 2 επόμενα ανοιχτό
    πορτοκαλί)
137 box_colors = ["#8ecae6", "#ffb480", "#8ecae6", "#ffb480"]
138 for patch, color in zip(box['boxes'], box_colors):
139     patch.set_facecolor(color)
140
141 ax2.set_xlabel("Θέση στον χρόνο (0: αρχή της συνεδρίας. 1: τέλος της
    συνεδρίας)")
142 ax2.set_title("Κατανομή Ερωτήσεων στον χρόνο")
143 ax2.set_xlim(0, 1)
144 plt.tight_layout()
145 plt.show()
```

Κώδικας Β′.21: Ο κώδικας συγκρίνει την κατανομή των βαθμών δυσκολίας (1–5) των ερωτήσεων που τέθηκαν από το *PhysicsBot* στις δύο εκδόσεις του σεναρίου. Υπολογίζονται τα ποσοστά εμφάνισης, κατασκευάζονται λίστες σχετικής θέσης για κάθε κατηγορία δυσκολίας και οπτικοποιούνται τα αποτελέσματα με ομαδικό ραβδόγραμμα και οριζόντιο θηκόγραμμα.

Β'.2.11 Κώδικα για την Ποσοτική Ανάλυση των Ερωτήσεων Σκαλωσιάς ανά Έκδοση

```
#!/usr/bin/env python3
"""
likert_stats_minimal.py - Περιγραφικά στατιστικά &  αCronbachγια
 ερωτηματολόγιο 7 ερωτήσεων τύπου Likert.•

 Υπολογίζει mean, std, min, median, max ανά ερώτηση•
 'αCronbachs  για συνολική εσωτερική συνέπειαΡυθμίσεις

:
    INPUT_PATH: πλήρης ή σχετικό path του αρχείου Excel ή CSV με τις
    απαντήσεις
    SHEET_NAME: όνομα ή index φύλλου Excel αγνοείται( για CSV)Τρέξιμο

:
    python likert_stats_minimal.py
"""

from pathlib import Path
import pandas as pd

# === Παραμετροποίηση ===
INPUT_PATH = r"PhysicsBotV1.1.xlsx"
SHEET_NAME = "Sheet1"

MAP = {
    "Ποτέ": 1,
    "Σπάνια": 2,
    "Μερικές φορές": 3,
    "Συχνά": 4,
    "Πάντα": 5,
}

def load_data(path: str | Path, sheet: str | int | None = None) -> pd.
    DataFrame:
    path = Path(path)
    df = pd.read_excel(path, sheet_name=sheet) if path.suffix.lower()
    in {".xlsx", ".xls"} else pd.read_csv(path)
    likert = df.iloc[:, 2:9].copy()
    if not all(str(col).startswith("Q") for col in likert.columns):
        likert.columns = [f"Q{i}" for i in range(1, 8)]
    return likert.replace(MAP).astype(float)

def compute_stats(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    return pd.DataFrame({
        "mean": df.mean(),
        "std": df.std(ddof=1),
        "min": df.min(),
        "median": df.median(),
        "max": df.max(),
    }).round(2)

def cronbach_alpha(df: pd.DataFrame) -> float:
    k = df.shape[1]
    return round((k / (k - 1)) * (1 - df.var(ddof=1).sum() / df.sum(
    axis=1).var(ddof=1)), 3)

```

```
def main():
    df = load_data(INPUT_PATH, SHEET_NAME)
    stats = compute_stats(df)
    alpha = cronbach_alpha(df)
    print("\Περιγραφικάn στατιστικά:\n", stats, sep="")
    print(f"\nCronbach α: {alpha}\n")

if __name__ == "__main__":
    main()
```

Κώδικας Β'.22: Επεξεργασία ερωτηματολογίου τύπου Likert. Ο κώδικας υπολογίζει βασικά περιγραφικά στατιστικά (μέση τιμή, τυπική απόκλιση, ελάχιστο, διάμεσο, μέγιστο) και τον συντελεστή αξιοπιστίας Cronbach για ένα σύνολο επτά ερωτήσεων, αγνοώντας γραφήματα και ανάλυση παραγόντων.

Β'.2.12 Κώδικα για την Σύγκριση μεταξύ Εκδόσεων

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
likert_compare.py - Συγκριτική περιγραφική & επαγωγική ανάλυση 7
    Likertερωτήσεων
 για 2 ομάδες / εκδόσεις.•

 Φορτώνει 2 αρχεία Excel ίδια( δομή: στήλες 3-9 είναι -Q1Q7)•
 Υπολογίζει mean & std ανά ερώτηση και ομάδα•
 Υπολογίζει -MannWhitney U test μονόπλευρο(: V1.2 > V1.1) ανά ερώτηση•
 Υπολογίζει συνολικό σκορ (-Q1Q7) ανά συμμετέχοντα και Mann-Whitney U•
 Παράγει διπλό γράφημα:
    1) bar chart με μέσο ± SD (2 μπάρεςερώτηση/) + πίνακας p-values
    2) boxplot με τις 2 ομάδες ανά ερώτηση•
 SAVE_PLOT = True  →  αποθηκεύει PNG στον ίδιο φάκελοΤρέξιμο

:
    python likert_compare.py
"""

from __future__ import annotations
from pathlib import Path

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import mannwhitneyu

############################################################
# === ΡΥΘΜΙΣΕΙΣ ============================================
############################################################
FILE1       = r"PhysicsBotV1.1.xlsx"      # ομάδα 1 (V1.1)
FILE2       = r"PhysicsBotV1.2.xlsx"      # ομάδα 2 (V1.2)
SHEET_NAME  = "Sheet1"                    # ίδιο sheet και στα 2
    αρχεία
GROUP_LABEL = ["V1.1", "V1.2"]
ALPHA       = 0.05                        # επίπεδο σημαντικότητας
SAVE_PLOT   = True                        # False → μόνο εμφάνιση

# Αντιστοίχιση λεκτικών τιμών Likert σε αριθμούς
MAP = {
```

```
    "Ποτέ": 1,
    "Σπάνια": 2,
    "Μερικές φορές": 3,
    "Συχνά": 4,
    "Πάντα": 5,
}

# ============================================================
# === ΦΟΡΤΩΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ======================================
# ============================================================
def load_data(path: str | Path, sheet: str | int | None = None) -> pd.DataFrame:
    """Διαβάζει αρχείο (xlsx ή csv) & επιστρέφει DF με στήλες -Q1Q7 (numeric)."""
    path = Path(path)
    if path.suffix.lower() in {".xlsx", ".xls"}:
        df = pd.read_excel(path, sheet_name=sheet)
    else:
        df = pd.read_csv(path)

    likert = df.iloc[:, 2:9].copy()          # στήλες 3-9 → Q1-Q7
    if not all(str(c).startswith("Q") for c in likert.columns):
        likert.columns = [f"Q{i}" for i in range(1, 8)]
    return likert.replace(MAP).astype(float)

# ============================================================
# === ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ============================================
# ============================================================
def compute_desc(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """Επιστρέφει mean & std ανά ερώτηση."""
    return pd.DataFrame({
        "mean": df.mean(),
        "std":  df.std(ddof=1)
    }).round(2)

def mann_whitney(df1: pd.DataFrame, df2: pd.DataFrame,
                 alpha: float = ALPHA) -> pd.DataFrame:
    """
    Εκτελεί -MannWhitney U test μονόπλευρο(: df2 > df1) ανά στήλη.

    H0: Καμία διαφορά
    H1: V1.2 (df2) > V1.1 (df1)
    """
    out = []
    for col in df1.columns:
        u, p = mannwhitneyu(df1[col].dropna(),
                            df2[col].dropna(),
                            alternative="less")  # df1 < df2
        sig = "Ναι" if p < alpha else "Όχι"
        out.append({"U": u, "p": p, "Σημαντική": sig})
    return pd.DataFrame(out, index=df1.columns)

# ============================================================
# === ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ ============================================
# ============================================================
def plot_comparison(
    df1: pd.DataFrame,
    df2: pd.DataFrame,
    stats1: pd.DataFrame,
    stats2: pd.DataFrame,
    mw_df: pd.DataFrame,
```

```
    labels: tuple[str, str],
    out: Path | None = None,
) -> None:
    """Δημιουργεί το διπλό συγκριτικό γράφημα και πίνακα p-values."""
    q_labels = df1.columns.tolist()
    n = len(q_labels)
    x = np.arange(n)
    width = 0.35

    fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(16, 7))

    # — Bar chart μέσος( ± SD)
    ax[0].bar(x - width/2, stats1["mean"], width,
              yerr=stats1["std"], capsize=4, label=labels[0])
    ax[0].bar(x + width/2, stats2["mean"], width,
              yerr=stats2["std"], capsize=4, label=labels[1])

    ax[0].set_xticks(x)
    ax[0].set_xticklabels(q_labels)
    ax[0].set_ylim(1, 5.4)
    ax[0].set_ylabel("Μέσος ± SD")
    ax[0].set_title("Συγκριτικό Mean ± SD")
    ax[0].legend()

    # — Boxplot
    data, positions = [], []
    spacing = 3             # για κενό ανά ερώτηση
    for i, q in enumerate(q_labels):
        data.extend([df1[q].dropna(), df2[q].dropna()])
        positions.extend([i * spacing + 1, i * spacing + 2])

    box = ax[1].boxplot(
        data,
        positions=positions,
        widths=0.6,
        patch_artist=True,
        showmeans=True,
    )

    # χρωματισμοί
    colors = ["#1f77b4", "#ff7f0e"]
    for i, patch in enumerate(box["boxes"]):
        patch.set(facecolor=colors[i % 2], alpha=0.5)
    for med in box["medians"]:
        med.set(color="black", linewidth=1.2)
    for m in box["means"]:
        m.set(marker="^", markerfacecolor="green", markersize=7)

    ax[1].set_xticks([i * spacing + 1.5 for i in range(n)])
    ax[1].set_xticklabels(q_labels)
    ax[1].set_ylim(1, 5.4)
    ax[1].set_ylabel("Likert")
    ax[1].set_title("Συγκριτικό Boxplot")

    plt.tight_layout()

    if out:
        plt.savefig(out, dpi=300, bbox_inches="tight")
        print(f"\Αποθηκεύτηκεn γράφημα: {out}")

    plt.show()
```

```
160
161 ############################################################
162 # === MAIN ================================================
163 ############################################################
164 def main() -> None:
165     # === Φόρτωση ============================================
166     df1 = load_data(FILE1, SHEET_NAME)
167     df2 = load_data(FILE2, SHEET_NAME)
168
169     # === Περιγραφικά ========================================
170     stats1 = compute_desc(df1)
171     stats2 = compute_desc(df2)
172
173     print("\n Περιγραφικά στατιστικά :")
174     print("\n", GROUP_LABEL[0])
175     print(stats1)
176     print("\n", GROUP_LABEL[1])
177     print(stats2)
178
179     # === -MannWhitney ανά ερώτηση ====================
180     mw_df = mann_whitney(df1, df2, ALPHA)
181
182     print("\n -MannWhitney U ανά ερώτηση μονόπλευρο(: V1.2 > V1.1) :"
    )
183     print(mw_df[["p", "U", "Σημαντική"]].round(4))
184
185     # === Συνολικό σκορ ================================
186     total1 = df1.sum(axis=1)
187     total2 = df2.sum(axis=1)
188
189     u_tot, p_tot = mannwhitneyu(total1, total2, alternative="less")  #
    V1.2 > V1.1
190     mean1, mean2 = total1.mean(), total2.mean()
191     med1, med2 = total1.median(), total2.median()
192     sig_tot = "Ναι" if p_tot < ALPHA else "Όχι"
193
194     print("\n Συνολικό σκορ -Q1Q7 :")
195     print(f"{GROUP_LABEL[0]}: mean={mean1:.2f}, median={med1:.2f}")
196     print(f"{GROUP_LABEL[1]}: mean={mean2:.2f}, median={med2:.2f}")
197     print(f"-MannWhitney U = {u_tot:.2f}, p = {p_tot:.4f}  →  "
198           f"Σημαντική: {sig_tot}")
199
200     # === Γράφημα ============================================
201     out = None
202     if SAVE_PLOT:
203         out = Path(FILE1).with_suffix('').with_name("likert_comparison
    .png")
204     plot_comparison(
205         df1, df2,
206         stats1, stats2,
207         mw_df,
208         tuple(GROUP_LABEL),
209         out
210     )
211
212 if __name__ == "__main__":
213     main()
```

Κώδικας Β'.23: Κώδικας συγκριτικής ανάλυσης επτά ερωτήσεων τύπου Likert μεταξύ δύο εκδόσεων του *PhysicsBot*, με παραγωγή γραφημάτων (bar chart και boxplot) και υπολογισμό περιγραφικών στατιστικών.

Β′.2.13 Κώδικας Επιβεβαιωτικής Ανάλυσης Παραγόντων (CFA)

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
likert_cfa.py - Confirmatory Factor Analysis (CFA) για 7 Likert items.
    •

 παραγοντικό3- μοντέλο:
      Adaptation   ← Q1 Q2 Q3
      Withdrawal   ← Q4 Q5 Q6
      ←Participation Q7•
 CFI, TLI, RMSEA από semopy.•
 SRMR από semopy ή χειροκίνητα (robust σε διαφορετικές εκδόσεις
    βιβλιοθήκης).Απαιτήσεις

:  pip install semopy pandas numpy openpyxlΤρέξιμο
:      python likert_cfa.py
"""
from __future__ import annotations
from pathlib import Path
import warnings
import numpy as np
import pandas as pd

try:
    from semopy import Model, calc_stats  # type: ignore
except ImportError as exc:  # pragma: no cover
    raise ImportError("Εγκατάστησε το semopy με:  pip install semopy")
     from exc

#
    ----------------------------------------------------------------------

# 1. Ρυθμίσεις
#
    ----------------------------------------------------------------------

INPUT_PATH   = r"PhysicsBotV1.2.xlsx"   # Excel ή CSV
SHEET_NAME   = "Sheet1"                 # αγνοείται για CSV
DROP_ZEROVAR = True                     # κόψε στήλες με var=0
IMPUTE_MEAN  = True                     # mean imputation για NaN
VERBOSITY    = 1                        # 0=silent, 1=basic, 2=debug

MAP = {"Ποτέ": 1, "Σπάνια": 2, "Μερικές φορές": 3, "Συχνά": 4, "Πάντα"
    : 5}

#
    ----------------------------------------------------------------------

# 2. Βοηθητικά
#
    ----------------------------------------------------------------------

def load_data(path: str | Path, sheet: str | int | None = None) -> pd.
    DataFrame:
    """Διάβασε Excel/CSV, κράτα τις 7 ερωτήσεις, καθάρισέ τες."""
    path = Path(path)
    if path.suffix.lower() in {".xlsx", ".xls"}:
        df = pd.read_excel(path, sheet_name=sheet, engine="openpyxl")
    else:
```

```
        df = pd.read_csv(path)

    likert = df.iloc[:, 2:9].copy()
    if not all(str(c).startswith("Q") for c in likert.columns):
        likert.columns = [f"Q{i}" for i in range(1, 8)]

    likert = likert.replace(MAP).astype(float)

    # -- καθάρισμα --
    if DROP_ZEROVAR:
        zero_var = likert.var() == 0
        if zero_var.any() and VERBOSITY:
            print("⚠️  Στήλες με μηδενική διασπορά:", list(likert.columns[zero_var]))
        likert = likert.loc[:, ~zero_var]

    if IMPUTE_MEAN:
        miss = likert.isna().sum()
        if miss.any() and VERBOSITY:
            print("ℹ️  Imputation μέσου όρου:", list(miss[miss > 0].index))
        likert = likert.apply(lambda col: col.fillna(col.mean()), axis=0)

    return likert


def _detect_cols(est: pd.DataFrame) -> tuple[str, str, str]:
    """Εντοπίζει ονόματα στηλών με factors/items/loadings στο semopy."""
    lhs = "lhs" if "lhs" in est.columns else "lval"
    rhs = "rhs" if "rhs" in est.columns else "rval"
    for cand in ("est_std", "Std.Est", "std_est", "Estimate"):
        if cand in est.columns:
            return lhs, rhs, cand
    raise ValueError("Δεν βρέθηκαν standardized estimates.")


def _implied_cov(model: "Model", df_cols: list[str]) -> np.ndarray:
    """Παίρνει τον υπονοούμενο πίνακα συνδιακυμάνσεων για τα df_cols."""
    # Νεότερες εκδόσεις semopy (>=2.4) - calc_sigma()  :contentReference[oaicite:0]{index=0}
    if hasattr(model, "calc_sigma"):
        sigma, _ = model.calc_sigma()
        obs_order = list(model.vars["observed"])
        R = pd.DataFrame(sigma, index=obs_order, columns=obs_order)
        return R.loc[df_cols, df_cols].values
    # Παλιές εκδόσεις (<2.4) - implied_covariance()
    if hasattr(model, "implied_covariance"):
        return model.implied_covariance(df_cols).values
    raise AttributeError("Δεν βρέθηκε συνάρτηση για implied covariance στο Model.")


def _srmr(model: "Model", df: pd.DataFrame, debug: bool = False) -> float:
    """Χειροκίνητος SRMR - αγνοεί NaN/Inf residuals, δουλεύει σε όλες τις εκδόσεις."""
    S = df.cov().values
    R = _implied_cov(model, df.columns.tolist())
```

```
    std = np.sqrt(np.outer(np.diag(S), np.diag(S)))
    resid = (S - R) / std
    mask = np.triu_indices_from(resid, 1)
    val = resid[mask]
    val = val[np.isfinite(val)]  # κόψε NaN/Inf

    if debug:
        print("\nDEBUG: SRMR details")
        print("S=\n", S)
        print("R=\n", R)
        print("Resid=\n", resid)
        print("Finite resid (upper):", val)

    return np.nan if val.size == 0 else round(float(np.sqrt((val**2).
    mean())), 3)


def run_cfa(df: pd.DataFrame) -> tuple[pd.DataFrame, dict[str, float
    ]]:
    """Τρέχει CFA και δίνει loadings + fit indices."""
    mdl = Model("""
        Adaptation =~ Q1 + Q2 + Q3
        Withdrawal =~ Q4 + Q5 + Q6
        Participation =~ Q7
    """)
    mdl.fit(df)

    est = mdl.inspect(std_est=True)
    lhs, rhs, col = _detect_cols(est)
    loadings = (
        est[est["op"] == "=~"][[lhs, rhs, col]]
        .rename(columns={lhs: "Factor", rhs: "Item", col: "Loading"})
        .reset_index(drop=True)
    )
    loadings["Loading"] = loadings["Loading"].round(3)

    stats = calc_stats(mdl)
    indices: dict[str, float] = {}
    for k in ("CFI", "TLI", "RMSEA", "SRMR"):
        v = stats.get(k, np.nan)
        if isinstance(v, pd.Series):
            v = v.iloc[0]
        indices[k] = round(float(v), 3) if pd.notna(v) else np.nan

    # Fallback SRMR
    if np.isnan(indices.get("SRMR", np.nan)):
        indices["SRMR"] = _srmr(mdl, df, debug=VERBOSITY >= 2)

    return loadings, indices

#
    ----------------------------------------------------------------------

# 3. main
#
    ----------------------------------------------------------------------

def main() -> None:
    df = load_data(INPUT_PATH, SHEET_NAME)

    if VERBOSITY:
```

```
        print("Διασπορές ανά στήλη:")
        print(df.var().round(3).to_string())
        print("\Μοναδικέςn τιμές:")
        print(df.nunique().to_string())

    load, fit = run_cfa(df)

    print("\nCFA - Standardized Loadings")
    print(load.to_string(index=False))

    print("\nCFA - Fit Indices")
    for k, v in fit.items():
        print(f"  {k}: {v}")

if __name__ == "__main__":
    warnings.filterwarnings("ignore", category=RuntimeWarning)
    main()
```

Κώδικας Β'.24: Κώδικας Python για την Επιβεβαιωτική Ανάλυση Παραγόντων (CFA) στην έκδοση *V1.2* του *PhysicsBot*, με χρήση του πακέτου *semopy*. Το μοντέλο βασίζεται σε τρεις θεωρητικές διαστάσεις και αξιολογείται με τους δείκτες προσαρμογής CFI, TLI, RMSEA και SRMR.

Β'.2.14 Κώδικας Ανάλυσης Εσωτερικής Συνέπειας και Περιγραφικά Στατιστικά

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
likert_stats_20items.py - Περιγραφικά στατιστικά & Cronbach αγια
 20 ερωτήσεις Likert (-Q8Q27) σε αρχείο Excel.•

 Υπολογίζει mean, std, median, min, max για κάθε ερώτηση•
 'Cronbachs α για κάθε υποκλίμακα (KA, KAP, EC, PU, CUS)Ρυθμίσεις

:
    INPUT_PATH : πλήρης ή σχετικό path του Excel/CSV
    SHEET_NAME : όνομα ή index φύλλου Excel αγνοείται( για CSV)Τρέξιμο

:
    python likert_stats_20items.py
"""
from pathlib import Path

import pandas as pd

# === Παραμετροποίηση
    ====================================================
INPUT_PATH = r"PhysicsBotV1.2.xlsx"
SHEET_NAME = "Sheet1"

MAP = {
    "Διαφωνώ απόλυτα": 1,
    "Διαφωνώ": 2,
    "Ούτε συμφωνώ, ούτε διαφωνώ": 3,
    "Συμφωνώ": 4,
```

```
    "Συμφωνώ απόλυτα": 5,
}

SUBSCALES = {
    "KA":  ["Q8", "Q9", "Q10", "Q11"],
    "KAP": ["Q12", "Q13", "Q14", "Q15"],
    "EC":  ["Q16", "Q17", "Q18", "Q19"],
    "PU":  ["Q20", "Q21", "Q22", "Q23"],
    "CUS": ["Q24", "Q25", "Q26", "Q27"],
}


# === Συναρτήσεις ============================================================
def load_data(path: str | Path, sheet: str | int | None = None) -> pd.DataFrame:
    """
    Διαβάζει το αρχείο και επιστρέφει DataFrame με τις στήλες -KAD αποτυπωμένες ως -Q8Q27, μετατρέποντας τα λεκτικά σε 1-5.
    """
    path = Path(path)
    if path.suffix.lower() in {".xlsx", ".xls"}:
        df_full = pd.read_excel(path, sheet_name=sheet)
    else:
        df_full = pd.read_csv(path)

    # Στήλες K (index 10) έως AD (index 30 αποκλειστικό) → 20 ερωτήσεις
    likert = df_full.iloc[:, 10:30].copy()

    likert.columns = [f"Q{i}" for i in range(8, 28)]  # Q8 .. Q27
    likert = likert.replace(MAP).astype(float)

    return likert


def compute_stats(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """
    Επιστρέφει mean, std, median, min, max για κάθε στήλη στρογγυλοποίηση( 2 δεκ.).
    """
    return (
        df.agg(["mean", "std", "median", "min", "max"])
        .T
        .round(2)
        .rename(
            columns={
                "mean": "Mean",
                "std": "SD",
                "median": "Median",
                "min": "Min",
                "max": "Max",
            }
        )
    )


def cronbach_alpha(df: pd.DataFrame) -> float:
    """Υπολογισμός 'Cronbachs α."""
    k = df.shape[1]
    if k < 2:
```

```
        return float("nan")
    item_var = df.var(ddof=1).sum()
    total_var = df.sum(axis=1).var(ddof=1)
    alpha = (k / (k - 1)) * (1 - item_var / total_var)
    return round(alpha, 3)


def alphas_by_subscale(df: pd.DataFrame, subscales: dict) -> pd.Series:
    """Υπολογίζει α για κάθε subscale (Series)."""
    return pd.Series(
        {name: cronbach_alpha(df[cols]) for name, cols in subscales.items()},
        name="Cronbach α",
    )


# === main ============================================================
def main() -> None:
    df = load_data(INPUT_PATH, SHEET_NAME)

    # Περιγραφικά στατιστικά
    # ------------------------------------------------
    stats = compute_stats(df)

    # Cronbach α ανά υποκλίμακα
    # ----------------------------------------------
    alpha_sub = alphas_by_subscale(df, SUBSCALES)

    # === Εκτύπωση αποτελεσμάτων
    # ========================================
    print("\Περιγραφικάn στατιστικά (-Q8Q27):")
    print(stats.to_string())

    print("\nCronbach α ανά υποκλίμακα:")
    print(alpha_sub.to_string())

    # Προαιρετικά ο συνολικός α για όλες τις ερωτήσεις
    total_alpha = cronbach_alpha(df)
    print(f"\Συνολικόςn Cronbach α (20 items): {total_alpha}\n")


if __name__ == "__main__":
    main()
```

Κώδικας Β′.25: Υπολογισμός περιγραφικών στατιστικών και Cronbach's α για τις είκοσι ερωτήσεις αξιολόγησης εκπαιδευτικής αξίας του *PhysicsBot*. Ο κώδικας αναλύει τις στήλες Q8–Q27, υπολογίζει ξεχωριστά στατιστικά για κάθε ερώτηση και εκτιμά την αξιοπιστία κάθε υποκλίμακας με βάση το θεωρητικό μοντέλο των Ngo et al. (2024).

Β′.2.15 Κώδικας Ανάλυσης Εσωτερικής Συνάφειας Υποκλιμάκων

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
likert_correlations.py - Υπολογισμός μέσων όρων υποκλιμάκων & πίνακασυσχετίσεων
```

```
 (Pearson) για 20 ερωτήσεις Likert (-Q8Q27).

1. Φορτώνει το PhysicsBotV1.2.xlsx (Sheet1)
2. Μετατρέπει τις λεκτικές απαντήσεις σε -15
3. Υπολογίζει μέσο όρο ανά συμμετέχοντα για κάθε υποκλίμακα
4. Εκτυπώνει τον πίνακα συσχετίσεων (Pearson) με 2 δεκαδικά
5. Προαιρετικά() εκτυπώνει -minmax για κάθε υποκλίμακαΤρέξιμο

:
    python likert_correlations.py
"""
from pathlib import Path

import pandas as pd

# === Ρυθμίσεις αρχείωνστοιχείων/ ==========================================
INPUT_PATH = "PhysicsBotV1.2.xlsx"
SHEET_NAME = "Sheet1"

# Χάρτης λεκτικών τιμών Likert  αριθμοί -15
MAP = {
    "Διαφωνώ απόλυτα": 1,
    "Διαφωνώ": 2,
    "Ούτε συμφωνώ, ούτε διαφωνώ": 3,
    "Συμφωνώ": 4,
    "Συμφωνώ απόλυτα": 5,
}

# Υποκλίμακες (subscales)
SUBSCALES = {
    "KA":  ["Q8", "Q9", "Q10", "Q11"],
    "KAP": ["Q12", "Q13", "Q14", "Q15"],
    "EC":  ["Q16", "Q17", "Q18", "Q19"],
    "PU":  ["Q20", "Q21", "Q22", "Q23"],
    "CUS": ["Q24", "Q25", "Q26", "Q27"],
}


# === Συναρτήσεις ============================================================
def load_likert_df(path: str | Path, sheet: str | int | None = None) -> pd.DataFrame:
    """
    Διαβάζει τις στήλες K-AD (-Q8Q27) και επιστρέφει DataFrame (numeric).
    """
    path = Path(path)
    if path.suffix.lower() in {".xlsx", ".xls"}:
        df_full = pd.read_excel(path, sheet_name=sheet)
    else:  # CSV fallback
        df_full = pd.read_csv(path)

    # K: index 10  …  AD: index 29  (iloc stop είναι exclusive → 30)
    likert = df_full.iloc[:, 10:30].copy()
    likert.columns = [f"Q{i}" for i in range(8, 28)]
    likert = likert.replace(MAP).astype(float)

    return likert


```

```python
def subscale_means(df: pd.DataFrame, subscales: dict[str, list[str]]) -> pd.DataFrame:
    """
    Επιστρέφει DataFrame (n × #subscales) με τον μέσο όρο των items κάθε subscale
    για κάθε συμμετέχοντα (skip NaN).
    """
    data = {name: df[cols].mean(axis=1, skipna=True) for name, cols in subscales.items()}
    return pd.DataFrame(data)


def print_correlation(corr_df: pd.DataFrame) -> None:
    """Εκτυπώνει πίνακα συσχετίσεων με 2 δεκαδικά και ευανάγνωστες ετικέτες."""
    print("\Πίνακαςn συσχετίσεων (Pearson) μεταξύ των 5 υποκλιμάκων:")
    print(corr_df.round(2).to_string())


def print_min_max(means_df: pd.DataFrame) -> None:
    """Εκτυπώνει το εύρος (-minmax) μέσων όρων ανά υποκλίμακα."""
    min_max = pd.concat(
        [means_df.min().rename("Min"), means_df.max().rename("Max")], axis=1
    ).T
    print("\Εύροςn τιμών (-minmax) μέσου όρου ανά υποκλίμακα:")
    print(min_max.round(2).to_string())


# === main ========================================================================
def main() -> None:
    # 1. Διαβάζουμε και μετατρέπουμε τα δεδομένα Likert
    likert_df = load_likert_df(INPUT_PATH, SHEET_NAME)

    # 2. Υπολογισμός μέσων όρων υποκλιμάκων
    means_df = subscale_means(likert_df, SUBSCALES)

    # 3. Πίνακας συσχετίσεων (Pearson)
    corr = means_df.corr(method="pearson")

    # 4. Εκτυπώσεις αποτελεσμάτων
    print_correlation(corr)
    print_min_max(means_df)  # προαιρετικό - μπορεί να αφαιρεθεί αν δεν χρειάζεται


if __name__ == "__main__":
    main()
```

Κώδικας Β′.26: Υπολογισμός μέσων όρων υποκλιμάκων και πίνακα συσχετίσεων (Pearson) για τις ερωτήσεις αξιολόγησης εκπαιδευτικής αξίας (Q8–Q27) του *PhysicsBot*. Ο κώδικας διαβάζει τις απαντήσεις, μετατρέπει τις λεκτικές τιμές σε αριθμητική κλίμακα 1–5, υπολογίζει για κάθε συμμετέχοντα τον μέσο όρο κάθε υποκλίμακας και κατασκευάζει τον πίνακα συσχετίσεων μεταξύ των πέντε θεωρητικών διαστάσεων.

Β′.2.16 Κώδικας Υπολογισμού Skewness και Kurtosis

```python
import pandas as pd
from scipy.stats import skew, kurtosis

MAP = {
    "Διαφωνώ απόλυτα": 1,
    "Διαφωνώ": 2,
    "Ούτε συμφωνώ, ούτε διαφωνώ": 3,
    "Συμφωνώ": 4,
    "Συμφωνώ απόλυτα": 5,
}

def main() -> None:
    file_name  = "PhysicsBotV1.2.xlsx"
    sheet_name = "Sheet1"

    df = pd.read_excel(file_name, sheet_name=sheet_name)

    # Επιλογή στηλών -KAD (index 10 έως 30 αποκλειστικό)
    likert = df.iloc[:, 10:30].copy()
    likert.columns = [f"Q{i}" for i in range(8, 28)]  # μετονομασία στηλών

    # Μετατροπή λεκτικών σε αριθμητικά
    likert = likert.replace(MAP).astype(float)

    print("\Αποτελέσματαν περιγραφικής στατιστικής:")
    print(f"Ερώτηση{'':<10}{'Skewness':>10}{'Kurtosis':>10}")

    for col in likert.columns:
        series = likert[col].dropna()
        if series.empty:
            print(f"{col:<10}{'NaN':>10}{'NaN':>10}")
            continue
        sk = skew(series, bias=False)
        ku = kurtosis(series, fisher=True, bias=False)
        print(f"{col:<10}{sk:>10.2f}{ku:>10.2f}")

if __name__ == "__main__":
    main()
```

Κώδικας Β′.27: Υπολογισμός δεικτών ασυμμετρίας (skewness) και κύρτωσης (kurtosis) για τις ερωτήσεις αξιολόγησης (Q8–Q27) του *PhysicsBot*. Ο κώδικας διαβάζει τις απαντήσεις, μετατρέπει τις λεκτικές τιμές της κλίμακας Likert σε αριθμητική κλίμακα 1–5 και υπολογίζει, για κάθε ερώτηση, τους σχετικούς στατιστικούς δείκτες κανονικότητας.

Βιβλιογραφία

[1] National Cancer Institute's Surveillance, Epidemiology, and End Results (SEER) Program. Nerve tissue, 2007. Illustration redrawn by Dhp1080 in Illustrator, based on "Anatomy and Physiology" by the US National Cancer Institute's SEER Program. Public domain image.

[2] Frank Rosenblatt. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6):386--408, 1958.

[3] Marvin Minsky and Seymour Papert. *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press, Cambridge, MA, 1969.

[4] Daniel Crevier. *AI: The Tumultuous History of the Search for Artificial Intelligence*. Basic Books, New York, NY, 1993.

[5] David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton, and Ronald J. Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088):533--536, 1986.

[6] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, New York, 2006.

[7] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. http://www.deeplearningbook.org.

[8] Simon S. Haykin. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2nd edition, 1999.

[9] Paul J. Werbos. *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*. Ph.d. dissertation, Harvard University, 1974. Available at https://www.proquest.com/docview/302768593.

[10] Kurt Hornik, Maxwell Stinchcombe, and Halbert White. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5):359--366, 1989.

[11] Xavier Glorot, Antoine Bordes, and Yoshua Bengio. Deep sparse rectifier neural networks. In *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, pages 315--323, 2011.

[12] Yann LeCun, Léon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278--2324, 1998.

[13] Dan Hendrycks and Kevin Gimpel. Gaussian error linear units (gelus). *arXiv preprint arXiv:1606.08415*, 2016.

[14] Lutz Prechelt. Early stopping---but when? *Neural Networks: Tricks of the Trade*, 1524:55--69, 1998.

[15] Yoshua Bengio, Patrice Simard, and Paolo Frasconi. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(2):157--166, 1994.

[16] Charu C. Aggarwal. *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. Springer, 2018.

[17] Nitish Srivastava, Geoffrey E. Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Ruslan Salakhutdinov. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15(56):1929--1958, 2014.

[18] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.

[19] Sergey Ioffe and Christian Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*, volume 37 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 448--456, 2015.

[20] Martín Abadi, Ashish Agarwal, Paul Barham, Eugene Brevdo, and Zhifeng Chen et.al. TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems, 2015. Software available from tensorflow.org.

[21] Alec Radford, Karthik Narasimhan, Tim Salimans, Ilya Sutskever, et al. Improving language understanding by generative pre-training. 2018.

[22] Alec Radford, Jeffrey Wu, Rewon Child, David Luan, Dario Amodei, Ilya Sutskever, et al. Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI blog*, 1(8):9, 2019.

[23] OpenAI. Gpt-2: Code and model weights, 2019.

[24] Tom Brown, Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, et al. Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33:1877--1901, 2020.

[25] OpenAI. Gpt-4 technical report. 2023.

[26] OpenAI. Gpt-4o: A multimodal and multilingual language model. 2024.

[27] OpenAI. Openai o1 system card, September 2024.

[28] Rico Sennrich, Barry Haddow, and Alexandra Birch. Neural machine translation of rare words with subword units. *arXiv preprint arXiv:1508.07909*, 2015.

[29] Tolga Bolukbasi, Kai-Wei Chang, James Zou, Venkatesh Saligrama, and Adam Kalai. Man is to computer programmer as woman is to homemaker? debiasing word embeddings. *arXiv preprint arXiv:1607.06520*, 2016.

[30] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 30. Curran Associates, Inc., 2017.

[31] Shiqing Huang, Zhe Gao, and Wenyan Chen. Research on overfitting of deep learning. *2019 2019 15th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS)*, 2019.

[32] Li Wan, Matthew D Zeiler, Sixin Zhang, Yann Le Cun, and Rob Fergus. Regularization of neural networks using dropconnect. In *International conference on machine learning*, pages 1058--1066. PMLR, 2013.

[33] Angela Fan, Edouard Grave, and Armand Joulin. Reducing transformer depth on demand with structured dropout. *arXiv preprint arXiv:1909.11556*, 2019.

[34] Gao Huang, Yu Sun, Zhuang Liu, Daniel Sedra, and Kilian Q Weinberger. Deep networks with stochastic depth. In *European conference on computer vision*, pages 646--661. Springer, 2016.

[35] Jimmy Lei Ba, Jamie Ryan Kiros, and Geoffrey E. Hinton. Layer normalization. *arXiv preprint*, 2016.

[36] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 1:4171--4186, 2019.

[37] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 770--778, 2016.

[38] Sunitha Basodi, Chunyan Ji, Haiping Zhang, and Yi Pan. Gradient amplification: An efficient way to train deep neural networks. *Big Data Mining and Analytics*, 3(3):196--207, 2020.

[39] Yoshua Bengio, Réjean Ducharme, Pascal Vincent, and Christian Jauvin. A neural probabilistic language model. *Journal of Machine Learning Research*, 3:1137--1155, 2003.

[40] Muhammad Adnan, Akhil Arunkumar, Gaurav Jain, Prashant J. Nair, Ilya Soloveychik, and Purushotham Kamath. Keyformer: Kv cache reduction through key tokens selection for efficient generative inference. *Proceedings of the 7th Annual Conference on Machine Learning and Systems (MLSys)*, 2024.

[41] Zeyuan Allen-Zhu and Yuanzhi Li. Physics of language models: Part 3.3, knowledge capacity scaling laws. *arXiv preprint arXiv:2404.05405*, 2024.

[42] Mario Geiger, Arthur Jacot, Stefano Spigler, Franck Gabriel, Levent Sagun, Stéphane d'Ascoli, Giulio Biroli, Clément Hongler, and Matthieu Wyart. Scaling description of generalization with number of parameters in deep learning. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2020(2):023401, 2020.

[43] Jared Kaplan, Sam McCandlish, Tom Henighan, Tom B. Brown, Benjamin Chess, Rewon Child, Scott Gray, Alec Radford, Jeffrey Wu, and Dario Amodei. Scaling laws for neural language models. *arXiv preprint arXiv:2001.08361*, 2020.

[44] Jiangfei Duan, Shuo Zhang, Zerui Wang, Lijuan Jiang, Wenwen Qu, Qinghao Hu, Guoteng Wang, Qizhen Weng, Hang Yan, Xingcheng Zhang, Xipeng Qiu, Dahua Lin, Yonggang Wen, Xin Jin, Tianwei Zhang, and Peng Sun. Efficient training of large language models on distributed infrastructures: A survey. *arXiv preprint arXiv:2407.20018*, 2024.

[45] Leo Donisch, Sigurd Schacht, and Carsten Lanquillon. Inference optimizations for large language models: Effects, challenges, and practical considerations. *arXiv preprint arXiv:2408.03130*, 2024.

[46] Pierre Lepagnol, Thomas Gerald, Sahar Ghannay, Christophe Servan, and Sophie Rosset. Small language models are good too: An empirical study of zero-shot classification. *arXiv preprint arXiv:2404.11122*, 2024.

[47] Claude E. Shannon and Warren Weaver. *The Mathematical Theory of Communication*. University of Illinois Press, Urbana, IL, 1949.

[48] S. Kullback and R. A. Leibler. On information and sufficiency. *The Annals of Mathematical Statistics*, 22(1):79--86, 1951.

[49] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *Proceedings of the 3rd International Conference for Learning Representations (ICLR)*, 2015.

[50] Jordan Hoffmann et.al. Training compute-optimal large language models. *arXiv preprint arXiv:2203.15556*, 2022.

[51] Nikhil Sardana, Jacob Portes, Sasha Doubov, and Jonathan Frankle. Beyond chinchilla-optimal: Accounting for inference in language model scaling laws. *arXiv preprint arXiv:2401.00448*, 2024.

[52] Aakanksha Chowdhery et.al. Palm: Scaling language modeling with pathways. *arXiv preprint arXiv:2204.02311*, 2022.

[53] Miles Q. Li, Benjamin C. M. Fung, and Shih-Chia Huang. Experience of training a 1.7b-parameter llama model from scratch. *arXiv preprint arXiv:2412.13335*, 2024.

[54] Leo Gao, Stella Biderman, Sid Black, Laurence Golding, Travis Hoppe, Charles Foster, Jason Phang, Horace He, Anish Thite, Noa Nabeshima, Shawn Presser, and Connor Leahy. The pile: An 800gb dataset of diverse text for language modeling. *arXiv preprint arXiv:2101.00027*, 2020.

[55] Emily M. Bender, Timnit Gebru, Angelina McMillan-Major, and Shmargaret Shmitchell. On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, pages 610--623, 2021.

[56] Zige Wang, Wanjun Zhong, Yufei Wang, Qi Zhu, Fei Mi, Baojun Wang, Lifeng Shang, Xin Jiang, and Qun Liu. Data management for training large language models: A survey. *arXiv preprint arXiv:2312.01700*, 2023.

[57] NVIDIA Corporation. NVIDIA A100 Tensor Core GPU, 2021.

[58] Tamay Besiroglu, Ege Erdil, Matthew Barnett, and Josh You. Chinchilla scaling: A replication attempt. *arXiv preprint arXiv:2404.10102*, 2024.

[59] Xintao Wang, Qianyu He, Jiaqing Liang, and Yanghua Xiao. Language models as knowledge embeddings. *Proceedings of the Thirty-First International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pages 2291--2297, 2022.

[60] Jie Ren, Qipeng Guo, Hang Yan, Dongrui Liu, Quanshi Zhang, Xipeng Qiu, and Dahua Lin. Identifying semantic induction heads to understand in-context learning. *arXiv preprint arXiv:2402.13055*, 2024.

[61] Zifan Zheng, Yezhaohui Wang, Yuxin Huang, Shichao Song, Mingchuan Yang, Bo Tang, Feiyu Xiong, and Zhiyu Li. Attention heads of large language models: A survey. *arXiv preprint arXiv:2409.03752*, 2024.

[62] Yifan Wei, Xiaoyan Yu, Yixuan Weng, Huanhuan Ma, Yuanzhe Zhang, Jun Zhao, and Kang Liu. Does knowledge localization hold true? surprising differences between entity and relation perspectives in language models. *Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM '24)*, 2024.

[63] Zeyu Yun, Yubei Chen, Bruno A. Olshausen, and Yann LeCun. Transformer visualization via dictionary learning: Contextualized embedding as a linear superposition of transformer factors. *arXiv preprint arXiv:2103.15949*, 2021.

[64] Yun Luo, Zhen Yang, Fandong Meng, Yafu Li, Jie Zhou, and Yue Zhang. An empirical study of catastrophic forgetting in large language models during continual fine-tuning. *arXiv preprint arXiv:2308.08747*, 2025.

[65] Tim Dettmers, Ruslan Svirschevski, Vage Egiazarian, Denis Kuznedelev, Elias Frantar, Saleh Ashkboos, Alexander Borzunov, Torsten Hoefler, and Dan Alistarh. Spqr: A sparse-quantized representation for near-lossless llm weight compression. *arXiv preprint arXiv:2306.03078*, 2023.

[66] Haokun Liu, Derek Tam, Mohammed Muqeeth, Jay Mohta, Tenghao Huang, Mohit Bansal, and Colin A. Raffel. Few-shot parameter-efficient fine-tuning is better and cheaper than in-context learning. In S. Koyejo, S. Mohamed, A. Agarwal, D. Belgrave, K. Cho, and A. Oh, editors, *Advances in Neural*

Information Processing Systems, volume 35, pages 1950--1965. Curran Associates, Inc., 2022.

[67] Mor Geva, Roei Schuster, Jonathan Berant, and Omer Levy. Transformer feed-forward layers are key-value memories. *arXiv preprint arXiv:2012.14913*, 2020.

[68] Martin Schrimpf, Idan Asher Blank, Greta Tuckute, Carina Kauf, Eghbal A. Hosseini, Nancy Kanwisher, Joshua B. Tenenbaum, and Evelina Fedorenko. The neural architecture of language: Integrative modeling converges on predictive processing. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(45):e2105646118, 2021.

[69] Charlotte Caucheteux and Jean-Remi King. Brains and algorithms partially converge in natural language processing. *Communications Biology*, 5(1):134, 2022.

[70] Alexander G. Huth, Tyler Lee, Shinji Nishimoto, Natalia Y. Bilenko, An T. Vu, and Jack L. Gallant. Decoding the semantic content of natural movies from human brain activity. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 10:81, 2016.

[71] James C.R. Whittington and Rafal Bogacz. Theories of error back-propagation in the brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 23(3):235--250, 2019.

[72] Asli Celikyilmaz, Elizabeth Clark, and Jianfeng Gao. Evaluation of text generation: A survey. *arXiv preprint arXiv:2006.14799*, 2020.

[73] Miguel Ortega-Martín, Óscar García-Sierra, Alfonso Ardoiz, Jorge Álvarez, Juan Carlos Armenteros, and Adrián Alonso. Linguistic ambiguity analysis in chatgpt. *arXiv preprint arXiv:2302.06426*, 2023.

[74] Gerhard Fischer. Adaptive and adaptable systems: Differentiating and integrating ai and eud. In Lucio Davide Spano, Albrecht Schmidt, Carmen Santoro, and Simone Stumpf, editors, *End-User Development: 9th International Symposium, IS-EUD 2023, Cagliari, Italy, June 6–8, 2023, Proceedings*, volume 13917 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 3--18. Springer, 2023.

[75] Sanae Lotfi, Marc Finzi, Yilun Kuang, Tim G. J. Rudner, Micah Goldblum, and Andrew Gordon Wilson. Non-vacuous generalization bounds for large language models. *arXiv preprint arXiv:2312.17173*, 2024.

[76] Arun James Thirunavukarasu, Shathar Mahmood, Andrew Malem, William Paul Foster, Rohan Sanghera, Refaat Hassan, Sean Zhou, Shiao Wei Wong, Yee Ling Wong, Yu Jeat Chong, Abdullah Shakeel, Yin-Hsi Chang, Benjamin Kye Jyn Tan, Nikhil Jain, Ting Fang Tan, Saaeha Rauz, Daniel Shu Wei Ting, and Darren Shu Jeng Ting. Large language models approach expert-level clinical knowledge and reasoning in ophthalmology: A head-to-head cross-sectional study. *PLOS Digital Health*, 3(4):e0000341, 2024.

[77] Janice Ahn, Rishu Verma, Renze Lou, Di Liu, Rui Zhang, and Wenpeng Yin. Large language models for mathematical reasoning: Progresses and challenges. *arXiv preprint arXiv:2402.00157*, 2024.

[78] Jules White, Quchen Fu, Sam Hays, Michael Sandborn, Carlos Olea, Henry Gilbert, Ashraf Elnashar, Jesse Spencer-Smith, and Douglas C. Schmidt. A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with chatgpt. *arXiv preprint arXiv:2302.11382*, 2023.

[79] Pranab Sahoo, Ayush Kumar Singh, Sriparna Saha, Vinija Jain, Samrat Mondal, and Aman Chadha. A systematic survey of prompt engineering in large language models: Techniques and applications. *arXiv preprint arXiv:2402.07927*, 2024.

[80] Yongchao Zhou, Andrei Ioan Muresanu, Ziwen Han, Keiran Paster, Silviu Pitis, Harris Chan, and Jimmy Ba. Large language models are human-level prompt engineers. *arXiv preprint arXiv:2211.01910*, 2023.

[81] Aman Madaan, Niket Tandon, Prakhar Gupta, Skyler Hallinan, Luyu Gao, Sarah Wiegreffe, Uri Alon, Nouha Dziri, Shrimai Prabhumoye, Yiming Yang, Shashank Gupta, Bodhisattwa Prasad Majumder, Katherine Hermann, Sean Welleck, Amir Yazdanbakhsh, and Peter Clark. Self-refine: Iterative refinement with self-feedback. *arXiv preprint arXiv:2303.17651*, 2023.

[82] Yi Liu, Gelei Deng, Zhengzi Xu, Yuekang Li, Yaowen Zheng, Ying Zhang, Lida Zhao, Tianwei Zhang, and Yang Liu. Jailbreaking chatgpt via prompt engineering: An empirical study. *arXiv preprint arXiv:2305.13860*, 2023.

[83] Ziwei Ji, Nayeon Lee, Rita Frieske, Tiezheng Yu, Dan Su, Yan Xu, Etsuko Ishii, Ye Jin Bang, Andrea Madotto, and Pascale Fung. Survey of hallucination in natural language generation. *ACM computing surveys*, 55(12):1--38, 2023.

[84] Ankush Ramprakash Gautam. Impact of high data quality on llm hallucinations. *International Journal of Computer Applications*, 975:8887.

[85] Lexiang Tang, Xianwei Zhuang, Bang Yang, Zhiyuan Hu, Hongxiang Li, Lu Ma, Jinghan Ru, and Yuexian Zou. Not all tokens and heads are equally important: Dual-level attention intervention for hallucination mitigation. *arXiv preprint arXiv:2506.12609*, 2025.

[86] Yuxin Liang, Zhuoyang Song, Hao Wang, and Jiaxing Zhang. Learning to trust your feelings: Leveraging self-awareness in llms for hallucination mitigation. *arXiv preprint arXiv:2401.15449*, 2024.

[87] Yunfan Gao, Yun Xiong, Xinyu Gao, Kangxiang Jia, Jinliu Pan, Yuxi Bi, Yixin Dai, Jiawei Sun, Haofen Wang, and Haofen Wang. Retrieval-augmented generation for large language models: A survey. *arXiv preprint arXiv:2312.10997*, 2(1), 2023.

[88] Alberto Gandolfi. Gpt-4 in education: Evaluating aptness, reliability, and loss of coherence in solving calculus problems and grading submissions. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 35(1):367--397, 2025.

[89] Jason Wei, Xuezhi Wang, Dale Schuurmans, Maarten Bosma, Brian Ichter, Fei Xia, Ed Chi, Quoc Le, and Denny Zhou. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *arXiv preprint arXiv:2201.11903*, 2022.

[90] Xuezhi Wang, Jason Wei, Dale Schuurmans, Quoc Le, Ed Chi, Sharan Narang, Aakanksha Chowdhery, and Denny Zhou. Self-consistency improves chain of thought reasoning in language models. *arXiv preprint arXiv:2203.11171*, 2022.

[91] Weizhi Wang, Li Dong, Hao Cheng, Xiaodong Liu, Xifeng Yan, Jianfeng Gao, and Furu Wei. Augmenting language models with long-term memory. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36:74530--74543, 2023.

[92] Yi Tay, Mostafa Dehghani, Dara Bahri, and Donald Metzler. Efficient transformers: A survey. *ACM Computing Surveys*, 55(6):1--28, 2022.

[93] Dale H. Schunk. *Learning Theories: An Educational Perspective*. Pearson, New York, NY, 8 edition, 2020.

[94] Gregory A. Kimble. *Hilgard and Marquis' Conditioning and Learning*. Appleton-Century-Crofts, New York, NY, 2 edition, 1961.

[95] Robert M. Gagné. *The Conditions of Learning and Theory of Instruction*. Holt, Rinehart and Winston, New York, NY, 4 edition, 1985.

[96] Ference Marton and Roger Säljö. On qualitative differences in learning: I—outcome and process. *British Journal of Educational Psychology*, 46(1):4--11, 1976.

[97] Sidney W. Bijou and Donald M. Baer. *Child Development: A Systematic and Empirical Theory*. Appleton-Century-Crofts, New York, NY, 1961.

[98] John W. Creswell and J. David Creswell. *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*. Sage Publications, Thousand Oaks, CA, 5 edition, 2018.

[99] Sasha A. Barab and Kurt Squire. Design-based research: Putting a stake in the ground. *The Journal of the Learning Sciences*, 13(1):1--14, 2004.

[100] Rose Luckin and Wayne Holmes. *Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education*. Pearson, London, UK, 2016.

[101] Wayne Holmes, Maya Bialik, and Charles Fadel. *Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning*. Center for Curriculum Redesign, Boston, MA, 2019.

[102] George Windholz. Ivan p. pavlov: An overview of his life and psychological work. *American Psychologist*, 52(9):941--946, 1997.

[103] Beth Sulzer-Azaroff. The shaping of behaviorists: B.f. skinner's influential paper on teaching machines. *European Journal of Behavior Analysis*, 5(2):129--135, 2004.

[104] B. F. Skinner. Teaching machines. *Science*, 128(3330):969--977, 1958.

[105] S. Shakespeare, V. M. S. Peterkin, and P. A. Bourne. A token economy: An approach used for behavior modifications among disruptive primary school children. *MOJ Public Health*, 7(3):89--99, 2018.

[106] Thomas A. Brigham. Self-management: A radical behavioral perspective. In Frederick H. Kanfer and Paul Karoly, editors, *Self-Management and Behavior Change: From Theory to Practice*, pages 32--59. Pergamon Press, New York, NY, 1982.

[107] Jessica L. Herrod, Sara K. Snyder, Joseph B. Hart, Sarah J. Frantz, and Kevin M. Ayres. Applications of the premack principle: A review of the literature. *Behavior Modification*, 47(1):219--246, 2023.

[108] Albert Bandura. *Social Learning Theory*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1977.

[109] Albert Bandura. *Social Foundations of Thought and Action: A Social Cognitive Theory*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1986.

[110] Richard DeCharms. *Enhancing Motivation: Change in the Classroom*. Irvington Publishers, New York, NY, 1976.

[111] Anita Woolfolk and Kay Margetts. *Educational Psychology: Australian Edition*. Pearson Higher Education AU, Frenchs Forest, NSW, 3 edition, 2012.

[112] Richard C. Atkinson and Richard M. Shiffrin. Human memory: A proposed system and its control processes. In Kenneth W. Spence and Janet Taylor Spence, editors,

The Psychology of Learning and Motivation: Advances in Research and Theory, volume 2, pages 89--195. Academic Press, New York, NY, 1968.

[113] David E. Rumelhart. Schemata: The building blocks of cognition. In Rand J. Spiro, Bertram C. Bruce, and William F. Brewer, editors, *Theoretical Issues in Reading Comprehension: Perspectives from Cognitive Psychology, Linguistics, Artificial Intelligence, and Education*, pages 33--58. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, 1980.

[114] Lloyd R. Peterson and Margaret J. Peterson. Short-term retention of individual verbal items. *Journal of Experimental Psychology*, 58(3):193--198, 1959.

[115] Brenda Milner. Amnesia following operation on the temporal lobes. In C. W. M. Whitty and O. L. Zangwill, editors, *Amnesia*, pages 109--133. Butterworths, London, 1966.

[116] Allan M. Collins and M. Ross Quillian. Retrieval time from semantic memory. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 8(2):240--247, 1969.

[117] John R. Anderson. *The Architecture of Cognition*. Harvard University Press, Cambridge, MA, 1983.

[118] David E. Rumelhart, James L. McClelland, and PDP Research Group. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Volume 1: Foundations*. MIT Press, Cambridge, MA, 1986.

[119] David P. Ausubel. The use of advance organizers in the learning and retention of meaningful verbal material. *Journal of Educational Psychology*, 51(5):267--272, 1960.

[120] John Sweller. Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2):257--285, 1988.

[121] John H. Flavell. Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. *American Psychologist*, 34(10):906--911, 1979.

[122] Barry J. Zimmerman. Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2):64--70, 2002.

[123] Allyson F. Hadwin, Sanna Järvelä, and Mariel Miller. Self-regulated, co-regulated, and socially shared regulation of learning. In Dale H. Schunk and Jeffrey A. Greene, editors, *Handbook of Self-Regulation of Learning and Performance*, pages 83--106. Routledge, New York, NY, 2 edition, 2018.

[124] Michelene T. H. Chi, Paul J. Feltovich, and Robert Glaser. Categorization and representation of physics problems by experts and novices. *Cognitive Science*, 5(2):121--152, 1981.

[125] Robert Glaser and Michelene T. H. Chi. Overview. In Michelene T. H. Chi, Robert Glaser, and Marshall J. Farr, editors, *The Nature of Expertise*, pages xv--xxviii. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, 1988.

[126] Allen Newell and Herbert A. Simon. *Human Problem Solving*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1972.

[127] John D. Bransford and Barry S. Stein. *The IDEAL Problem Solver: A Guide for Improving Thinking, Learning, and Creativity*. W. H. Freeman, New York, NY, 1984.

[128] John R. Anderson. *Cognitive Psychology and Its Implications*. Worth Publishers, New York, NY, 7 edition, 2010.

[129] James G. Greeno, Allan M. Collins, and Lauren B. Resnick. Cognition and learning. In David C. Berliner and Robert C. Calfee, editors, *Handbook of Educational Psychology*, pages 15--46. Macmillan, New York, NY, 1996.

[130] Anna Sfard. On two metaphors for learning and the dangers of choosing just one. *Educational Researcher*, 27(2):4--13, 1998.

[131] Mary Helen Immordino-Yang and Antonio R. Damasio. We feel, therefore we learn: The relevance of affective and social neuroscience to education. *Mind, Brain, and Education*, 1(1):3--10, 2007.

[132] John Sweller, Paul Ayres, and Slava Kalyuga. *Cognitive Load Theory*. Springer, New York, NY, 2011.

[133] Henry L. Roediger and Andrew C. Butler. The critical role of retrieval practice in long-term retention. *Trends in Cognitive Sciences*, 15(1):20--27, 2011.

[134] Scott G. Paris and Peter Winograd. How metacognition can promote academic learning and instruction. In B. F. Jones and L. Idol, editors, *Dimensions of Thinking and Cognitive Instruction*, pages 15--51. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, 1990.

[135] Michael Shayer and Philip S. Adey. Accelerating the development of formal thinking in middle and high school students iv: Three years after a two-year intervention. *Journal of Research in Science Teaching*, 30(4):351--366, 1993.

[136] Jean Piaget. *The Development of Thought: Equilibration of Cognitive Structures*. Viking Press, New York, NY, 1977. Translated by Arnold Rosin.

[137] Lev S. Vygotsky. *Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes*. Harvard University Press, Cambridge, MA, 1978. Edited by Michael Cole, Vera John-Steiner, Sylvia Scribner, and Ellen Souberman.

[138] Jerome S. Bruner. *The Process of Education*. Harvard University Press, Cambridge, MA, 1960.

[139] Stella Vosniadou. Conceptual change research: An introduction. In Stella Vosniadou, editor, *International Handbook of Research on Conceptual Change*, pages xiii--xviii. Routledge, New York, NY, 2008.

[140] Andrea A. diSessa. *Changing Minds: Computers, Learning, and Literacy*. MIT Press, Cambridge, MA, 2000.

[141] John Seely Brown, Allan Collins, and Paul Duguid. Situated cognition and the culture of learning. *Educational Researcher*, 18(1):32--42, 1989.

[142] Annemarie Sullivan Palincsar and Ann L. Brown. Interactive teaching to promote independent learning from text. *The Reading Teacher*, 39(8):771--777, 1986.

[143] Jerome S. Bruner. *Toward a Theory of Instruction*. Harvard University Press, Cambridge, MA, 1966.

[144] Richard E. Mayer. Should there be a three-strikes rule against pure discovery learning? the case for guided methods of instruction. *American Psychologist*, 59(1):14--19, 2004.

[145] David W. Johnson, Roger T. Johnson, and Karl A. Smith. Cooperation and the use of technology. In David Jonassen and Susan Land, editors, *Theoretical Foundations of Learning Environments*, pages 29--52. Routledge, New York, NY, 2 edition, 2009.

[146] Gavriel Salomon, editor. *Distributed Cognitions: Psychological and Educational Considerations*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1993.

[147] Howard S. Barrows. A taxonomy of problem-based learning methods. *Medical Education*, 20(6):481--486, 1986.

[148] Joseph D. Novak and D. Bob Gowin. *Learning How to Learn*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1998.

[149] David A. Kolb. *Experiential Learning: Experience as the Source of Learning and Development*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1984.

[150] David H. Jonassen, Kyle L. Peck, and Brent G. Wilson. *Learning with Technology: A Constructivist Perspective*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1999.

[151] Paul A. Kirschner, John Sweller, and Richard E. Clark. Why minimal guidance during instruction does not work: An analysis of the failure of constructivist, discovery, problem-based, experiential, and inquiry-based teaching. *Educational Psychologist*, 41(2):75--86, 2006.

[152] Sigmund Tobias and Thomas M. Duffy, editors. *Constructivist Instruction: Success or Failure?* Routledge, New York, 2009.

[153] Lev S. Vygotsky. *Thought and Language*. MIT Press, Cambridge, MA, 1986. Revised and expanded edition.

[154] Jean Lave and Etienne Wenger. *Situated Learning: Legitimate Peripheral Participation*. Cambridge University Press, Cambridge, 1991.

[155] Allan Collins, John Seely Brown, and Susan E. Newman. Cognitive apprenticeship: Teaching the crafts of reading, writing, and mathematics. In Lauren B. Resnick, editor, *Knowing, Learning, and Instruction: Essays in Honor of Robert Glaser*, pages 453--494. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, 1989.

[156] Barbara Rogoff. *Apprenticeship in Thinking: Cognitive Development in Social Context*. Oxford University Press, New York, NY, 1990.

[157] Carol S. Lidz. *Practitioner's Guide to Dynamic Assessment*. The Guilford School Practitioner Series. Guilford Press, New York, NY, 1991.

[158] David J. Wood, Jerome S. Bruner, and Gail Ross. The role of tutoring in problem solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 17(2):89--100, 1976.

[159] Jerome S. Bruner. *Child's Talk: Learning to Use Language*. Oxford University Press, New York, NY, 1983.

[160] Kathleen Hogan and Michael Pressley, editors. *Scaffolding Student Learning: Instructional Approaches and Issues*. Advances in Teaching and Learning. Brookline Books, Cambridge, MA, 1997.

[161] Kurt VanLehn, Arthur C. Graesser, G. Tanner Jackson, Pamela Jordan, Andrew Olney, and Carolyn P. Rosé. When are tutorial dialogues more effective than reading? *Cognitive Science*, 31(1):3--62, 2007.

[162] Shih-Yin Lin and Chandralekha Singh. Effect of scaffolding on helping introductory physics students solve quantitative problems involving strong alternative conceptions. *Physical Review Special Topics - Physics Education Research*, 11(2):020105, 2015.

[163] P. A. Agu and C. O. Iyamu. Effect of metacognitive scaffolding teaching strategy on secondary school physics students' achievement and attitude to thermal energy. *International Journal of Scientific Advances*, 1(2):100--104, 2020.

[164] Barbara Y. White and John R. Frederiksen. Inquiry, modeling, and metacognition: Making science accessible to all students. *Cognition and Instruction*, 16(1):3--118, 1998.

[165] Joseph Krajcik, Phyllis C. Blumenfeld, Ronald W. Marx, Kristin M. Bass, Jennifer Fredricks, and Elliot Soloway. Inquiry in project-based science classrooms: Initial attempts by middle school students. *The Journal of the Learning Sciences*, 7(3--4):313--350, 1998.

[166] Marcia C. Linn, Douglas Clark, and James D. Slotta. Wise design for knowledge integration. *Science Education*, 87(4):517--538, 2003.

[167] M. Alemani. A scaffolded curriculum to foster experimental skills acquisition in an introductory physics lab course. *arXiv*, 2024.

[168] N. G. Holmes, B. M. Zwickl, and N. D. Finkelstein. Supporting student agency and sense-making in physics labs through scaffolding. In *Proceedings of the International Conference of the Learning Sciences (ICLS)*, pages 2393--2394, 2024.

[169] Hsin-Kai Wu and Sadhana Puntambekar. Pedagogical affordances of multiple external representations in scientific processes. *Journal of Science Education and Technology*, 21(6):754--767, 2012.

[170] Hsin-Kai Wu and Joseph S. Krajcik. Inscriptional practices in two inquiry-based classrooms: A case study of seventh graders' use of data tables and graphs. *Journal of Research in Science Teaching*, 43(1):63--95, 2006.

[171] Richard A. Duschl, Heidi A. Schweingruber, and Andrew W. Shouse. *Taking Science to School: Learning and Teaching Science in Grades K-8*. National Academies Press, Washington, DC, 2007.

[172] Katherine L. McNeill and Joseph Krajcik. Supporting students' construction of scientific explanations through generic versus context-specific written scaffolds. *International Journal of Science Education*, 31(9):1247--1270, 2009.

[173] Abdulaziz Abdullah Alanazi, Kamisah Osman, and Lilia Halim. Effect of scaffolding strategies and guided discovery on higher-order thinking skills in physics education. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 20(9):em2496, 2024.

[174] John Hattie and Helen Timperley. The power of feedback. *Review of Educational Research*, 77(1):81--112, 2007.

[175] Paul Black and Dylan Wiliam. Assessment and classroom learning. *Assessment in Education: Principles, Policy & Practice*, 5(1):7--74, 1998.

[176] Joseph C. Campione, Ann L. Brown, and Rita A. Ferrara. The zone of proximal development: Implications for individual differences in learning. In Barbara Rogoff and James V. Wertsch, editors, *Children's Learning in the "Zone of Proximal Development"*, volume 1984 of *New Directions for Child and Adolescent Development*, pages 77--91. Jossey-Bass, San Francisco, CA, 1984.

[177] Janneke van de Pol, Monique Volman, and Jos Beishuizen. Scaffolding in teacher–student interaction: A decade of research. *Educational Psychology Review*, 22(3):271--296, 2010.

[178] Sadhana Puntambekar and Roland Hübscher. Tools for scaffolding students in a complex learning environment: What have we gained and what have we missed? *Educational Psychologist*, 40(1):1--12, 2005.

[179] John Zakos and Liesl Capper. Clive--an artificially intelligent chat robot for conversational language practice. In *Artificial Intelligence: Theories, Models and Applications: 5th Hellenic Conference on AI, SETN 2008, Syros, Greece, October 2-4, 2008. Proceedings 5*, pages 437--442. Springer, 2008.

[180] Arthur C Graesser, Katja Wiemer-Hastings, Peter Wiemer-Hastings, Roger Kreuz, Tutoring Research Group, et al. Autotutor: A simulation of a human tutor. *Cognitive Systems Research*, 1(1):35--51, 1999.

[181] Matthew J Page, Joanne E McKenzie, Patrick M Bossuyt, Isabelle Boutron, Tammy C Hoffmann, Cynthia D Mulrow, Larissa Shamseer, Jennifer M Tetzlaff,

Elie A Akl, Sue E Brennan, et al. The prisma 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *bmj*, 372, 2021.

[182] Elvis Ortega-Ochoa, Marta Arguedas, and Thanasis Daradoumis. Empathic pedagogical conversational agents: A systematic literature review. *British Journal of Educational Technology*, 55(3.0):886--909, 2024.

[183] Zhi Liu, Huimin Duan, Shiqi Liu, Rui Mu, Sannyuya Liu, and Zongkai Yang. Improving knowledge gain and emotional experience in online learning with knowledge and emotional scaffolding-based conversational agent. *Educational Technology & Society*, 27(2.0):197--219, 2024.

[184] Habeeb Yusuf, Arthur Money, and Damon Daylamani-Zad. Pedagogical ai conversational agents in higher education: A conceptual framework and survey of the state of the art. *Educational Technology Research and Development*, 73(2.0):815--874, 2025.

[185] Rui Guan, Mladen Rakovic, Guanliang Chen, and Dragan Gaševic. How educational chatbots support self-regulated learning? a systematic review of the literature. *Education and Information Technologies*, 30(4.0):4493--4518, 2025.

[186] Adelson de Araujo, Pantelis M. Papadopoulos, Susan McKenney, and Ton de Jong. A learning analytics-based collaborative conversational agent to foster productive dialogue in inquiry learning. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6.0):2700--2714, 2024.

[187] Yumeng Zhu, Caifeng Zhu, Tao Wu, Shulei Wang, Yiyun Zhou, Jingyuan Chen, Fei Wu, and Yan Li. Impact of assignment completion assisted by large language model-based chatbot on middle school students' learning. *Education and Information Technologies*, 30(2.0):2429--2461, 2025.

[188] Hakan Güldal and Emrah Oguzhan Dinçer. Can rule-based educational chatbots be an acceptable alternative for students in higher education? *Education and Information Technologies*, 30(3.0):3979--4012, 2025.

[189] Xin Li, Wanqing Hu, and Yanyan Li. Effect of adaptable and non-adaptable collaboration scripts through conversational agents on student's engagement in online collaborative learning. *Educational Technology Research and Development*, 73(2.0):875--907, 2025.

[190] Weijiao Huang and Khe Foon Hew. Facilitating online self-regulated learning and social presence using chatbots: Evidence-based design principles. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 18:56--71, 2025.

[191] Andres Neyem, Luis A. Gonzalez, Marcelo Mendoza, Juan Pablo Sandoval Alcocer, Leonardo Centellas, and Carlos Paredes. Toward an ai knowledge assistant for context-aware learning experiences in software capstone project development. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 17:1639--1654, 2024.

[192] Chen-Chen Liu, Hai-Jie Wang, Dan Wang, Yun-Fang Tu, Gwo-Jen Hwang, and Youmei Wang. An interactive technological solution to foster preservice teachers' theoretical knowledge and instructional design skills: A chatbot-based 5e learning approach. *Interactive Learning Environments*, 32(10.0):6698--6716, 2024.

[193] Ruofei Zhang, Di Zou, and Gary Cheng. A review of chatbot-assisted learning: Pedagogical approaches, implementations, factors leading to effectiveness, theories, and future directions. *Interactive Learning Environments*, 32(8.0):4529--4557, 2024.

[194] Mia Allen, Usman Naeem, and Sukhpal Singh Gill. Q-module-bot: A generative ai-based question and answer bot for module teaching support. *IEEE Transactions on Education*, 67(5.0):793--802, 2024.

[195] Davy Tsz Kit Ng, Chee Wei Tan, and Jac Ka Lok Leung. Empowering student self-regulated learning and science education through chatgpt: A pioneering pilot study. *British Journal of Educational Technology*, 55(4.0):1328--1353, 2024.

[196] Ling Zhang, Zijun Yao, and Arya Hadizadeh Moghaddam. Designing genai tools for personalized learning implementation: Theoretical analysis and prototype of a multi-agent system. *Journal of Teacher Education*, 76(3.0):280--293, 2025.

[197] Melanie M. Cooper and Michael W. Klymkowsky. Let us not squander the affordances of llms for the sake of expedience: Using retrieval augmented generative ai chatbots to support and evaluate student reasoning. *Journal of Chemical Education*, 101(11.0):4847--4856, 2024.

[198] Kai Petersen, Robert Feldt, Shahid Mujtaba, and Michael Mattsson. Systematic mapping studies in software engineering. In *12th international conference on evaluation and assessment in software engineering (EASE)*. BCS Learning & Development, 2008.

[199] CustomGPT.ai. Customgpt – rag-based custom ai chatbots, 2025. Ανάκτηση 08 Ιουλίου 2025.

[200] FlowiseAI. Flowiseai – drag and drop ui to build llm apps, 2025. Ανάκτηση 08 Ιουλίου 2025.

[201] Yinfei Yang, Daniel Cer, Amin Ahmad, Mandy Guo, Jax Law, Noah Constant, Gustavo Hernandez Abrego, Steve Yuan, Chris Tar, Yun-Hsuan Sung, et al. Multilingual universal sentence encoder for semantic retrieval. *arXiv preprint arXiv:1907.04307*, 2019.

[202] Joshua Warner et al. scikit-fuzzy: Fuzzy logic toolkit for scipy, 2017. Version 0.4.2, Accessed: 2025-07-08.

[203] Ιωάννης Α. Βλάχος, Ιωάννης Γ. Γραμματικάκης, Βασίλης Α. Καραπαναγιώτης, Παναγιώτης Β. Κόκκοτας, Περικλής Εμ. Περιστερόπουλος, and Γιώργος Β. Τιμοθέου. *Φυσική Γενικής Παιδείας: Α' Γενικού Λυκείου*. Ινστιτούτο Τεχνολογίας Υπολογιστών και Εκδόσεων «Διόφαντος», Πάτρα, Ελλάδα, 2012. Συλλογικό έργο υπό την αιγίδα του ΙΤΥΕ «Διόφαντος».

[204] Karl Cobbe, Vineet Kosaraju, Mohammad Bavarian, Mark Chen, Heewoo Jun, Lukasz Kaiser, Matthias Plappert, Jerry Tworek, Jacob Hilton, Reiichiro Nakano, Christopher Hesse, and John Schulman. Training verifiers to solve math word problems. *arXiv preprint arXiv:2110.14168*, 2021.

[205] Mark Chen, Jerry Tworek, Heewoo Jun, Qiming Yuan, Henrique Ponde de Oliveira Pinto, Jared Kaplan, Harri Edwards, Yuri Burda, Nicholas Joseph, Greg Brockman, et al. Evaluating large language models trained on code. *arXiv preprint arXiv:2107.03374*, 2021.

[206] Gail Weiss, Yoav Goldberg, and Eran Yahav. Thinking like transformers: A computational model of transformer reasoning via rasp. In *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning (ICML)*, volume 139, pages 9227--9236. PMLR, 2021.

[207] Pavlos S Gaintatzis, Anastasios T Mikropoulos, and Maria-Stavroula H Belitsou. Improving teaching with artificial intelligence scaffolding in physics education with gpt. In *International Conference on Technology and Innovation in Learning, Teaching and Education*, pages 69--81. Springer, 2024.

[208] Marc Brysbaert. How many words do we read per minute? a review and meta-analysis of reading rate. *Journal of memory and language*, 109:104047, 2019.

[209] Kseniia Palin, Anna Maria Feit, Sunjun Kim, Per Ola Kristensson, and Antti Oulasvirta. How do people type on mobile devices? observations from a study with 37,000 volunteers. In *Proceedings of the 21st international conference on human-computer interaction with mobile devices and services*, pages 1--12, 2019.

[210] Mirac Suzgun and Adam Tauman Kalai. Meta-prompting: Enhancing language models with task-agnostic scaffolding. *arXiv preprint arXiv:2401.12954*, 2024.

[211] Jeiyoon Park, Chanjun Park, and Heuiseok Lim. Charactergpt: A persona reconstruction framework for role-playing agents. *arXiv preprint arXiv:2405.19778*, 2024.

[212] Yilin Geng, Haonan Li, Honglin Mu, Xudong Han, Timothy Baldwin, Omri Abend, Eduard Hovy, and Lea Frermann. Control illusion: The failure of instruction hierarchies in large language models. *arXiv preprint arXiv:2502.15851*, 2025.

[213] Chen Xiong, Xiangyu Qi, Pin-Yu Chen, and Tsung-Yi Ho. Defensive prompt patch:

A robust and interpretable defense of llms against jailbreak attacks. *arXiv preprint arXiv:2405.20099*, 2024.

[214] Ke Ji, Yixin Lian, Linxu Li, Jingsheng Gao, Weiyuan Li, and Bin Dai. Enhancing persona consistency for llms' role-playing using persona-aware contrastive learning. *arXiv preprint arXiv:2503.17662*, 2025.

[215] Nuo Chen, Yan Wang, Yang Deng, and Jia Li. The oscars of ai theater: A survey on role-playing with language models. *URL https://arxiv. org/abs/2407*, 11484, 2025.

[216] Yang Liu, Dan Iter, Yichong Xu, Shuohang Wang, Ruochen Xu, and Chenguang Zhu. G-eval: Nlg evaluation using gpt-4 with better human alignment. *arXiv preprint arXiv:2303.16634*, 2023.

[217] Jialing Zhang, Lingfeng Zhou, Jin Gao, Mohan Jiang, and Dequan Wang. Personaeval: Benchmarking LLMs on role-playing evaluation tasks, 2025.

[218] Zekun Moore Wang, Zhongyuan Peng, Haoran Que, Jiaheng Liu, Wangchunshu Zhou, Yuhan Wu, Hongcheng Guo, Ruitong Gan, Zehao Ni, Jian Yang, et al. Rolellm: Benchmarking, eliciting, and enhancing role-playing abilities of large language models. *arXiv preprint arXiv:2310.00746*, 2023.

[219] Thi Thuy An Ngo, Thanh Tu Tran, Gia Khuong An, and Phuong Thy Nguyen. Chatgpt for educational purposes: Investigating the impact of knowledge management factors on student satisfaction and continuous usage. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 17:1341--1352, 2024.