



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΤΜΗΜΑ: Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών

ΠΜΣ: ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΔΙΚΤΥΩΝ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**«Δημιουργία μοντέλου πρόβλεψης αναγκών για αναπληρωτές
εκπαιδευτικούς στην δημόσια εκπαίδευσης με προσεγγίσεις
μηχανικής μάθησης»**

Δημήτριος Σκούρτης (ΑΜ:00100)

Επιβλέπων: Νικόλαος Γιαννακέας
Επίκουρος Καθηγητής ΔΕΠ

Άρτα, Ιούλιος, 2022

**«Developing a prediction model for the
number of adjunct teachers needed in public
education, using Machine Learning»**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, Ιούλιος 2022

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακέας,

Επίκουρος Καθηγητής ΔΕΠ

2. Μέλος επιτροπής

Ιωάννης Τσούλος,

Αναπληρωτής Καθηγητής ΔΕΠ

3. Μέλος επιτροπής

Αλέξανδρος Τζάλλας,

Επίκουρος Καθηγητής ΔΕΠ


© Σκούρτης, Δημήτριος, 2022.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Δήλωση μη λογοκλοπής

Δηλώνω υπεύθυνα και γνωρίζοντας τις κυρώσεις του Ν. 2121/1993 περί Πνευματικής Ιδιοκτησίας, ότι η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία είναι εκ ολοκλήρου αποτέλεσμα δικής μου ερευνητικής εργασίας, δεν αποτελεί προϊόν αντιγραφής ούτε προέρχεται από ανάθεση σε τρίτους. Όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν (κάθε είδους, μορφής και προέλευσης) για τη συγγραφή της περιλαμβάνονται στη βιβλιογραφία.

Σκούρτης, Δημήτριος

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Σκούρτης', is written over a light blue grid background.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Για την εκπόνηση της εργασίας οφείλω πρωτίστως να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, την σύζυγό μου Σταυρούλα Θάνου και τα δύο μου παιδιά Ραφαήλ και Αναστάση για την υπομονή τους και την ηθική συμπαράσταση στην προσπάθειά μου αυτή.

Θερμές ευχαριστίες επίσης στους εκπαιδευτικούς-καθηγητές του Μεταπτυχιακού Προγράμματος της Σχολής Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών για τις κατευθυντήριες πληροφορίες και τις νέες γνώσεις που φρόντισαν να μας παρέχουν μέσα από τις διαλέξεις αλλά και από τις εργασίες που μας ανέθεσαν, στον επιβλέπων Καθηγητή μου κ. Νίκο Γιαννακέα ο οποίος με τις πολύτιμες συμβουλές του με οδήγησε στο πέρας της εργασίας και ήταν παρών και σε κάθε μου δυσκολία με τις νουθεσίες του που ως αποτέλεσμα είχε την περάτωση της εργασίας αυτής.

Τέλος να ευχαριστήσω φίλους και συνεργάτες από τον επαγγελματικό μου χώρο που μου παρείχαν την τεκμηριωμένη άποψή τους επί της εργασίας μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα εργασία επιχειρεί την αξιοποίηση τεχνικών μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη των οργανικών κενών καθηγητών στην δευτεροβάθμια εκπαίδευση.

Το αντικείμενο της εργασίας είναι συνυφασμένο με το ευρύτερο πεδίο της μηχανογράφησης και την ηλεκτρονικής διακυβέρνησης, στο πλαίσιο της διαχείρισης των διδακτικών πόρων του Υπουργείου Παιδείας.

Για την υλοποίηση της εργασίας αξιοποιήθηκαν πιλοτικά δεδομένα από την Υπηρεσία Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης του νομού Ιωαννίνων, τα οποία ζητήθηκαν από την υπηρεσία κατόπιν ανωνυμοποίησης τους.

Μεθοδολογικά, η εργασία συγκεντρώνει τα πρωτογενή δεδομένα, εξάγει χαρακτηριστικά από αυτά και τα προ επεξεργάζεται με σκοπό να εκπαιδευτούν ευφυής αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη των οργανικών κενών.

Ένα σύνολο διαφορετικών αλγορίθμων παλινδρόμησης εξετάστηκαν με σκοπό να διαπιστωθεί η επίδοση τους στην πρόβλεψη υπολογίζοντας ποσοτικοποιημένα μέτρα απόδοσης.

Με βάση τα αποτελέσματα φαίνεται ότι είναι δυνατή η πρόβλεψη των οργανικών κενών με ικανοποιητική ακρίβεια, εφόσον είναι γνωστά τα στοιχεία του πλήθους των μαθητών ανά τάξη του γυμνασίου και του Λυκείου αλλά, ο αριθμός του μόνιμου διδακτικού προσωπικού και οι ώρες διδασκαλίας που τους ανατίθενται.

ABSTRACT

The following paper attempts to efficiently utilize techniques, such as machine learning and artificial intelligence, to predict job vacancies for teachers in secondary education.

The paper's theme is interrelated with the broad spectrum of computerization and electronic governance, as far as management of educational resources from the Ministry of education is concerned. For the completion of this paper, anonymous - pilot data from the secondary education agency in the Ioannina district were employed.

Methodologically, this paper gathers raw data, outputs some distinct characteristics, and processes them to predict vacancies via intelligent machine learning algorithms.

Different regression algorithms were examined for their efficiency in their predictions by calculating percentage output measures.

According to the results, the precise prediction of job vacancies seems plausible, provided that the data from all the junior high and high school students per class are known as well as the number of permanent educational staff and their teaching hours.

Περιεχόμενα

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	1
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	2
ABSTRACT	3
1. Ηλεκτρονική Διακυβέρνηση	6
1.1 Ορισμός και ιστορική αναδρομή ηλεκτρονικής διακυβέρνησης.....	6
1.2 Πλεονεκτήματα χρήσης Ηλεκτρονικής Διακυβέρνησης:	7
I. Με αποδέκτη το Δημόσιο τομέα.....	7
II. Με αποδέκτη τον πολίτη.....	7
iii. Τα οφέλη της Ηλεκτρονικής Διακυβέρνησης για τις επιχειρήσεις.....	8
1.3 Τομείς που εστιάζεται η ηλεκτρονική διακυβέρνηση	9
1.4 Ανοιχτά δεδομένα (Open Data)	11
2. Η οργάνωση της Δημόσιας Εκπαίδευσης	13
2.1 Δομές και Οργανογράμματα Δημόσιας Εκπαίδευσης	13
2.2 Στατιστικά απασχολούμενων στην εκπαίδευση διαχρονικά.....	14
2.3 Πολιτικές ποιότητας και διασφάλισης του κατάλληλου Διδακτικού Προσωπικού	19
2.4 Πληροφοριακά Συστήματα στην Εκπαίδευσης (myschool – Opsyd – edatacenter)	20
3. Χρήση Μηχανικής Μάθησης στην Ηλεκτρονική Διακυβέρνηση	24
3.1 Μηχανική Μάθηση ορισμός και ιστορική αναδρομή.....	24
3.2 Κατηγορίες Μηχανικής μάθησης	25
3.2.1 Μη-Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση:.....	25
3.2.2 Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση.....	28
3.2.3 Ενισχυτική Μηχανική Μάθηση	29
3.3 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης.....	30
3.3.1 Αλγόριθμοι Ομαδοποίησης (Clustering Algorithms).....	30
3.3.2 Αλγόριθμοι Ταξινόμησης (Classification Algorithms)	30
3.3.3 Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης (Regression Algorithms)	31
3.3.4 Αλγόριθμοι κατά περίπτωση (Instance-based Algorithms)	31
3.3.5 Αλγόριθμοι Τακτοποίησης (Regularization Algorithms)	31
3.4 Εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης για την οργάνωση της δημόσιας εκπαίδευσης	32
3.4.1 Έξυπνο περιεχόμενο και online διδασκαλία.....	33
3.4.2. Ρομποτ Διδασκαλίας	33
3.4.3 Έξυπνα συστήματα διδασκαλίας (intelligent Tutorial System).....	34
3.4.4 Μαθησιακές Αναλύσεις	34
3.4.5 Εκμάθηση σε περιβάλλοντα εικονικής πραγματικότητας	35

4. Σύνολο Δεδομένων για την εργασία μας	36
4.1 Βάση Δεδομένων του Myschool.....	36
4.2 Διασφάλιση προσωπικών Δεδομένων	37
4.3. Περιεχόμενα τα οποία αξιοποιήθηκαν	37
5. Προτεινόμενη Μεθοδολογία	38
5.1 Βασική Ιδέα (η πρόβλεψη των κενών)	38
5.2 Σχεδιασμός Μεθοδολογίας	38
5.3 Προεπεξεργασία Δεδομένων	39
5.3.1 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών.....	39
5.3.2 Εξισορρόπηση της κλάσης.....	42
5.3.3 Αναδημιουργία Δεδομένων	43
5.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών	44
5.5 Χρησιμοποιούμενοι Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης	46
5.5.1 Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression).....	46
5.5.2 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines).....	46
5.5.3 Αλγόριθμοι Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Network Algorithms)	46
5.5.4 Αλγόριθμοι Δέντρων Αποφάσεων (Decision Tree Algorithms)	47
5.5.5 Τυχαία Δάση (Random Forests)	47
6. Αποτελέσματα	48
6.3.1 Αποτελέσματα Γραμμικής Παλινδρόμησης	48
6.3.2 Αποτελέσματα Μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης.....	48
6.3.3 Αποτελέσματα Νευρωνικού Δικτύου	49
6.3.4 Αποτελέσματα Δέντρου Απόφασης	49
6.3.5 Αποτελέσματα Τυχαίων Δασών	51
7. Συμπεράσματα	52
Βιβλιογραφία	54

1. Ηλεκτρονική Διακυβέρνηση

1.1 Ορισμός και ιστορική αναδρομή ηλεκτρονικής διακυβέρνησης

Η ηλεκτρονική διακυβέρνηση αποτελεί ένα τρόπο επικοινωνίας του πολίτη με τον ευρύτερο Δημόσιο τομέα και γενικότερα του κράτους με την χρήση νέων τεχνολογιών της πληροφορικής και στοχεύει στην προσφορά υπηρεσιών των φορέων αυτών με τρόπο αποτελεσματικό και αλληλεπιδραστικό με τον πολίτη.

Ορισμός Ηλεκτρονικής Διακυβέρνησης :

Με τον όρο αυτό ορίζουμε τη χρήση τεχνολογιών πληροφοριών και επικοινωνιών (Τ.Π.Ε.) για τη αποδοτικότερη προσφορά υπηρεσιών των οργανισμών του δημόσιου τομέα στον πολίτη.

Είναι σύνηθες οι ορισμοί για την ηλεκτρονική διακυβέρνηση να περιορίζονται μόνο σε εφαρμογές με χρήση διαδικτύου ή μόνο σε αλληλεπίδραση της κυβέρνησης και εξωτερικών χρηστών. Εδώ ως παραδοχή θα πάρουμε ότι εμπεριέχονται όλες οι ψηφιακές Τ.Π.Ε. ακόμη και στις δραστηριότητες εντός του δημόσιου τομέα.

Μπορούμε να διακρίνουμε τις υπηρεσίες της ηλεκτρονικής διοίκησης στα παρακάτω επίπεδα:

- Υπηρεσίες για παροχή ταξινομημένων πληροφοριών
- Υπηρεσίες υπηρεσιών προς τους πολίτες όπως η άμεση πρόσβαση σε έντυπα
- Υπηρεσίες με αμφίδρομη επικοινωνία (π.χ. διάθεση εντύπων προς τον πολίτη αλλά και δυνατότητα υποβολής δικαιολογητικών από τον πολίτη προς την υπηρεσία)
- Υπηρεσίες διεκπεραίωσης (συναλλαγές που τις θεωρούμε ολοκληρωμένες)

(πηγή: espa.gr)

Μικρή Ιστορική Αναδρομή

Ο όρος e-Government απαντάται προς το τέλος της δεκαετίας 1990, όμως η ιστορία της πληροφορικής σε οργανισμούς του δημοσίου μπορούμε να πούμε ότι εντοπίζεται στις αρχές της ιστορίας των υπολογιστών. Από βιβλιογραφία για την «ΤΠ στην κυβέρνηση» μπορούμε να βρούμε αναφορές κοντά στη δεκαετία του '70 [Kraemer, et al, 1978, Danziger και Andersen, 2002]. Η βιβλιογραφία αυτή αναφέρει για τη χρήση της πληροφορικής μέσα στην κυβέρνηση, ενώ σε νεότερη βιβλιογραφία e-Gov εντοπίζεται συχνότερα η εξωτερική χρήση, όπως η παροχή υπηρεσιών στους πολίτες

Η εξέλιξη και η ευρύτερη χρήση της μπορούμε να πούμε ότι άρχισε κατά την δεκαετία του 1990. Παρ' όλο που στην αρχή η χρήση της ήταν περισσότερο για ταξινόμηση και αρχειοθέτηση με την πάροδο του χρόνου χρησιμοποιήθηκε ως ένα σημαντικό εργαλείο στον ευρύτερο δημόσιο τομέα γιατί έγινε αντιληπτό πως παρείχε αποδοτικότερες υπηρεσίες προς τους πολίτες αλλά και στους δημόσιους οργανισμούς.

Φτάνοντας στο σήμερα, οι πολίτες έχουν μετατραπεί από παθητικοί σε ενεργητικοί χρήστες, συνεισφέροντας με πληροφορίες για την αποδοτικότερη και αποτελεσματικότερη επικοινωνία Κράτους και πολιτών μέσα από πλατφόρμες, όπως της δημόσιας διαβούλευσης από τις οποίες τα συμπεράσματα που εξάγονται εισέρχονται ως παροχή ψηφιακής επικοινωνίας με το Κράτος.

1.2 Πλεονεκτήματα χρήσης Ηλεκτρονικής Διακυβέρνησης:

Χρησιμοποιώντας την ηλεκτρονική διακυβέρνηση μπορούμε να έχουμε σημαντικά οφέλη, τόσο στην κυβέρνηση όσο και στον πολίτη. Για την κυβέρνηση έχουμε αποτελεσματικότερη και αποδοτικότερη διακίνηση πληροφοριών αλλά και υπηρεσίες προς όλες τις δομές της. Προσφέροντας την δυνατότητα στους δημόσιους οργανισμούς να παρέχουν βελτιωμένες υπηρεσίες με ταυτόχρονη μείωση λειτουργικού κόστους. Η επίτευξη αυτή γίνεται μέσα από τον εξορθολογισμό καθώς και την αναδιάρθρωση του τρόπου λειτουργίας του Κράτους.

Η ηλεκτρονική διακυβέρνηση αποτελεί σημαντικό εργαλείο της αποδοτικότητας και αποτελεσματικότητας της δημόσιας διοίκησης για την διεκπεραίωση των διοικητικών λειτουργιών της. Συγχρόνως ενισχύει την δημοκρατία και αποτελεί εργαλείο ελέγχου μεταξύ των φορέων διακυβέρνησης, προσφέροντας περισσότερη διαφάνεια στην διεκπεραίωση υπηρεσιών. Ωστόσο εφαρμόζοντας την ηλεκτρονική διακυβέρνηση, εκτός από την θετική προσφορά σε δημόσιους φορείς, έχουμε και σημαντικά οφέλη των πολιτών από την χρήση αυτή.

Τα πλεονεκτήματα της ηλεκτρονικής διακυβέρνησης μπορούμε να τα κατανέμουμε σε κατηγορίες ανάλογα με τον αποδέκτη:

I. Με αποδέκτη το Δημόσιο τομέα.

Η ηλεκτρονική διακυβέρνηση έχει ως πρωταρχικό στόχο την αύξηση της αποτελεσματικότητας και αποδοτικότητας του δημοσίου τομέα, μειώνοντας ταυτόχρονα το κόστος λειτουργίας των δημοσίων υπηρεσιών που προκύπτει βασικά από την εξοικονόμηση του χρόνου για διεκπεραίωση των απαραίτητων ενεργειών ανά δημόσιο υπάλληλο. Οι υπηρεσίες που παρέχονται από το Δημόσιο τομέα θα στοιχίζουν λιγότερο αφού οι συναλλαγές θα γίνονται πλέον μέσω διαδικτύου σε αντίθεση με τον παραδοσιακό τρόπο που γινόταν στις δημόσιες υπηρεσίες ή και με την χρήση του τηλεφώνου. Χρησιμοποιώντας κοινές πηγές από τις οποίες γίνεται η άντληση πληροφοριών, οι φορείς της δημόσιας διοίκησης επιτυγχάνουν οφέλη στην αποδοτικότητα των πληροφοριακών συστημάτων αλλά και στην αναζήτηση των δεδομένων, καθώς και η επεξεργασία τους γίνεται γρηγορότερα και ευκολότερα.

II. Με αποδέκτη τον πολίτη.

Ως σπουδαιότερο πλεονέκτημα της ηλεκτρονικής διακυβέρνησης για τον πολίτη αποτελεί η ποιότητα στην παροχή ηλεκτρονικών υπηρεσιών.

Έτσι θα μπορούσαμε να προσδιορίσουμε πως τα οφέλη προς τον πολίτη είναι:

- Η πρόσβαση στις υπηρεσίες οποιαδήποτε στιγμή μέσα στην ημέρα και μέσα στην εβδομάδα
- Η μείωση στον χρόνο συναλλαγής, αφού μπορούν να υπάρχουν πρότυπα ή ακόμη και προσυμπληρωμένες αιτήσεις, καθώς και στον χρόνο που θα πρέπει να αφιερώσουν προς την διεκπεραίωση της ανάγκης επικοινωνίας με την δημόσια υπηρεσία.
- Η μείωση στο κόστος συναλλαγής αφού δεν είναι αναγκαία πλέον η φυσική παρουσία του πολίτη στο χώρο παροχής της υπηρεσίας.
- Η γρηγορότερη εξυπηρέτηση - διεκπεραίωση των αιτημάτων τους.
- Η αποδοτικότερη, ποιοτικότερη και ολοκληρωμένη παροχή υπηρεσιών
- Η άμεση επαλήθευση υποβολής αιτημάτων του πολίτη και της διαδικασίας των συναλλαγών του.

iii. Τα οφέλη της Ηλεκτρονικής Διακυβέρνησης για τις επιχειρήσεις.

Τα κέρδη που έχουν οι επιχειρήσεις από την χρήση των ηλεκτρονικών υπηρεσιών αποκτούνται μέσα από την εξοικονόμηση χρόνου και τη μείωση του κόστους των μετακινήσεων προς τις δημόσιες υπηρεσίες. Επιπλέον σε σχέση με τους πολίτες οι επιχειρήσεις έχουν μεγαλύτερο όγκο εργασιών με το δημόσιο, π.χ. πολλές εγγραφές και σε διαφορετικούς δημόσιους φορείς, αιτήσεις για παραλαβή διαφόρων αδειών και πιστοποιητικών από δημόσιους φορείς και υποβολή δηλώσεων (όπως για παράδειγμα ΦΠΑ, της ΑΠΔ κ.ά) και οι πληρωμές. Το κέρδος λοιπόν των επιχειρήσεων, είναι η μείωση στον χρόνο συναλλαγής με τις δημόσιες υπηρεσίες, στον χρόνο περάτωσης τους αλλά και στον χρόνο αναμονής γεγονός που με την σειρά του οδηγεί στη μείωση του λειτουργικού κόστους και συνεπώς εξασφαλίζει τη βιωσιμότητά τους.

1.3 Τομείς που εστιάζεται η ηλεκτρονική διακυβέρνηση

Από πηγές όπως το ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΠΟΛΙΤΙΚΗΣ και το <https://www.dianeosis.org/> έγινε σαφές ότι οι τομείς που εστιάζεται η ηλεκτρονική διακυβέρνηση είναι το γενικό ευρύτερο δημόσιο και η εξυπηρέτηση των πολιτών. Έτσι, ενδεικτικά παραθέτω τον παρακάτω πίνακα ο οποίος περιλαμβάνει ορισμένα υλοποιημένα έργα που οδήγησαν στην καλύτερη εξυπηρέτηση ευρύτερου δημοσίου και πολιτών, με αποτέλεσμα την βελτίωση στην επικοινωνία μεταξύ τους.

Έργο	Φορέας Διαχείρισης Αποδέκτες	URL
1. Φορολογία - τελωνεία	Ανεξάρτητη Αρχή Δημοσίων Εσόδων (ΑΑΔΕ), Γενική Γραμματεία Πληροφοριακών Συστημάτων (ΓΓΠΣ)	Πολίτες, επιχειρήσεις, άλλες Υπηρεσίες του Υπ. Οικονομικών, άλλες Υπηρεσίες του Δημόσιου Τομέα για πιστοποίηση στοιχείων και δεδομένων. Ενοποιημένο Τελωνειακό Σύστημα στην ΕΕ
2. Εθνικό Δημοτολόγιο - Ληξιαρχείο	Υπουργείο Εσωτερικών	Δήμοι, Υπηρεσίες Δημοτολογίου, Ληξιαρχεία
3. Κτηματολόγιο	Εθνικό Κτηματολόγιο και Χαρτογράφηση ΑΕ)	Κτηματολογικά γραφεία, πολίτες, επιχειρήσεις
4. Στρατολογία	Υπουργείο Εθνικής Άμυνας, Γενικό Επιτελείο Εθνικής Άμυνας, Γενικό Επιτελείο Στρατού	Πολίτες σχετικά με στρατολογικά θέματα
5. Διαύγεια	Υπουργείο Διοικητικής Ανασυγκρότησης	Δημόσιο, Πολίτες, επιχειρήσεις
6. Open Gov και Open data	Υπουργείο Διοικητικής Ανασυγκρότησης Εθνικό Κέντρο Δημόσιας Διοίκησης και Αυτοδιοίκησης (ΕΚΔΔΑ)	Πολίτες, επιχειρήσεις, δημόσιο
7. Μητρώο Ανθρώπινου Δυναμικού του Ελληνικού Δημοσίου	Υπουργείο Διοικητικής Ανασυγκρότησης και ΓΓΠΣ Υπ. Οικονομικών	Δημόσιο, δημόσιοι υπάλληλοι
8. Ενιαία Αρχή Πληρωμής	ΓΓΠΣ-Υπουργείο Οικονομικών	Δημόσιο, δημόσιοι υπάλληλοι
9. Κεντρικό Ηλεκτρονικό Μητρώο Δημοσίων Συμβάσεων (ΚΗΜΔΗΣ) ⁹	Υπουργείο Ανάπτυξης και Ανταγωνιστικότητας- Γενική Γραμματεία Εμπορίου	Δημόσιοι Φορείς, Οικονομικοί Φορείς που συμμετέχουν σε διαγωνισμούς του δημοσίου, διενέργεια ηλεκτρονικών διαγωνισμών από 60.000 ευρώ και άνω για προμήθειες και υπηρεσίες Και ανάρτηση των δημοσίων συμβάσεων στο ΚΗΜΔΗΣ
10. Εργάνη	Υπουργείο Εργασίας, Κοινωνικής Ασφάλισης & Κοινωνικής Αλληλεγγύης	Πολίτες, επιχειρήσεις, εργαζόμενοι, άνεργοι
11. Ήλιος Ενιαίο Σύστημα Ελέγχου Πληρωμών Συντάξεων	Υπουργείο Εργασίας, Κοινωνικής Ασφάλισης & Κοινωνικής Αλληλεγγύης ΗΔΙΚΑ	Πολίτες συνταξιοδοτούμενοι
12. «Απλό»	Υπουργείο Εργασίας, Κοινωνικής Ασφάλισης & Κοινωνικής Αλληλεγγύης	Αιτήσεις πολιτών για βεβαιώσεις ασφάλειας και υγείας

13. Ηλεκτρονική Συνταγογράφηση	Υπουργείο Εργασίας, Κοινωνικής Ασφάλισης & Κοινωνικής Αλληλεγγύης, ΗΔΙΚΑ	Γιατροί, φαρμακοποιοί, πολίτες	https://www.e-prescription.gr
14. Ηλεκτρονικά ραντεβού e-RDV	ΗΔΙΚΑ	Πολίτες	https://www.e-syntagografi.rv/p
15. Γεωχωρικά δεδομένα ΓΥΣ	Υπουργείο Εθνικής Άμυνας Γεωγραφική Υπηρεσία Στρατού	E-shop για γεωχωρικά δεδομένα της ΓΥΣ	http://web.gys.gr/GeoSearch/GYS/
16. Εθνικό Τυπογραφείο	Υπουργείο Διοικητικής Ανασυγκρότησης Εθνικό Τυπογραφείο	Πολίτες, επιχειρήσεις, δημόσιο	http://www.et.gr/
17. ΣΥΖΕΥΞΙΣ	Υπουργείο Διοικητικής Ανασυγκρότησης ΚτΠ ΑΕ	Εθνικό Δίκτυο Δημόσιας Διοίκησης	http://www.syzefxis.gov.gr/
18. G-cloud Υπηρεσίες government cloud	ΚτΠ ΑΕ -ΓΠΣ Έργο σε εξέλιξη	Φορείς Δημοσίου	http://www.ktpae.gr
19. Σύστημα Ηλεκτρονικής Διαχείρισης Εγγράφων -ψηφιακή υπογραφή	Υπουργείο Διοικητικής Ανασυγκρότησης Αρχή Πιστοποίησης Ελληνικού Δημοσίου (ΑΠΕΔ)		http://aped.gov.gr/
20. Ηλεκτρονικό Σύστημα του Ανώτατου - Συμβουλίου Προσωπικού (ΑΣΕΠ)Επιλογής	ΑΣΕΠ (Κύριος του έργου και Φορέας Λειτουργίας), υλοποίηση από την ΚτΠ ΑΕ	Πολίτες, Φορείς του Δημοσίου για πρό σληψη προσωπικού	http://www.asep.gr/
21. Ηλεκτρονικό Σύστημα Υποβολής και επεξεργασίας δηλώσεων ΠΟΘΕΝ ΕΣΧΕΣ	Επιθεωρητής Δημόσιας Διοίκησης και άλλοι ελεγκτικοί Φορείς του Δημοσίου, Φορέας Λειτουργίας ΓΠΣ, υλοποίηση από την ΚτΠ ΑΕ	Πολίτες που υποχρεούνται σε δήλωση ΠΟΘΕΝ ΕΣΧΕΣ, Ελεγκτικοί Φορείς των δηλώσεων.	https://www.pothen.gr/
22. Ολοκληρωμένο Σύστημα Διαχείρισης Δικαστικών Υποθέσεων (ΟΣΔΔΥ-ΠΠ)	Υπουργείο Δικαιοσύνης, Διαφάνειας και Ανθρωπίνων Δικαιωμάτων Έργο σε εξέλιξη / πιλοτική λειτουργία	Ειρηνοδικεία, πταιματοδικεία, πρωτοδικεία, εισαγγελίες πρωτοδικών, εφετεία, εισαγγελίες εφετών, Άρειος Πάγων, εισαγγελία Αρείου Πάγου,	https://www.solon.gov.gr/

1.4 Ανοιχτά δεδομένα (Open Data)

Είναι γεγονός πως οι συνεχείς εξελίξεις στο τομέα της τεχνολογίας της πληροφορικής και των επικοινωνιών δημιούργησαν έναν τεράστιο όγκο δεδομένων. Για τον λόγο αυτό η επεξεργασία και ανάλυσή τους αποτελεί μια μεγάλη επένδυση για το δημόσιο και τον ιδιωτικό τομέα. Τα δεδομένα είναι αυτά που-ανάλογα με την αξιοποίησή τους- συμβάλλουν στην εξέλιξη και άνοδο του κρατικού μηχανισμού, της επιχειρηματικότητας, της κοινωνίας των πολιτών. Μάλιστα, τα δεδομένα που προκύπτουν από τους πολίτες ήταν το έναυσμα για την δημιουργία του κινήματος ανοιχτών δεδομένων που ξεκίνησε πριν από είκοσι χρόνια. Σήμερα τα ανοιχτά δεδομένα σταδιακά ενσωματώνονται στον στρατηγικό σχεδιασμό σε αναπτυσσόμενες χώρες, για να προαχθεί βελτίωση στις υπηρεσίες προς όλα τα επίπεδα και ειδικοί κόμβοι δημιουργούνται με σκοπό μεγάλα δημόσια δεδομένα να γίνονται ανοιχτά και άμεσα διαθέσιμα μέσα από αυτούς.

Ο όρος δεδομένα, όπως μπορεί κανείς να διαβάσει στη Wikipedia, αναφέρει: «Τα ανοιχτά δεδομένα είναι σύνολα τιμών ποσοτικών ή ποιοτικών μεταβλητών και με την ευρεία έννοια, πληροφορίες ή γνώσεις που απεικονίζονται ή έχουν κωδικοποιηθεί σε μορφή κατάλληλη για χρήση και επεξεργασία και ενίοτε μπορούν να οπτικοποιηθούν σε γραφήματα ή εικόνες». Με την εξέλιξη της τεχνολογίας της πληροφορικής και της επικοινωνίας εξάγονται καθημερινά και διακινούνται πολλά και πολύπλοκα δεδομένα τα οποία και χαρακτηρίζονται- ανάλογα-δημόσια, ετερογενή, μεγάλα (big data), ευαίσθητα. Αυτά, στο παγκόσμιο σύστημα δεδομένων αλληλεπιδρούν και επικαλύπτονται. Η έννοια της ανοιχτότητας (ανοιχτά δεδομένα) που τα χαρακτηρίζει σημαίνει την ελεύθερη πρόσβαση, χρήση και επαναχρησιμοποίηση τους.

Συναντάται συχνά η ταύτιση των ανοιχτών δεδομένων, με τα δημόσια δεδομένα και η αντιδιαστολή τους με τα ευαίσθητα δεδομένα. Σε κάθε περίπτωση όμως, τα ανοιχτά δεδομένα είναι απαραίτητα για την επιτυχία αποτελέσματος με την χρήση των μεγάλων δεδομένων.

Τα ανοιχτά δεδομένα προσφέρουν απεριόριστες δυνατότητες, αφού όσο περισσότερο χρησιμοποιούνται τόσο περισσότερη είναι η πολλαπλασιαστική αξία του αποτελέσματος. Οι φορείς που διαθέτουν ανοιχτά δεδομένα πληθαίνουν και το ενδιαφέρον αξιοποίησής τους όλο και αυξάνεται. Η έρευνα για τις επιδράσεις της χρήσης τους σε όλους τους τομείς της ανθρώπινης δραστηριότητας είναι σε συνεχή εξέλιξη.

Η ομάδα των G8 υποστηρίζει ότι στις πιο αναπτυσσόμενες χώρες του κόσμου τα ανοιχτά δεδομένα είναι πρωταρχικός σκοπός, γιατί έχουν τη δυνατότητα να χρησιμοποιούν πολλαπλούς τομείς. Σκοπός, όπως ισχυρίζεται η ομάδα, είναι η δημιουργία μιας διαφανούς και συνεργατικής διακυβέρνησης, η αποτελεσματική αντιμετώπιση των αναγκών της κοινωνίας και τελικά η εξασφάλιση της δικαιοσύνης, καθώς και της κοινωνικής ευημερίας. Το άνοιγμα των δεδομένων χρήζει προτεραιότητας, ιδιαίτερα όταν αναφερόμαστε στα δημόσια δεδομένα λόγω της κοινωνικής και οικονομικής αξίας κατά τη χρήση τους. Εάν διασφαλιστεί η υψηλή ποιότητα ανοιχτών δεδομένων και οι πολίτες τα εμπιστευθούν, αφού θα έχει προστατευθεί βέβαια η ιδιωτικότητά τους, τότε το βήμα θα είναι πραγματικά μεγάλο. Τα ανοιχτά δεδομένα παρέχουν τη δυνατότητα της ευκολότερης σύγκρισής τους και επομένως της καλύτερης αξιοποίησής τους. Συμβάλλουν στην διαφάνεια, στην ορθότερη λήψη αποφάσεων και επομένως ακόμη στη βελτίωση των παρεχόμενων υπηρεσιών. Τα ανοιχτά δεδομένα συμβάλλουν στην εφαρμογή των πολιτικών σχεδιασμών, στην επισήμανση των αναγκών της κοινωνίας και στην αλληλεπίδραση μεταξύ κυβερνήσεων και κυβερνουμένων. Τα ανοιχτά δεδομένα μπορούν να προάγουν και να ενθαρρύνουν καινοτόμες πολιτικές λύσεις μέσα από τα στοιχεία που δύνανται να παρέχουν, δίνοντας

έτσι τη δυνατότητα σε κάθε πολίτη να έχει πρόσβαση σε αυτά, συμβάλλοντας ταυτόχρονα στην καταπολέμηση του κοινωνικού αποκλεισμού και στην αντιμετώπιση παγκόσμιων προβλημάτων όπως αυτό της κλιματικής αλλαγής.

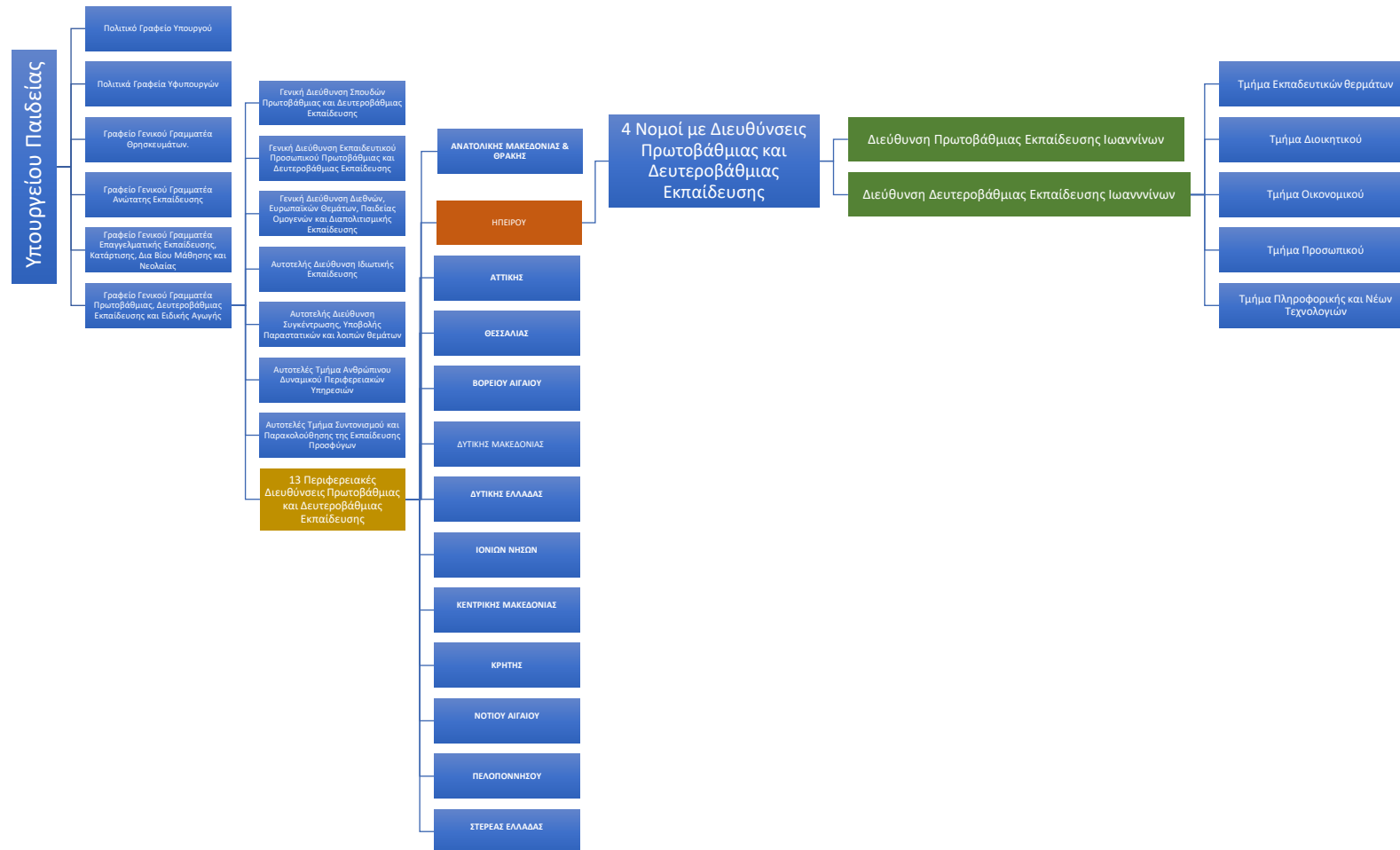
Η προώθηση της ανθρώπινης δημιουργικότητας ωφελείται με την χρήση των ανοιχτών δεδομένων τόσο στο δημόσιο όσο και στον ιδιωτικό τομέα.

Αν και η πλειοψηφία των ανθρώπων στους διάφορους εργασιακούς τομείς έχει εξοικειωθεί με τις νέες τεχνολογίες, η έννοια των ανοιχτών δεδομένων και η διαχείριση των προσωπικών δεδομένων παραμένει ένα λεπτό και πολύ σοβαρό ζήτημα.

2. Η οργάνωση της Δημόσιας Εκπαίδευσης

2.1 Δομές και Οργανογράμματα Δημόσιας Εκπαίδευσης

(Στο παρακάτω οργανόγραμμα αποτυπώνεται με ανάπτυξη στις επιμέρους δομές που οδηγούν από το Υπουργείο Παιδείας και Θρησκευμάτων προς την υπηρεσία Διεύθυνση Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης από στην οποία έχουμε εστιάσει για την ανάλυση των δεδομένων μας)



2.2 Στατιστικά απασχολούμενων στην εκπαίδευση διαχρονικά

Από την Ελληνική Στατιστική Αρχή πήραμε τα παρακάτω δεδομένα που βοηθούν στην μία στατιστική ανάλυση του απασχολούμενου προσωπικού στην εκπαίδευση:

Στον πίνακα 1 καθώς και στο γράφημα 1 απεικονίζεται η εξέλιξη στον σχολικό πληθυσμό γυμνασίων και λυκείων τη δεκαετία 2010/2011 - 2019/2020

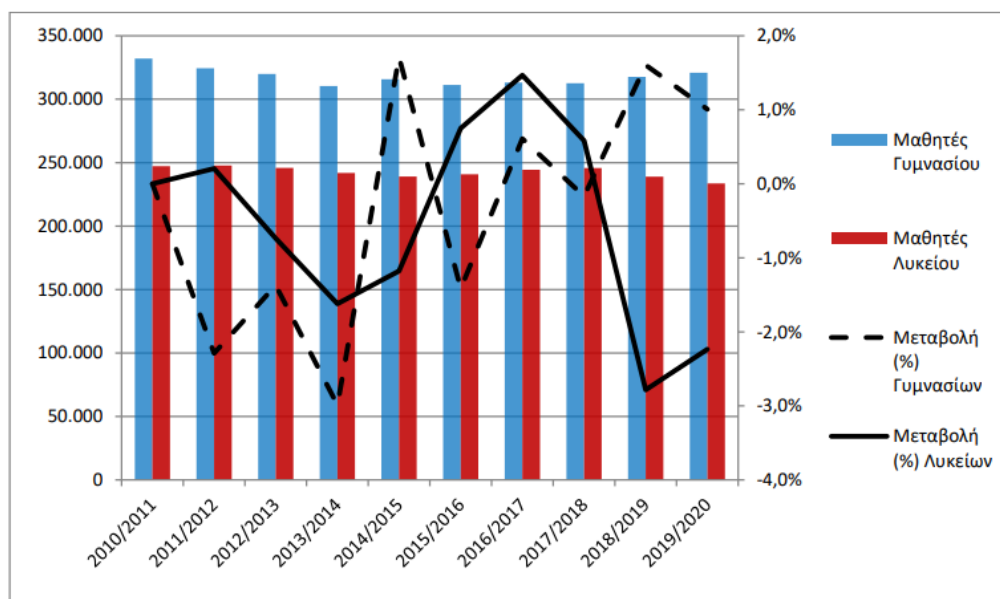
Πίνακας 1
Εξέλιξη Σχολικού Πληθυσμού της Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης 2010/11 - 2019/20

Σχολικό έτος	Αριθμός Μαθητών ¹	
	Γυμνάσια	Λύκεια
2010/2011	332.005	247.209
2011/2012	324.402	247.717
2012/2013	319.950	245.892
2013/2014	310.389	241.905
2014/2015	315.702	239.055
2015/2016	311.236	240.852
2016/2017	313.130	244.386
2017/2018	312.604	245.811
2018/2019	317.622	238.968*
2019/2020	320.822	233.627

*αναθεωρημένα στοιχεία

Γράφημα 1

Γράφημα 1
Εξέλιξη Σχολικού Πληθυσμού της Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης 2010/11 - 2019/20



¹ Δεν περιλαμβάνεται η Εκκλησιαστική Δευτεροβάθμια Εκπαίδευση και τα Σχολεία Δεύτερης Ευκαιρίας

Α. ΓΥΜΝΑΣΙΑ

Στους πίνακες 2 και 3 απεικονίζονται στοιχεία για τον αριθμό του διδακτικού προσωπικού των Γυμνασίων, των εγγεγραμμένων μαθητών καθώς και των αποφοίτων (εκτός των Εκκλησιαστικών Γυμνασίων και των Σχολείων Δεύτερης Ευκαιρίας).

Πίνακας 2. Πλήθος σχολικών μονάδων και διδακτικό προσωπικό² (Γυμνάσια)

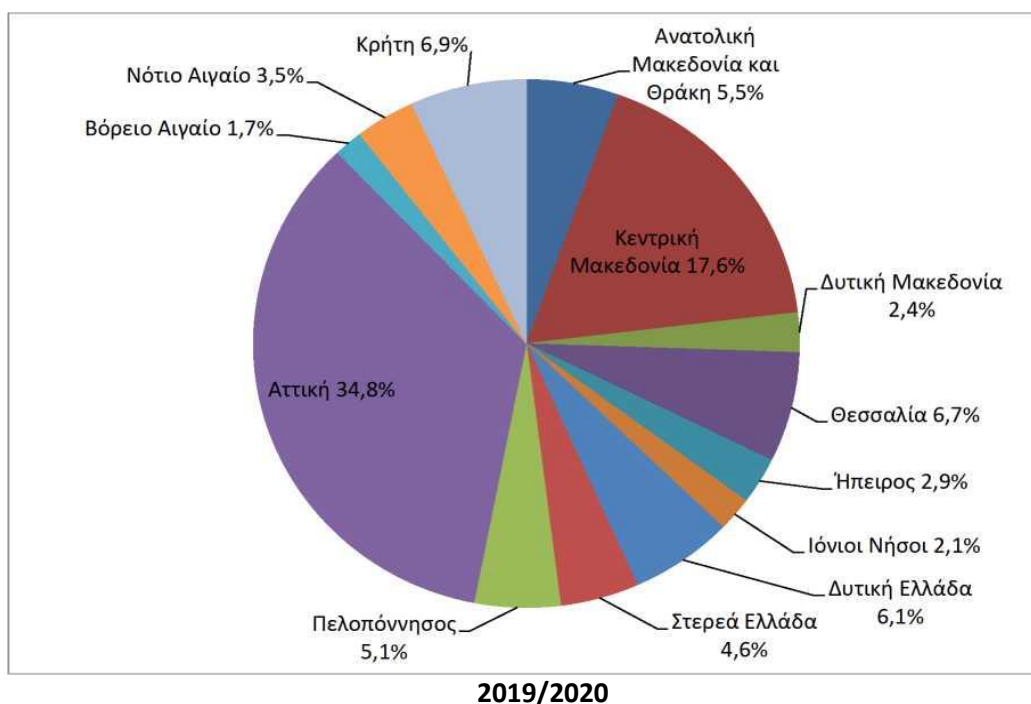
<i>Κατά Είδος Σχολικής Μονάδας</i>						
Σχολικές Μονάδες	Πλήθος σχολικών μονάδων			Διδακτικό προσωπικό		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)
Δημόσιες	1.725	1.724	-0,1	37.148	37.196	0,1
Ιδιωτικές	99	94	-5,1	2.322	2.328	0,3
ΣΥΝΟΛΟ	1.824	1.818	-0,3	39.470	39.524	0,1
<i>Κατά Περιφέρεια</i>						
Περιφέρεια	Πλήθος σχολικών μονάδων			Διδακτικό προσωπικό		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)
Ανατολική Μακεδονία και Θράκη	98	98	0,0	2.161	2.171	0,5
Κεντρική Μακεδονία	293	291	-0,7	6.500	6.450	-0,8
Δυτική Μακεδονία	69	69	0,0	1.178	1.143	-3,0
Θεσσαλία	126	125	-0,8	2.971	2.906	-2,2
Ήπειρος	83	81	-2,4	1.407	1.391	-1,1
Ιόνιοι Νήσοι	50	50	0,0	1.098	1.096	-0,2
Δυτική Ελλάδα	142	143	0,7	2.616	2.590	-1,0
Στερεά Ελλάδα	119	119	0,0	2.020	1.995	-1,2
Πελοπόννησος	111	110	-0,9	2.066	2.047	-0,9
Αττική	484	485	0,2	12.211	12.401	1,6
Βόρειο Αιγαίο	54	54	0,0	1.007	1.026	1,9
Νότιο Αιγαίο	86	84	-2,3	1.674	1.708	2,0
Κρήτη	109	109	0,0	2.561	2.600	1,5
ΣΥΝΟΛΟ	1.824	1.818	-0,3	39.470	39.524	0,1

² Στο διδακτικό προσωπικό περιλαμβάνονται και οι «απόντες». Απόντες θεωρούνται όσοι ανήκουν οργανικά στο σχολείο, αλλά απουσιάζουν για διάστημα μεγαλύτερο των 20 εργάσιμων ημερών (λόγω ασθένειας, τοκετού, μετεκπαίδευσης κλπ.) και έχει ζητηθεί η αντικατάστασή τους, καθώς και οι αποσπασμένοι στο Υπουργείο Παιδείας και Θρησκευμάτων, σε Διεύθυνση Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης ή αλλού.

Πίνακας 3. Εγγεγραμμένοι και αποφοιτήσαντες μαθητές κατά είδος σχολικής μονάδας και περιφέρεια (Γυμνάσια)

Κατά Είδος Σχολικής Μονάδας						
Σχολικές Μονάδες	Σύνολο εγγεγραμμένων			Σύνολο αποφοιτησάντων		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)
Δημόσιες	301.524	304.995	1,2	95.273	96.693	1,5
Ιδιωτικές	16.098	15.827	-1,7	5.216	4.914	-5,8
ΣΥΝΟΛΟ	317.622	320.822	1,0	100.489	101.607	1,1

Περιφέρεια	Σύνολο εγγεγραμμένων			Σύνολο αποφοιτησάντων		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)
Ανατολική Μακεδονία και Θράκη	17.392	17.542	0,9	5.307	5.463	2,9
Κεντρική Μακεδονία	56.383	56.612	0,4	17.947	17.757	-1,1
Δυτική Μακεδονία	7.786	7.775	-0,1	2.511	2.558	1,9
Θεσσαλία	21.399	21.617	1,0	6.586	6.871	4,3
Ήπειρος	9.058	9.208	1,7	2.869	2.919	1,7
Ιόνιοι Νήσοι	6.655	6.674	0,3	2.178	2.127	-2,3
Δυτική Ελλάδα	19.644	19.640	0,0	6.256	6.316	1,0
Στερεά Ελλάδα	14.870	14.912	0,3	4.763	4.753	-0,2
Πελοπόννησος	16.181	16.312	0,8	5.038	5.193	3,1
Αττική	109.804	111.541	1,6	34.745	35.388	1,9
Βόρειο Αιγαίο	5.415	5.482	1,2	1.749	1.719	-1,7
Νότιο Αιγαίο	11.292	11.377	0,8	3.608	3.684	2,1
Κρήτη	21.743	22.130	1,8	6.932	6.859	-1,1
ΣΥΝΟΛΟ	317.622	320.822	1,0	100.489	101.607	1,1



Β. ΛΥΚΕΙΑ

Στους πίνακες 4 και 5 παρουσιάζονται στοιχεία που αφορούν στον αριθμό των Λυκείων, του διδακτικού προσωπικού, των εγγεγραμμένων μαθητών και των αποφοίτων (εκτός των Εκκλησιαστικών Λυκείων).

Πίνακας 4. Πλήθος σχολικών μονάδων και διδακτικό προσωπικό³ (Λύκεια)

<i>Κατά Είδος Σχολικής Μονάδας</i>						
Σχολικές Μονάδες	Πλήθος σχολικών μονάδων			Διδακτικό προσωπικό		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)
Δημόσιες	1.260	1.261	0,1	21.736	22.058	1,5
Ιδιωτικές	92	86	-6,5	1.916	1.856	-3,1
ΣΥΝΟΛΟ	1.352	1.347	-0,4	23.652	23.914	1,1
<i>Κατά Περιφέρεια</i>						
Περιφέρεια	Πλήθος σχολικών μονάδων			Διδακτικό προσωπικό		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)
Ανατολική Μακεδονία και Θράκη	64	64	0,0	1.054	1.082	2,7
Κεντρική Μακεδονία	212	209	-1,4	4.028	3.965	-1,6
Δυτική Μακεδονία	36	36	0,0	642	630	-1,9
Θεσσαλία	98	97	-1,0	1.503	1.513	0,7
Ήπειρος	52	51	-1,9	836	828	-1,0
Ιόνιοι Νήσοι	36	36	0,0	484	486	0,4
Δυτική Ελλάδα	99	99	0,0	1.532	1.536	0,3
Στερεά Ελλάδα	92	92	0,0	1.072	1.094	2,1
Πελοπόννησος	90	90	0,0	1.239	1.266	2,2
Αττική	385	385	0,0	8.628	8.823	2,3
Βόρειο Αιγαίο	42	42	0,0	491	510	3,9
Νότιο Αιγαίο	68	67	-1,5	654	673	2,9
Κρήτη	78	79	1,0	1.489	1.508	1,3
ΣΥΝΟΛΟ	1.352	1.347	-0,4	23.652	23.914	1,1

³ Στο διδακτικό προσωπικό περιλαμβάνονται και οι «απόντες». Απόντες θεωρούνται όσοι ανήκουν οργανικά στο σχολείο, αλλά απουσιάζουν για διάστημα μεγαλύτερο των 20 εργάσιμων ημερών (λόγω ασθένειας, τοκετού, μετεκπαίδευσης κλπ.) και έχει ζητηθεί η αντικατάστασή τους, καθώς και οι αποσπασμένοι στο Υπουργείο Παιδείας και Θρησκευμάτων, σε Διεύθυνση Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης ή αλλού.

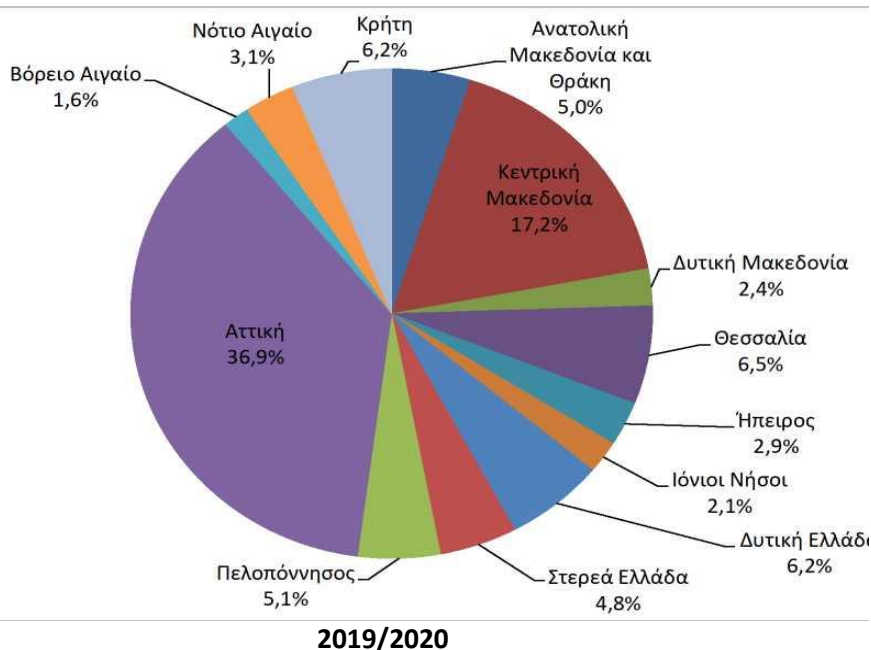
Πίνακας 5. Εγγεγραμμένοι και αποφοιτήσαντες μαθητές κατά είδος σχολικής μονάδας και περιφέρεια (Λύκεια)

Κατά Είδος Σχολικής Μονάδας						
Σχολικές Μονάδες	Σύνολο εγγεγραμμένων			Σύνολο αποφοιτησάντων		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)
Δημόσιες	224.353	219.560	-2,1	72.785	72.386	-0,5
Ιδιωτικές	14.615	14.067	-3,7	4.609	4.612	0,1
ΣΥΝΟΛΟ	238.968*	233.627	-2,2	77.394*	76.998	-0,5

Περιφέρεια	Σύνολο εγγεγραμμένων			Σύνολο αποφοιτησάντων		
	2018/19	2019/20	Μεταβολή (%)	2017/18	2018/19	Μεταβολή (%)
Ανατολική Μακεδονία και Θράκη	11.824	11.393	-3,6	3.865	3.756	-2,8
Κεντρική Μακεδονία	42.137	40.138	-4,7	13.865	13.502	-2,6
Δυτική Μακεδονία	5.904	5.667	-4,0	1.928	1.866	-3,2
Θεσσαλία	15.607	15.178	-2,7	4.966	5.118	3,1
Ήπειρος	7.016	6.811	-2,9	2.269	2.199	-3,1
Ιόνιοι Νήσοι	4.939	4.959	0,4	1.613	1.574	-2,4
Δυτική Ελλάδα	14.608	14.415	-1,3	4.649	4.814	3,5
Στερεά Ελλάδα	11.509	11.252	-2,2	3.740	3.619	-3,2
Πελοπόννησος	12.178	11.905	-2,2	4.084	3.887	-4,8
Αττική	86.906	86.284	-0,7	27.855	28.325	1,7
Βόρειο Αιγαίο	3.989	3.802	-4,7	1.295	1.311	1,2
Νότιο Αιγαίο	7.573	7.344	-3,0	2.446	2.344	-4,2
Κρήτη	14.778	14.479	-2,0	4.819	4.683	-2,8
ΣΥΝΟΛΟ	238.968*	233.627	-2,2	77.394*	76.998	-0,5

*αναθεωρημένα στοιχεία

Γράφημα 3. Ποσοστιαία κατανομή των εγγεγραμμένων μαθητών στα λύκεια κατά περιφέρεια,



2.3 Πολιτικές ποιότητας και διασφάλισης του κατάλληλου Διδακτικού Προσωπικού

Πριν δούμε τον τρόπο επιλογής διορισμών των εκπαιδευτικών σήμερα είναι φρόνιμο να κάνουμε μια μικρή αναδρομή στο παρελθόν.

Το άρθρο 44 του Ν309/1976 προέβλεπε πως η πρόσληψη των εκπαιδευτικών θα γίνονταν από τους πίνακες πτυχιούχων που συντάσσονται κατ'έτος με βάση τον βαθμό πτυχίου, η γνωστή ως Επετηρίδα. Να σημειωθεί ότι η επετηρίδα ως διαδικασία για διορισμό των εκπαιδευτικών που εφαρμόστηκε από τη δεκαετία του 1950, δεν καταργήθηκε ούτε κατά τη διάρκεια της δικτατορίας ΑΝ 651/70.

Η διατύπωση παρέμεινε ίδια ακριβώς στον Νόμο 1566/1985, το νόμο πλαίσιο που κατάργησε το Νόμο 309/1976.

Με τον Ν2525/1997 (ο λεγόμενος νόμος Αρσένη) η επετηρίδα καταργείται, για πρώτη φορά, το 1997 και καθιερώνεται ο γραπτός διαγωνισμός του ΑΣΕΠ ως το μοναδικό σύστημα πρόσληψης.

Παρέχεται ένα μεταβατικό στάδιο 5 ετών για την κατάργησή της και με τον Νόμο 3027/2002 τροποποιείται ο Νόμος 2525/1997 που προβλέπει το μικτό σύστημα με διορισμούς με 75% από το ΑΣΕΠ και 25% από τον ενιαίο πίνακα αναπληρωτών, με βάση την προϋπηρεσία.

Προέβλεπε, μάλιστα, πως αν δεν υπήρχαν επιτυχόντες στον ΑΣΕΠ ο αριθμός που προβλέπονταν θα μπορούσε να συμπληρωθεί από τον ενιαίο πίνακα αναπληρωτών.

Με τον Ν3255/2004 τροποποιείται ο Ν3027/2002 και τα ποσοστά διαμορφώνονται 60% με ΑΣΕΠ και 40% Ενιαίος πίνακας αναπληρωτών. Με τον Ν3687/2008 προηγείται το 30μηνο στις προσλήψεις, ακολουθεί το 24μηνο και μια επιτυχία στον ΑΣΕΠ, ύστερα το 40% και τελευταίο το 60% του ΑΣΕΠ.

Με τον Νόμο 3848/2010 επανέρχεται στο 100% ο διορισμός με τον ΑΣΕΠ, ορίζεται όριο στην προϋπηρεσία και γίνεται η αναγνώριση των ακαδημαϊκών προσόντων για την πρόσληψη (π.χ. μεταπτυχιακά, διδακτορικά). Ο νόμος προβλέπει την εφαρμογή από τον πρώτο διαγωνισμό του ΑΣΕΠ που θα γίνει και μέχρι τότε διατηρεί το μεταβατικό στάδιο 60%-40% του Νόμου 3255/2004.

Με το τόπο διορισμού 60%-40% έγιναν κι οι ελάχιστες προσλήψεις του 2011,2012,2013,2014.

Με τον Ν.4589/2019 αλλάζει εντελώς το σύστημα διορισμών και καταργεί πολλά από τα άρθρα του Ν3848/2010 και προβλέπει την διαδικασία κατάθεσης δικαιολογητικών και την σύσταση πίνακα με κατάταξη με σειρά προτεραιότητας από τους οποίους θα γίνεται ο διορισμός σε κενές θέσεις εκπαιδευτικών μετά από σχετική πρόσκληση από το Υπουργείο Παιδείας.

Φτάνουμε έτσι στο σημερινό τρόπο με τον οποίο γίνεται η πλήρωση των κενών θέσεων σύμφωνα με τον Ν4589/2019 και από τους ίδιους πίνακες γίνεται και η πρόσληψη των αναπληρωτών εκπαιδευτικών που καλύπτουν τα λειτουργικά κενά των Εκπαιδευτικών Αναγκών.

Ο τρόπος που γίνεται η καταγραφή και η ποιοτική διασφάλιση των προσλήψεων αυτών είναι μέσα από τα πληροφοριακά διαδικτυακά συστήματα myschool και Orsyd που διαθέτει ως ψηφιακές πλατφόρμες καταχώρησης αναγκών και αιτήσεων το υπουργείο παιδείας.

Πρόσβαση στα πληροφοριακά αυτά συστήματα έχουν με διαβαθμισμένες επιλογές οι διευθυντές των σχολικών μονάδων, οι υπεύθυνοι χειριστές των Διευθύνσεων εκπαίδευσης και όλες οι υπερκείμενες δομές που φτάνουν μέχρι τον Υπουργό Παιδείας.

Η καταγραφή των εκπαιδευτικών αναγκών γίνεται από τις σχολικές μονάδες και από το myschool μπορούν να εξαχθούν ασφαλή πλέον στατιστικά αφού η καταγραφή και η επιβεβαίωση

των δεδομένων γίνεται συστηματικά από τις σχολικές μονάδες και προς τα επάνω με ανάλογους ελέγχους των στοιχείων από τις υπερκείμενες αρχές που έχουν και την ευθύνη για την επιτήρηση αλλά και την λειτουργία των σχολικών μονάδων.

Χαρακτηριστικά σας παραθέτω την παρακάτω εικόνα από την οποία μπορείτε να δείτε ότι υπάρχουν πολλές επιλογές, ως προς την στατιστική ενημέρωση, βάσει των δεδομένων που έχουν καταχωρήσει οι σχολικές μονάδες και επί του προκειμένου τα λειτουργικά κενά από τα οποία προκύπτει η αποτύπωση της ανάγκης πλήρωσης από Αναπληρωτές Εκπαιδευτικούς:

The screenshot shows the myschool website interface. At the top, there is a navigation bar with the myschool logo and several menu items: ΑΡΧΙΚΗ, ΦΟΡΕΙΣ, ΠΡΟΣΩΠΙΚΟ, ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ, ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ (highlighted in orange), and COVID-19. Below the navigation bar, there is a section titled 'Επιλογές' (Options). On the left, there is a vertical menu with 12 items under the heading 'Στατιστικά'. The fifth item, '5. Λειτουργικά Κενά', is highlighted with an orange arrow. To the right of this menu, there is a list of five blue links corresponding to the highlighted menu item:

1. Λειτουργικά Κενά Μαθημάτων (σε Ώρες)
2. Ποσοστά Συμπλήρωσης Φόρμας (Λειτουργικά Κενά Μαθημάτων)
3. Αποτύπωση Τμημάτων, Μαθητικού Δυναμικού και Εκπαιδευτικών ΠΕ60 ανά σχολική μονάδα
4. Αποτύπωση Τμημάτων, Μαθητικού Δυναμικού και Εκπαιδευτικών ΠΕ70 ανά σχολική μονάδα
5. Αποτύπωση Τμημάτων, Μαθητικού Δυναμικού και Εκπαιδευτικών ΠΕ70 ανά σχολική μονάδα και τάξη φοίτησης

2.4 Πληροφοριακά Συστήματα στην Εκπαίδευσης (myschool – Opsyd – edatacenter)

Τα πληροφοριακά συστήματα που χρησιμοποιεί η εκπαίδευση είναι χωρισμένα ανάλογα με τις ανάγκες χρήσης τους και σε όλα γίνεται ταυτοποίηση και χρήση τους από ελεγμένους χρήστες της εκπαίδευσης που χρησιμοποιούν την πλατφόρμα πιστοποίησης sso του πανελληνίου σχολικού δικτύου κάτω από το οποίο δημιουργούνται και οι πιστοποιημένοι χρήστες, εκπαιδευτικοί, διοικητικοί υπάλληλοι και μαθητές. Συγκεκριμένα αναφέρουμε τα πιο διαδεδομένα και χρηστικά πληροφοριακά συστήματα:

Myschool:

Μια ολοκληρωμένη βάση δεδομένων για διαχείριση φορέων Δευτεροβάθμιας και Πρωτοβάθμιας εκπαίδευσης, εκπαιδευτικών και μαθητών, με διαδικτυακή πρόσβαση η οποία έχει την δυνατότητα διεπαφής και με άλλες υπηρεσίες.

Σε ότι αφορά την διαχείριση των σχολικών μονάδων καταχωρούνται όλα τα λειτουργικά στοιχεία της σχολικής μονάδας όπως κτιριακή υποδομή, εργαζόμενοι, μαθητικό δυναμικό και άλλα που μπορείτε να δείτε και στο σχήμα 1

Για τους Εκπαιδευτικούς έχει την δυνατότητα διαχείρισής τους σε επίπεδο Σχολικής μονάδας για την καταχώρηση ατομικών στοιχείων και υπηρεσιακών αναγκών όπως άδειες, απουσίες κλπ ενώ σε επίπεδο διεύθυνσης υπάρχει η επιλογή εκτός των μεταβολών των υπηρεσιακών τους δεδομένων όπως Βαθμοί και Μ.Κ. , να γίνεται η τοποθέτησή τους στις σχολικές μονάδες.

Έτσι, με την ορθή και εποπτευόμενη χρήση του εργαλείου αυτού υπάρχει η δυνατότητα εξαγωγής δεδομένων σε μορφή στατιστικών που δίνει δεδομένα χρηστικά για αποφάσεις διοικητικές.

Προφανώς, είναι διαβαθμισμένη η πρόσβαση στα δεδομένα αυτά και εξαρτάται από την δομή που κάνει χρήση της εφαρμογής. Έτσι, για παράδειγμα, οι διευθύνσεις εκπαίδευσης έχουν πρόσβαση μόνο σε στατιστικά στοιχεία μαθητών και όχι σε προσωπικές πληροφορίες των μαθητών.

Αποτελεί ένα βασικό πληροφοριακό σύστημα η χρήση του γίνεται από σχολικές μονάδες μέχρι και υπηρεσίες του Υπουργείου Παιδείας για άσκηση κεντρικής πολιτικής σύμφωνα με τα στοιχεία που αντλεί από την βάση δεδομένων του.

ΟΠΣΥΔ:

Ένα δεύτερο χρήσιμο πληροφοριακό σύστημα είναι το ΟΠΣΥΔ το οποίο χρησιμοποιείται κατά κύριο λόγο για τους αναπληρωτές εκπαιδευτικούς, αλλά και για αιτήσεις απόσπασης μόνιμων εκπαιδευτικών.

Αποτελεί μία βάση δεδομένων που χρησιμοποιώντας τα διαπιστευτήρια τους οι χρήστες με το sso του sch (πανελληνίου σχολικού δικτύου) εισέρχονται διαδικτυακά στην βάση δεδομένων και αναλόγως των δικαιωμάτων που εκχωρούνται στους χρήστες έχουν πρόσβαση στις ανάλογες δυνατότητες του συστήματος.

Σε επίπεδο χρήστη εκπαιδευτικού, δίνεται η δυνατότητα αιτήσεων για τους αναπληρωτές εκπαιδευτικούς για διορισμό και επιλογή σχολικών προτιμήσεων αλλά και για αιτήσεις απόσπασης (όλα αυτά γίνονται σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους και κατόπιν προσκλήσεων).

Σε επίπεδο χρήστη διεύθυνσης δίνεται η δυνατότητα ελέγχου και καταχώρισης των αιτήσεων αυτών ενώ ταυτόχρονα καταχωρούνται και οι πράξεις αναλήψεων υπηρεσιών και λήξης τους όπως και πολλά ακόμη.

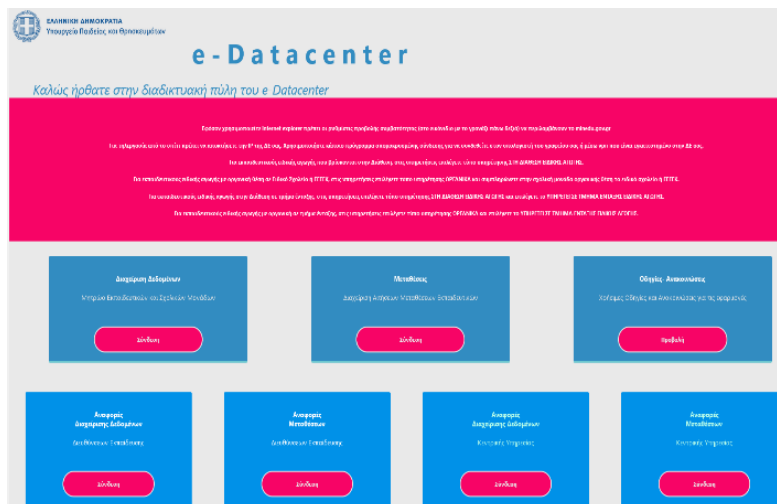
Μπορείτε να πάρετε μία άποψη για το σύστημα αυτό με χρήστη σε επίπεδο διεύθυνσης βλέποντας το παρακάτω σχήμα:

The screenshot shows the OPISS (ΟΠΣΥΔ) web application interface. The page features a navigation menu on the left with options such as "Εισαγωγή Κενών", "Εισαγωγή Κενών σε Όρες", "Εισαγωγή κενών για Δήλωση Τοποθέτησης Αναπληρωτή", "Αιτήσεις στην Διεύθυνση μου", "Έλεγχος αιτήσεων απόσπασης", "Ιστορικό αιτήσεων αλλαγής στοιχείων", "Προσλήψεις Διορισθών", and "Προθεσμίες Ανάληψης Υπηρεσίας". The main content area displays a "Πρόσκληση εκπαιδευτικών Πρωτοβάθμιας εκπαίδευσης" form. The form includes fields for personal information (Α.Φ.Μ., Επώνυμο, Όνομα, Πατρώνυμο, Μητρώνυμο, Φύλο) and contact details (Πάλη Μόνιμης Κατακίας, Οδός - Αριθμός, Τ.Κ., Τηλέφωνο Επικοινωνίας, Κωδικό, Email). A "Καταχώριση" button is visible at the bottom right.

e-Datacenter

Η εφαρμογή αυτή είναι διαδικτυακή, αποτελεί μια βάση δεδομένων των εκπαιδευτικών (Σχήμα Α) και χρησιμοποιείται πλέον μόνο για τις διαδικασίες μετάθεσης εκπαιδευτικών και ιδιαίτερα για τον υπολογισμό των μορίων τους και για την κεντρική εκτέλεση των αποτελεσμάτων σύμφωνα με τις καταχωρίσεις και τους ελέγχους που γίνονται από τις Διευθύνσεις Εκπαίδευσης.

Καταχωρούνται σε αυτή οι υπηρετήσεις στις σχολικές μονάδες των εκπαιδευτικών Σχήμα Β και υπολογίζονται τα μόρια μετάθεσης σύμφωνα με τις τα μόρια συνθηκών διαβίωσης. Μία αποτύπωση της βάσης αυτής μπορείτε να δείτε:



Σχήμα Α

Σχήμα Β

3. Χρήση Μηχανικής Μάθησης στην Ηλεκτρονική Διακυβέρνηση

3.1 Μηχανική Μάθηση ορισμός και ιστορική αναδρομή

Η Μηχανική μάθηση είναι ένας κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης που ασχολείται με τη μελέτη ή και την κατασκευή πληροφοριακών συστημάτων που έχουν την ικανότητα να «μαθαίνουν» όταν ένα πλήθος δεδομένων τους δίνεται ως είσοδος.

Ας δούμε κάποιους άλλους ορισμούς :

Ορισμός από τον Arthur Samuel το 1959:

«Η Μηχανική μάθηση είναι ένα πεδίο μελέτης που δίνει στους ηλεκτρονικούς υπολογιστές την δυνατότητα να μαθαίνουν χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί»

Ορισμός από τον Tom Mitchell το 1997 :

«Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από την εμπειρία E σε σχέση με κάποια εργασία T και με κάποιο μέτρο απόδοσης P, εάν η απόδοσή του στο T, όπως μετριέται από το P, βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας E».

Μελετώντας την Μηχανική μάθηση μέσα στον χρόνο θα μπορούσαμε να δώσουμε το παρακάτω διάγραμμα ροής στον χρόνο μέχρι σήμερα ως μία ιστορική αναδρομή:

Η άνοδος των νευρωνικών δικτύων (neural networks), δικτύων που χρησιμοποιούν αλγόριθμους για την επίλυση υπολογιστικών προβλημάτων, ήταν απόρροια της προσπάθειας των ερευνητών να κατασκευάσουν μηχανές οι οποίες είναι σε θέση να μαθαίνουν από τα δεδομένα που τους παρέχονται. Όπως οι νευρώνες ενός εγκεφάλου έτσι και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα υπόκεινται σε μία «συνδυαστική» προσέγγιση στην υπολογιστική χρησιμοποιώντας μαθηματικά ή υπολογιστικά μοντέλα για την επεξεργασία των πληροφοριών. Ωστόσο, οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνταν στο παρελθόν στα νευρωνικά δίκτυα ήταν βασισμένοι στη στατιστική, δρώντας έτσι ενάντια στη φύση των υπολογιστών οι οποίοι ήταν προγραμματισμένοι να επιλύουν λογικές πράξεις και να κατανοούν το δυαδικό σύστημα.

Το 1980, η εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης κατέστησε δυνατή την συμβολική αναπαράσταση προβλημάτων. Κατά συνέπεια η στατιστική άρχισε να χρησιμοποιείται αποκλειστικά για την ανάκτηση πληροφοριών ενώ ταυτόχρονα σταμάτησαν να χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά δίκτυα, όντας κομμάτι της στατιστικής στην επίλυση προβλημάτων.

Το 1990 οι ριζικές αυτές αλλαγές κατέστησαν την μηχανική μάθηση ένα πολύτιμο εργαλείο για επίλυση προβλημάτων πρακτικής φύσης. Ακόμη, δόθηκε έμφαση στις μεθόδους της στατιστικής και της θεωρίας των πιθανοτήτων.

Παρόλο που η μηχανική μάθηση και η εξόρυξη δεδομένων συχνά κάνουν χρήση των ίδιων μεθόδων, παρουσιάζουν ορισμένες αξιοσημείωτες διαφορές. Σε αντίθεση με την μηχανική μάθηση, η οποία εστιάζει στην πρόβλεψη πάνω σε γνωστές πληροφορίες που αποδίδονται στο σύνολο της εκπαίδευσης, η εξόρυξη δεδομένων επικεντρώνεται στην εύρεση των πληροφοριών που δεν γνωρίζουμε από την αρχή. Έτσι, απαιτείται μία μέθοδος επιτηρούμενης μάθησης καθώς μία τυπική διεργασία εξόρυξης δεδομένων δεν δύναται να φέρει αποτελέσματα, λόγω της μη διαθεσιμότητας συνόλου εκπαίδευσης.

3.2 Κατηγορίες Μηχανικής μάθησης

3.2.1 Μη-Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση:

Τι είναι η μη-εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση

Η μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, κάνει χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ανάλυση και την ομαδοποίηση των συνόλων δεδομένων χωρίς ετικέτα. Με την χρήση των αλγορίθμων αυτών ανακαλύπτονται κρυφά μοτίβα ή ομαδοποιήσεις δεδομένων χωρίς την ανάγκη της ανθρώπινης παρέμβασης. Το χαρακτηριστικό της ικανότητας στην ανακάλυψη ομοιοτήτων και διαφορών στις πληροφορίες την καθιστά ως ιδανική λύση για διερευνητική ανάλυση δεδομένων, στρατηγικές cross-selling, τμηματοποίηση πελατών και αναγνώριση εικόνας.

Συνήθεις προσεγγίσεις μη εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης:

Τα μοντέλα μη εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται για τρεις κύριες εργασίες – συσταδοποίηση (Clustering), συσχέτιση (association) και μείωση διαστάσεων (dimensionality reduction). Παρακάτω θα ορίσουμε κάθε μέθοδο εκμάθησης και θα επισημάνουμε κοινούς αλγόριθμους και προσεγγίσεις για την αποτελεσματική διεξαγωγή τους.

Συσταδοποίηση (Clustering)

Η συσταδοποίηση είναι μια τεχνική εξόρυξης δεδομένων που ομαδοποιεί δεδομένα χωρίς ετικέτα με βάση τις ομοιότητες ή τις διαφορές τους. Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία ακατέργαστων, μη ταξινομημένων αντικειμένων δεδομένων σε ομάδες που αντιπροσωπεύονται από δομές ή μοτίβα στις πληροφορίες. Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε μερικούς τύπους, και συγκεκριμένα: αποκλειστικούς, επικαλυπτόμενους, ιεραρχικούς και πιθανολογικούς

Αποκλειστική και επικαλυπτόμενη συσταδοποίηση (Exclusive and Overlapping Clustering)

Η αποκλειστική συσταδοποίηση είναι μια μορφή συσταδοποίησης που ορίζει ότι ένα σημείο δεδομένων μπορεί να υπάρχει μόνο σε ένα σύμπλεγμα. Αυτό μπορεί επίσης να αναφέρεται ως «σκληρή» συσταδοποίηση. Ο αλγόριθμος K-means είναι χαρακτηριστικό παράδειγμα της αποκλειστικής συσταδοποίησης.

Τα επικαλυπτόμενα συμπλέγματα διαφέρουν από την αποκλειστική συσταδοποίηση στο γεγονός ότι επιτρέπει στα σημεία δεδομένων να ανήκουν σε πολλαπλά συμπλέγματα με ξεχωριστούς βαθμούς συμμετοχής. Η “Soft” ή fuzzy k-means clustering είναι ένα παράδειγμα αλληλοεπικαλυπτόμενης συσταδοποίησης

Ιεραρχική συσταδοποίηση

Η ιεραρχική συσταδοποίηση, γνωστή και ως ανάλυση ιεραρχικής συστάδας (HCA), είναι ένας αλγόριθμος συσταδοποίησης χωρίς επίβλεψη που μπορεί να κατηγοριοποιηθεί με δύο τρόπους μπορεί να είναι συγκεντρωτική ή διασπαστική. Η συγκεντρωτική συσταδοποίηση θεωρείται μια «προσέγγιση από κάτω προς τα πάνω». Τα σημεία δεδομένων απομονώνονται αρχικά ως ξεχωριστές συσταδοποιήσεις και στη συνέχεια συγχωνεύονται μεταξύ τους επαναληπτικά με βάση την ομοιότητα μέχρι να επιτευχθεί ένα σύμπλεγμα.

Η Ευκλείδεια απόσταση είναι η πιο κοινή μέτρηση που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό αυτών των αποστάσεων. Ωστόσο, άλλες μετρήσεις, όπως η απόσταση του Μανχάταν, αναφέρονται επίσης στη βιβλιογραφία.

Πιθανοτητική ομαδοποίηση (probabilistic methodology)

Ένα πιθανολογικό μοντέλο είναι μια τεχνική χωρίς επίβλεψη που μας βοηθά να λύσουμε προβλήματα εκτίμησης πυκνότητας ή «μαλακής» ομαδοποίησης. Στην πιθανολογική ομαδοποίηση, γίνεται ομαδοποίηση στα σημεία δεδομένων με βάση την πιθανότητα ότι ανήκουν σε μια συγκεκριμένη κατανομή. Το Gaussian Mixture Model (GMM) είναι μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες πιθανοτικές μεθόδους ομαδοποίησης.

Κανόνες Συσχέτισης

Ένας κανόνας συσχέτισης είναι μια μέθοδος που βασίζεται σε κανόνες για την εύρεση σχέσεων μεταξύ μεταβλητών σε ένα ορισμένο σύνολο δεδομένων. Αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούνται συχνά για ανάλυση καλαθιού αγοράς, επιτρέποντας στις εταιρείες να κατανοήσουν καλύτερα τις σχέσεις μεταξύ διαφορετικών προϊόντων. Η κατανόηση των καταναλωτικών συνηθειών των πελατών δίνει τη δυνατότητα στις επιχειρήσεις να αναπτύξουν καλύτερες στρατηγικές cross-selling και κινητήρες συστάσεων. Παραδείγματα αυτού μπορείτε να δείτε στη λίστα αναπαραγωγής «Discover Weekly» του Spotify «Οι πελάτες που αγόρασαν αυτό το αντικείμενο επίσης αγόρασαν» της Amazon.

Υπάρχουν μερικοί διαφορετικοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία κανόνων συσχέτισης, όπως οι Apriori, Eclat και FP-Growth, από αυτούς ο αλγόριθμος Apriori χρησιμοποιείται ευρέως.

Οι αλγόριθμοι Apriori έχουν διαδοθεί μέσω αναλύσεων καλαθιού αγοράς, οδηγώντας σε διαφορετικές μηχανές συστάσεων για μουσικές πλατφόρμες και διαδικτυακούς λιανοπωλητές. Χρησιμοποιούνται σε σύνολα δεδομένων συναλλαγών για τον εντοπισμό συχνών συνόλων στοιχείων ή συλλογών στοιχείων, για τον προσδιορισμό της πιθανότητας κατανάλωσης ενός προϊόντος δεδομένης της κατανάλωσης ενός άλλου προϊόντος. Για παράδειγμα, αν παίξω το ραδιόφωνο των Black Sabbath στο Spotify, ξεκινώντας με το τραγούδι τους "Orchid", ένα από τα άλλα τραγούδια σε αυτό το κανάλι πιθανότατα θα είναι ένα τραγούδι των Led Zeppelin, όπως το "Over the Hills and Far Away". Αυτό βασίζεται στις προηγούμενες συνήθειες ακρόασης μου καθώς και σε αυτές των άλλων. Οι αλγόριθμοι Apriori χρησιμοποιούν ένα δέντρο κατακερματισμού για να μετρούν σύνολα στοιχείων, πλοηγώντας στο σύνολο δεδομένων με τρόπο πρώτου πλάτους.

Μείωση διαστάσεων

Ενώ η χρήση περισσότερων δεδομένων αποφέρουν γενικά πιο ακριβή αποτελέσματα, μπορεί επίσης να επηρεάσουν στην απόδοση των αλγορίθμων μηχανικής εκμάθησης (π.χ. υπερπροσαρμογή) και μπορεί επίσης να δυσχεράνουν την οπτικοποίηση των συνόλων δεδομένων. Η μείωση διαστάσεων είναι μια τεχνική της οποίας η χρήση είναι εφικτή όταν ο αριθμός των χαρακτηριστικών ή διαστάσεων σε δεδομένο σύνολο δεδομένων είναι πολύ υψηλός. Μειώνει τον αριθμό των εισροών δεδομένων σε ένα διαχειρίσιμο μέγεθος, ενώ παράλληλα διατηρεί την ακεραιότητα του συνόλου δεδομένων όσο το δυνατόν περισσότερο. Χρησιμοποιείται συνήθως στο στάδιο της προεπεξεργασίας δεδομένων και υπάρχουν μερικές διαφορετικές μέθοδοι μείωσης διαστάσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν, όπως:

- Ανάλυση κύρια συνιστώσας
- Αποσύνθεση μοναδικής τιμής
- Αυτοκωδικοποιητές

Ανάλυση κύριας συνιστώσας

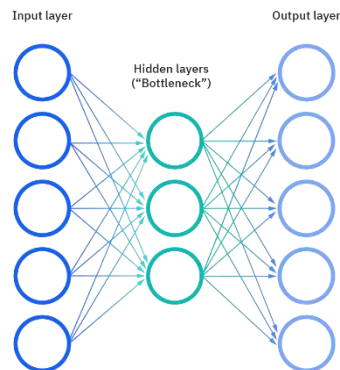
Η ανάλυση κύριου συστατικού (PCA) είναι ένας τύπος αλγορίθμου μείωσης διαστάσεων που χρησιμοποιείται για τη μείωση των πλεονασμάτων και για τη συμπίεση συνόλων δεδομένων μέσω εξαγωγής χαρακτηριστικών. Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί έναν γραμμικό μετασχηματισμό για να δημιουργήσει μια νέα αναπαράσταση δεδομένων, αποδίδοντας ένα σύνολο «κύριων στοιχείων». Το πρώτο κύριο στοιχείο είναι η κατεύθυνση που μεγιστοποιεί τη διακύμανση του συνόλου δεδομένων. Ενώ η δεύτερη κύρια συνιστώσα βρίσκει επίσης τη μέγιστη απόκλιση στα δεδομένα, είναι εντελώς ασύνδετη με την πρώτη κύρια συνιστώσα, δίνοντας μια κατεύθυνση που είναι κάθετη ή ορθογώνια προς την πρώτη συνιστώσα. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται με βάση τον αριθμό των διαστάσεων, όπου ένα επόμενο κύριο στοιχείο είναι η κατεύθυνση ορθογώνια προς τα προηγούμενα στοιχεία με τη μεγαλύτερη διακύμανση.

Αποσύνθεση μοναδικής τιμής

Η αποσύνθεση μονής τιμής (SVD) είναι μια άλλη προσέγγιση μείωσης διαστάσεων που παραγοντοποιεί έναν πίνακα, A , σε τρεις πίνακες χαμηλής κατάταξης. Το SVD συμβολίζεται με τον τύπο, $A = USVT$, όπου τα U και V είναι ορθογώνιοι πίνακες. Το S είναι ένας διαγώνιος πίνακας και οι τιμές S θεωρούνται μοναδικές τιμές του πίνακα A . Παρόμοια με το PCA, χρησιμοποιείται συνήθως για τη μείωση του θορύβου και τη συμπίεση δεδομένων, όπως αρχεία εικόνας.

Αυτοκωδικοποιητές

Οι αυτόματες κωδικοποιητές αξιοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα για να γίνει η συμπίεση στα δεδομένα και στη συνέχεια να αναδημιουργήσουν μια νέα αναπαράσταση της εισόδου στα αρχικά δεδομένα. Κοιτάζοντας την παρακάτω εικόνα, μπορείτε να δείτε ότι το κρυφό στρώμα λειτουργεί ειδικά ως σημείο συμφόρησης για τη συμπίεση του επιπέδου εισόδου πριν από την ανακατασκευή του εντός του επιπέδου εξόδου. Το στάδιο από το επίπεδο εισόδου στο κρυφό στρώμα αναφέρεται ως "κωδικοποίηση", ενώ το στάδιο από το κρυφό επίπεδο στο επίπεδο εξόδου είναι γνωστό ως "αποκωδικοποίηση".



3.2.2 Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση

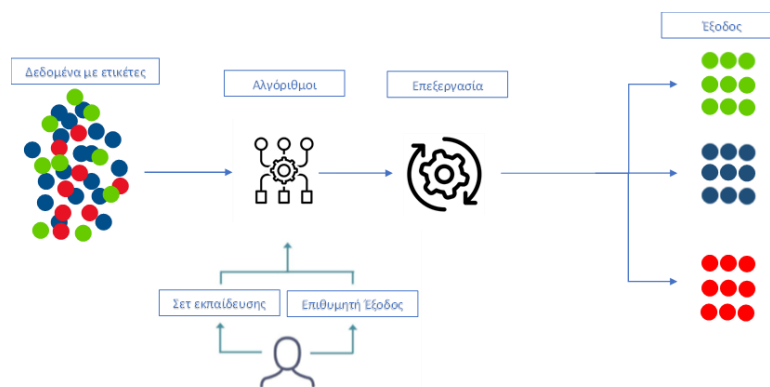
Τι είναι η εποπτευόμενη μάθηση:

Η εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, αποτελεί υποκατηγορία της μηχανικής μάθησης και γενικά της τεχνητής νοημοσύνης .

Ορίζεται από τη χρησιμοποίηση επισημασμένων συνόλων δεδομένων για την επίτευξη της εκπαίδευσης αλγορίθμων, οι οποίοι ταξινομούν δεδομένα ή προβλέπουν τα αποτελέσματα με ακρίβεια. Τροφοδοτώντας τα δεδομένα εισόδου στο μοντέλο, προσαρμόζονται τα βάρη του έως ότου το μοντέλο τοποθετηθεί κατάλληλα και αυτό αποτελεί μέρος της διαδικασίας της διασταυρούμενης επικύρωσης. Η χρήση της εποπτευόμενης μάθησης προσφέρει στους οργανισμούς λύσεις σε μια ποικιλία πραγματικών προβλημάτων σε κλίμακα (για παράδειγμα η ταξινόμηση ανεπιθύμητων μηνυμάτων σε ξεχωριστό φάκελο από τα εισερχόμενά σας στο ηλεκτρονικό ταχυδρομείο).

Πώς λειτουργεί η εποπτευόμενη μάθηση

Η εποπτευόμενη μάθηση μέσα από την χρήση ενός σετ εκπαίδευσης διδάσκει μοντέλα να επιφέρουν το επιθυμητό αποτέλεσμα. Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης περιλαμβάνει εισόδους και σωστές εξόδους, οι οποίες με την πάροδο του χρόνου επιτρέπουν στο μοντέλο να μαθαίνει. Με την χρήση της συνάρτησης απώλειας, ο αλγόριθμος μετρά την ακρίβειά του, και τον προσαρμόζει μέχρι να ελαχιστοποιηθεί επαρκώς το σφάλμα.



Η εποπτευόμενη μάθηση χωρίζεται σε δύο τύπους προβλημάτων κατά την εξόρυξη δεδομένων, την ταξινόμηση και την παλινδρόμηση:

- A) Η **ταξινόμηση (Classification)** με την χρήση αλγορίθμου οδηγεί στην ακριβή αντιστοίχιση των δεδομένων δοκιμής σε συγκεκριμένες κατηγορίες. Δοθείσης ενός συνόλου δεδομένων, αναγνωρίζει συγκεκριμένες οντότητες και προσπαθεί να συναγάγει συγκεκριμένα συμπεράσματα ως προς τον τρόπο με τον οποίο αυτές οι οντότητες θα πρέπει να επισημαίνονται ή να ορίζονται. Οι κοινοί αλγόριθμοι ταξινόμησης είναι ο k κοντινότεροι γείτονες, η λογιστική παλινδρόμηση, ο απλοϊκός Bayes (Naïve Bayes), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα δένδρα απόφασης και τα νευρωνικά δίκτυα
- B) Η **παλινδρόμηση (Regression)** χρησιμοποιείται για την κατανόηση της σχέσης μεταξύ εξαρτημένων και ανεξάρτητων μεταβλητών. Συνήθως απαντάται στην πραγματοποίηση προβλέψεων, όπως για τα έσοδα από τις πωλήσεις σε μία επιχείρηση. Τέτοιοι δημοφιλείς αλγόριθμοι αποτελούν η γραμμική παλινδρόμηση, η λογιστική παλινδρόμηση και η πολυωνυμική παλινδρόμηση.

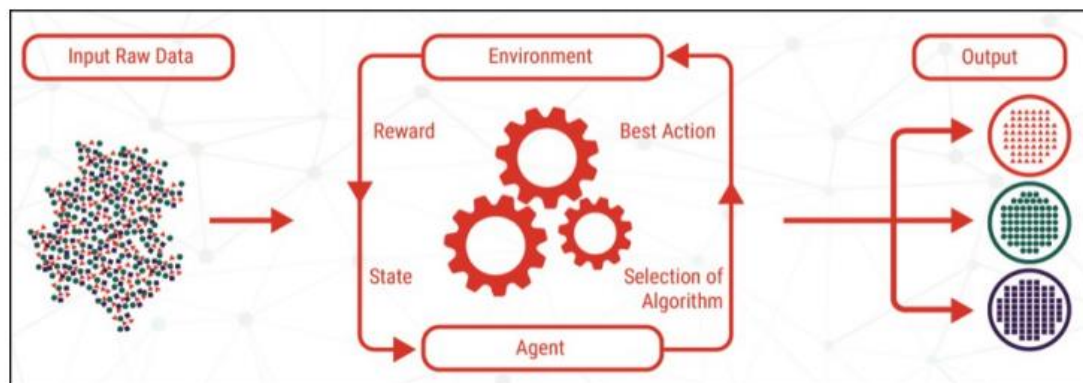
3.2.3 Ενισχυτική Μηχανική Μάθηση

Στην ενισχυτική μηχανική μάθηση αντί δεδομένων, προσφέρεται ένα περιβάλλον ή σύστημα ελέγχου και ένας πράκτορας (agent ή αλλιώς controller) που αλληλεπιδρά με το περιβάλλον. Στον πράκτορα δίνεται ένας στόχος ή ένα σύνολο στόχων.

Στο περιβάλλον υπάρχουν ανταμοιβές (rewards) και ποινές (punishments), που προσδιορίζουν στον πράκτορα να παίρνει τις σωστές αποφάσεις, ώστε να επιτευχθεί ο στόχος ή το σύνολο των στόχων του.

Συγκεκριμένα, ο πράκτορας θα επιλέξει τις ενέργειες ή τα σήματα ελέγχου και το περιβάλλον θα αλλάζει αναλόγως την κατάστασή του, επιστρέφοντας ανταμοιβές ή ποινές. Στην πραγματικότητα επιστρέφει ειδικές αριθμητικές τιμές (θετικές ή αρνητικές). Ο πράκτορας στοχεύει στη μεγιστοποίηση των ανταμοιβών που αντλούνται στον χρονικό διάστημα που εκτελούνται οι εργασίες. Ως εργασία ορίζουμε μια πλήρης προδιαγραφή ενός περιβάλλοντος, το οποίο εμπεριέχει τον τρόπο παραγωγής της ανταμοιβής. Ένα σύστημα Ενισχυτικής Μηχανικής Μάθησης περιλαμβάνει: α) την πολιτική, β) το σήμα ανταμοιβής, γ) τη συνάρτηση τιμής και δ) το μοντέλο

Η πολιτική ορίζεται ως το σύνολο κανόνων διέγερσης-απόκρισης, οι οποίοι αντιστοιχίζουν τις καταστάσεις του περιβάλλοντος σε μια λίστα ενεργειών, από τις οποίες ο πράκτορας μπορεί ελεύθερα να επιλέξει μία. Στην πιο απλή περίπτωση η πολιτική αυτή μπορεί να εφαρμοστεί από έναν πίνακα αναζήτησης.



Σχηματική Αναπαράσταση Ενισχυτικής Μηχανικής Μάθησης (πηγή: Ronald Van Loon)

Επομένως η Ενισχυτική μάθηση πραγματοποιείται σε πραγματικό χρόνο μέσω της αλληλεπίδρασης του πράκτορα με το περιβάλλον.

3.3 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

3.3.1 Αλγόριθμοι Ομαδοποίησης (Clustering Algorithms)

Η Ομαδοποίηση είναι μία μέθοδος μάθησης χωρίς επίβλεψη η οποία ομαδοποιεί το σύνολο δεδομένων χωρίς ετικέτα. Μπορεί να οριστεί ως: *Ένας τρόπος ομαδοποίησης των σημείων δεδομένων σε διαφορετικά συμπλέγματα, που αποτελούνται από παρόμοια σημεία δεδομένων. Τα αντικείμενα με τις πιθανές ομοιότητες παραμένουν σε μια ομάδα που έχει λιγότερες ή καθόλου ομοιότητες με μια άλλη ομάδα*

Το κάνει βρίσκοντας κάποια παρόμοια μοτίβα στο σύνολο δεδομένων χωρίς ετικέτα, όπως σχήμα, μέγεθος, χρώμα, συμπεριφορά κ.λπ., και τα χωρίζει ανάλογα με την παρουσία και την απουσία αυτών των παρόμοιων μοτίβων

Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι ομαδοποίησης είναι:

- k-Means
- k-Medians
- DBSCAN
- EM (Expectation-Maximisation)
- Agglomerative Hierarchical algorithm
- Affinity Propagation

3.3.2 Αλγόριθμοι Ταξινόμησης (Classification Algorithms)

Η ταξινόμηση αποτελεί μέρος της διαδικασίας εξόρυξης δεδομένων και είναι η διαδικασία της εκχώρηση μιας ετικέτας κλάσης, από ένα σύνολο δεδομένων του οποίου η ετικέτα κλάσης είναι άγνωστη. Η ταξινόμηση γίνεται ουσιαστικά σε δύο στάδια:

Στο πρώτο στάδιο, το μοντέλο δημιουργείται με την χρήση αλγορίθμου ταξινόμησης επί του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης.

Στο δεύτερο στάδιο, το μοντέλο που εξάγεται εξετάζεται σε σχέση με ένα προκαθορισμένο σύνολο δεδομένων δοκιμών. Ο λόγος του σταδίου αυτού είναι για να μετρήσει το εκπαιδευόμενο μοντέλο την απόδοση και την ακρίβεια..

Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι για ταξινόμηση είναι:

- CART (Classification and Regression Tree)
- Naïve Bayes
- Support Vector Machines
- K-Nearest Neighbor(kNN)
- Random Forest
- Apriori
- Adaboost
- K-Means
- PageRank
- EM

3.3.3 Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης (Regression Algorithms)

Ο βασικός στόχος των εργασιών στην αλγοριθμική παλινδρόμηση είναι να προβλέψουν ετικέτες εξόδου ή αποκρίσεις που είναι συνεχείς αριθμητικές τιμές, για τα δεδομένα εισόδου. Το αποτέλεσμα θα βασίζεται σε όσα έχει μάθει το μοντέλο στη φάση της εκπαίδευσης.

Βασικά, τα μοντέλα παλινδρόμησης χρησιμοποιούν τα χαρακτηριστικά δεδομένων εισόδου (ανεξάρτητες μεταβλητές) και τις αντίστοιχες συνεχείς αριθμητικές τιμές εξόδου (εξαρτώμενες μεταβλητές ή μεταβλητές αποτελέσματος) για να μάθουν τη συγκεκριμένη συσχέτιση μεταξύ των εισόδων και των αντίστοιχων εξόδων.

Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι παλινδρόμησης είναι :

- OLSR (Ordinary Least Squares Regression)
- Linear Regression
- Stepwise Regression
- Logistic Regression
- LOESS (Locally Estimated Scatterplot Smoothing)
- MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines)

3.3.4 Αλγόριθμοι κατά περίπτωση (Instance-based Algorithms)

Το μοντέλο εκμάθησης, βασισμένο σε αλγόριθμους κατά περίπτωση, είναι ένα πρόβλημα απόφασης με παραδείγματα ή παραδείγματα δεδομένων εκπαίδευσης που θεωρούνται σημαντικά ή απαιτούνται για το μοντέλο.

Σε αυτές τις μεθόδους συνήθως δημιουργείται μια βάση δεδομένων με παραδείγματα που συγκρίνουν τα νέα δεδομένα με τη βάση αυτή χρησιμοποιώντας ένα μέτρο ομοιότητας για να βρουν την καλύτερη αντιστοιχία και να κάνουν μια πρόβλεψη.

Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι κατά περίπτωση είναι:

- k-Nearest Neighbor (kNN)
- Learning Vector Quantization (LVQ)
- Locally Weighted Learning (LWL)
- Self-Organizing Map (SOM)

3.3.5 Αλγόριθμοι Τακτοποίησης (Regularization Algorithms)

Η τακτοποίηση είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται στους αλγορίθμους παλινδρόμησης για τη μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου και για τη συρρίκνωση των συντελεστών των ανεξάρτητων χαρακτηριστικών

Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι τακτοποίησης είναι:

- Ridge Regression
- LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)
- Elastic-Net Regression

3.4 Εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης για την οργάνωση της δημόσιας εκπαίδευσης

Η Εκπαίδευση αποτελεί ένα τομέα κατά τον οποίο οι ανθρώπινες επαφές και αλληλεπιδράσεις είναι καθοριστικές και η ανάπτυξη ανθρώπινων χαρακτηριστικών σε εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης δεν έχει προχωρήσει αρκετά ώστε να χρησιμοποιηθούν σε όλες τις βαθμίδες.

Ωστόσο υπάρχουν πεδία που η εφαρμογή συμβάλει στην ικανοποίηση των απαιτήσεων της εκπαιδευτικής διαδικασίας.

Τα πλεονεκτήματα της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι η παροχή ανάλυσης μεγάλων δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και ταυτόχρονα η τροφοδότηση της μάθησης με νέους ορίζοντες και παραμέτρους. Επιπλέον, βοηθά το μαθητή που αναζητά συνεχόμενη πρακτική και ανατροφοδότηση και δίνει τη δυνατότητα στους εκπαιδευτικούς να αντιληφθούν σε μεγαλύτερο βαθμό τις επιδόσεις του μαθητή και με αυτό τον τρόπο να οργανώσουν πιο εξειδικευμένα μοντέλα μάθησης.

Σύμφωνα με την έρευνα “AI Grand Challenges for Education, Woolf et al, 2013”, υπάρχουν πέντε εκπαιδευτικές προκλήσεις που η Τεχνητή Νοημοσύνη δύναται να συμβάλει για την ολοκλήρωση εκπαιδευτικών στόχων.

Οι κατηγορίες αυτές είναι:

1. **Μέντορες για κάθε μαθητή.** Δηλαδή συνεχής εκπαιδευτική υποστήριξη
2. **Εκπαίδευση στις δεξιότητες του 21ου αιώνα,** δηλαδή ανάπτυξη προσωπικών δεξιοτήτων και μεθόδων αυτοελέγχου και αυτοαξιολόγησης
3. **Αλληλεπίδραση Δεδομένων σχετικά με την μάθηση.** Δηλαδή η συλλογή στοιχείων και η χρήση δεδομένων που σχετίζονται με την ατομική μάθηση
4. **Παγκόσμια πρόσβαση στις παγκόσμιες αίθουσες διδασκαλίας,** που σημαίνει να συνδέεται κάποιος και να έχει πρόσβαση σε χώρους εκπαίδευσης. .
5. **Δια βίου μάθηση και εκπαίδευση,** που σημαίνει συνεχιζόμενη αέναη εκπαίδευση ανθρώπων κατά τη διάρκεια του βίου τους.

Αυτές οι κατηγορίες μπορούν να αποτελέσουν ένα πλαίσιο περιχάραξης στόχων και καινούργιων ιδεών για την ανάπτυξη νέων τεχνολογιών στην εκπαίδευση. Παρόλο που η εκπαίδευση πρωτίστως απαιτεί την δια ζώσης ανάμειξη ανθρώπινου δυναμικού, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να συμβάλει σε αυτή την παροχή νέων εκπαιδευτικών προγραμμάτων.

Ωστόσο δεν έχει ακόμη λυθεί το πρόβλημα της ανθρώπινης αλληλεπίδρασης που αποτελεί το βασικό παράγοντα εκπαίδευσης και αυτό αποτελεί πρόκληση.

Οι τεχνολογίες χρησιμοποιούνται από τους εκπαιδευτικούς και το μαθητικό πληθυσμό ευρέως τα τελευταία χρόνια με κάποιες διαφορές μεταξύ πρωτοβάθμιας, δευτεροβάθμιας και της τριτοβάθμιας εκπαίδευσης. Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να ενισχύσει την υφιστάμενη εκπαιδευτική διαδικασία σε όλα τα επίπεδα.

Η προσαρμοστική εκπαίδευση χρησιμοποιείται σε συστήματα όπως:

- Ψηφιακά Προσαρμοστικά μέσα που παρέχουν υλικό με βάση τους στόχους, τις γνώσεις και τα θέλω των μαθητών.
- Συστήματα ψηφιακής διδασκαλίας, σύμφωνα με τα οποία αποκλείεται από την εκπαιδευτική διαδικασία ο εκπαιδευτικός και ο μαθητής αλληλεπιδρά με ένα πρόγραμμα
- Ηλεκτρονικά συστήματα ελέγχου, τα οποία καλύπτουν ανάγκες σε ένα ερευνητή.

3.4.1 Έξυπνο περιεχόμενο και online διδασκαλία

Κατασκευάζοντας το «Έξυπνο περιεχόμενο» μέσα από την χρήση ψηφιοποιημένων οδηγιών εγχειριδίων αλλά και εξατομικευμένης μαθησιακής διεπαφής, αναπτύσσεται σε όλα τα επίπεδα της εκπαίδευσης αλλά και σε εταιρείες.

Η Content Technologies Inc, μια εταιρία ανάπτυξης τεχνητής νοημοσύνης, εξειδικεύεται στην αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών και στον έξυπνο σχεδιασμό και δημιουργία μια πλατφόρμα υπηρεσιών για την δευτεροβάθμια και τριτοβάθμια εκπαίδευση το Gram 101, που χρησιμοποιεί την τεχνητή νοημοσύνη για να μετατρέψει και να κατανείμει το περιεχόμενο ενός βιβλίου σε έναν έξυπνο οδηγό μελέτης με περιεχόμενο τις περιλήψεις των κεφαλαίων, ερωτήσεις τύπου σωστού λάθους και πολλαπλών επιλογών αλλά και κάρτες πληροφοριών.

Άλλες εταιρείες κατασκευάζουν ψηφιακά προγράμματα που παρέχουν ό,τι διδάσκεται, πρακτικές ασκήσεις επί της ύλης, παρέχοντας ανατροφοδότηση εκεί που χρειάζεται καθώς και σε πραγματικό χρόνο αξιολόγηση από τους χρήστες. Το Nextex Learning πρόγραμμα, δίνει την δυνατότητα για την παραγωγή προγραμμάτων σπουδών από τους εκπαιδευτικούς, συμβατά με όλες τις συσκευές. Επίσης δίνεται η δυνατότητα για αυτόματη αξιολόγηση αλλά και η απευθείας σύνδεση με τον εκπαιδευτή. Επιπλέον το Nextex παρέχει τη δυνατότητα στους εργοδότες να σχεδιάσουν συστήματα μάθησης με εφαρμογές εικονικά μαθήματα, προσομοιώσεις, τηλεδιασκέψεις και άλλα εργαλεία, βασισμένο σε τεχνολογία υπολογιστικού νέφους. Αυτές οι πλατφόρμες σχεδιάζονται για να χρησιμοποιούνται στρατηγικά, καθώς επίσης να επιτρέπουν στους εργαζόμενους να αποκτήσουν δεξιότητες και να λαμβάνουν συνεχή και αυτοματοποιημένη ανατροφοδότηση.

Η ανάπτυξη μαζικών ανοικτών μαθημάτων Διαδικτύου και άλλων μοντέλων ηλεκτρονικής εκπαίδευσης καθώς και η χρήση εργαλείων όπως η Wikipedia, και η Khan Academy είναι αξιοσημείωτη.

Εταιρείες όπως η Educational Testing Service και η Pearson με την τεχνολογία επεξεργασίας φυσικής γλώσσας ανέπτυξαν εργαλεία αξιολόγησης. Πολλά πανεπιστήμια όπως EdX, Courser και Udacity κάνουν χρήση ανοικτών μαθημάτων και επεξεργάζονται συστήματα επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και τεχνικών crowd Suoogang. Τέλος σε μεταπτυχιακό επίπεδο όπου η αλληλεπίδραση εκπαιδευτικού με μαθητή είναι λιγότερο σημαντική αναπτύσσονται ευρέως συστήματα ηλεκτρονικής εκπαίδευσης.

3.4.2. Ρομποτ Διδασκαλίας

Σήμερα, μια σειρά από εταιρείες διαθέτουν προηγμένα προγράμματα που κατασκευάζουν ρομπότ με χρήση νέων τεχνολογιών ανίχνευσης σε διαφορετικές γλώσσες και χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση σε ποικίλες μορφές. Χρησιμοποιούνται σε απλά ρομπότ μικροεπεξεργαστών σε τροχούς, μέχρι προηγμένα εργαλεία και σε ανθρωποειδή. Η επιλογή του ρομπότ γίνεται ανάλογα με το αντικείμενο σπουδών και την ηλικία του μαθητή.

Στη διδασκαλία της ρομποτικής και στην επιστήμη των υπολογιστών χρησιμοποιούνται τα μικρότερα ρομπότ. Δίνοντας ανθρώπινο σχήμα στα ανθρωποειδή επιτρέπουν στους μαθητές να αλληλοεπιδρούν ενώ χρησιμοποιούνται συχνά για την εκμάθηση γλωσσών. Επίσης βοηθά για να επιλυθούν θέματα στην σχέση μαθητών και ενός εκπαιδευτικού, που σχετίζονται με την απροθυμία, τη συστολή, την εμπιστοσύνη και την απογοήτευση των μαθητών.

Τα ανθρωποειδή ρομπότ χρησιμοποιούνται στην Ιαπωνία και στη Νότια Κορέα. Η ρομποτική περιλαμβάνει και την τηλεπαρουσίαση, όπου ο εκπαιδευτικός συνδέεται εξ αποστάσεως με την τάξη με λογισμικά μηχανικής απεικόνισης.

3.4.3 Έξυπνα συστήματα διδασκαλίας (intelligent Tutorial System)

Ο τρόπος διδασκαλίας μέσω ηλεκτρονικών υπολογιστών παρέχει πληροφορία στο μαθητικό πληθυσμό χωρίς φυσική παρουσία εκπαιδευτικών, μέσω διαφόρων τεχνολογικών μοντέλων. Δεν υφίσταται το ενιαίο κλασικό μοντέλο διδασκαλίας (φυσική τάξη) αλλά πρόκειται για εξατομικευμένη μάθηση.

Κατηγορίες του έξυπνου συστήματος διδασκαλίας είναι οι εξής:

- Η προηγούμενη γνώση των αντικειμένου
- Η προηγούμενη εμπειρία
- Η σημασία των θεμάτων και οι δυσκολίες κατανόησής τους
- Τα ερεθίσματα που παρέχονται μέσω του ηλεκτρονικού συστήματος.

Τα αποτελέσματα του ηλεκτρονικού συστήματος διδασκαλίας είναι οι πληροφορίες που δίνονται στο μαθητή - φοιτητή. Η IBM ανέπτυξε το εργαλείο που ονομάζεται Teacher Advisor και βασίζεται στη πλατφόρμα γνωστικής πληροφορικής Watson. Σκοπός της είναι η ανάπτυξη εξατομικευμένων μαθητικών προγραμμάτων στα μαθηματικά στις ΗΠΑ.

Επίσης το Ινστιτούτο Τεχνολογίας της Γεωργίας εφάρμοσε το Lill που βασίζεται στην πλατφόρμα Watson της IBM για να απαντηθούν ερωτήσεις φοιτητών σε διαδικτυακό μάθημα.

Αυτό υιοθετήθηκε και από το 40% των ερωτημάτων των φοιτητών απαντήθηκε μέχρι το τέλος του 2016.

Η Turnitin (μία εταιρεία παραγωγής λογισμικού) ανέπτυξε το Revision Assistance και με την χρήση της μηχανικής μάθησης αξιολογεί πως γράφουν οι μαθητές κατά την σύνταξη των δοκιμών προσφέροντας έτσι ανατροφοδότηση.

Αξιολογείται η γλώσσα, η εστίαση, η σύνταξη και η επιχειρηματολογία.

3.4.4 Μαθησιακές Αναλύσεις

Συμφωνα με τον George Siemens (2010) μαθησιακές αναλύσεις είναι η χρήση στοιχείων για παροχή συμβουλών σχετικά με τη μάθηση.

Χρησιμοποιείται ένα λογισμικό για να φτάσει κανείς σε συμπεράσματα που θα οδηγήσουν στη βελτίωση της μάθησης.

Προσφέρουν ως βασικές δυνατότητες την πρόβλεψη απόδοσης, παροχής πληροφοριών όταν ζητούνται, προσαρμογής της διδασκαλίας, χρήση οπτικοακουστικών μέσων κλπ.

Η σχολική κοινότητα της πόλης Τακομα της Ουάσιγκτον σε συνεργασία με την Microsoft ανέπτυξε μοντέλο μηχανικής μάθησης συγκρίνοντας στοιχεία που είχαν συγκεντρωθεί σε συνδυασμό και με ιστορικά στοιχεία.

Τελικός στόχος να αποτραπούν οι φοιτητές να εγκαταλείψουν τις σπουδές τους. Έτσι αυξήθηκε το ποσοστό αποφοίτησής τους από το 55% σε 78%

Ερευνητές του London University College ανέπτυξαν την Third Space Learning που συμβουλεύει τους εκπαιδευτικούς να εφαρμόσουν τις τεχνικές διδασκαλίας. Για παράδειγμα αν ο εκπαιδευτικός μιλά πολύ γρήγορα, το σύστημα του στέλνει μια ειδοποίηση στο τηλέφωνό του και τον προτρέπει να μιλήσει πιο αργά.

3.4.5 Εκμάθηση σε περιβάλλοντα εικονικής πραγματικότητας

Τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα εικονικής πραγματικότητας επεκτείνουν τα όρια της αίθουσας και επιτρέπουν την ανάπτυξη συνεργατικής μάθησης. Σε περιπτώσεις μικροσκοπικής ή μακροσκοπικής απεικόνισης και σε περιπτώσεις προσομοίωσης δυναμικών γεγονότων όπως έκρηξη ηφαιστείου ή η αναπαράσταση ηλιακής καταιγίδας, τα ψηφιακά περιβάλλοντα είναι ιδιαίτερα χρήσιμα

Επίσης βοηθούν στο σχεδιασμό και επίλυση επιχειρησιακών προβλημάτων καθώς και στην διαχείριση κρίσεων.

Στον ακόλουθο πίνακα παρουσιάζονται τα παραπάνω ευρήματα, και τοποθετούνται σε δύο βασικές κατηγορίες ωφελούμενων, στους μαθητές/εκπαιδευόμενους και στους φορείς εκπαίδευσης (εκπαιδευτικούς/εκπαιδευτικά ιδρύματα).

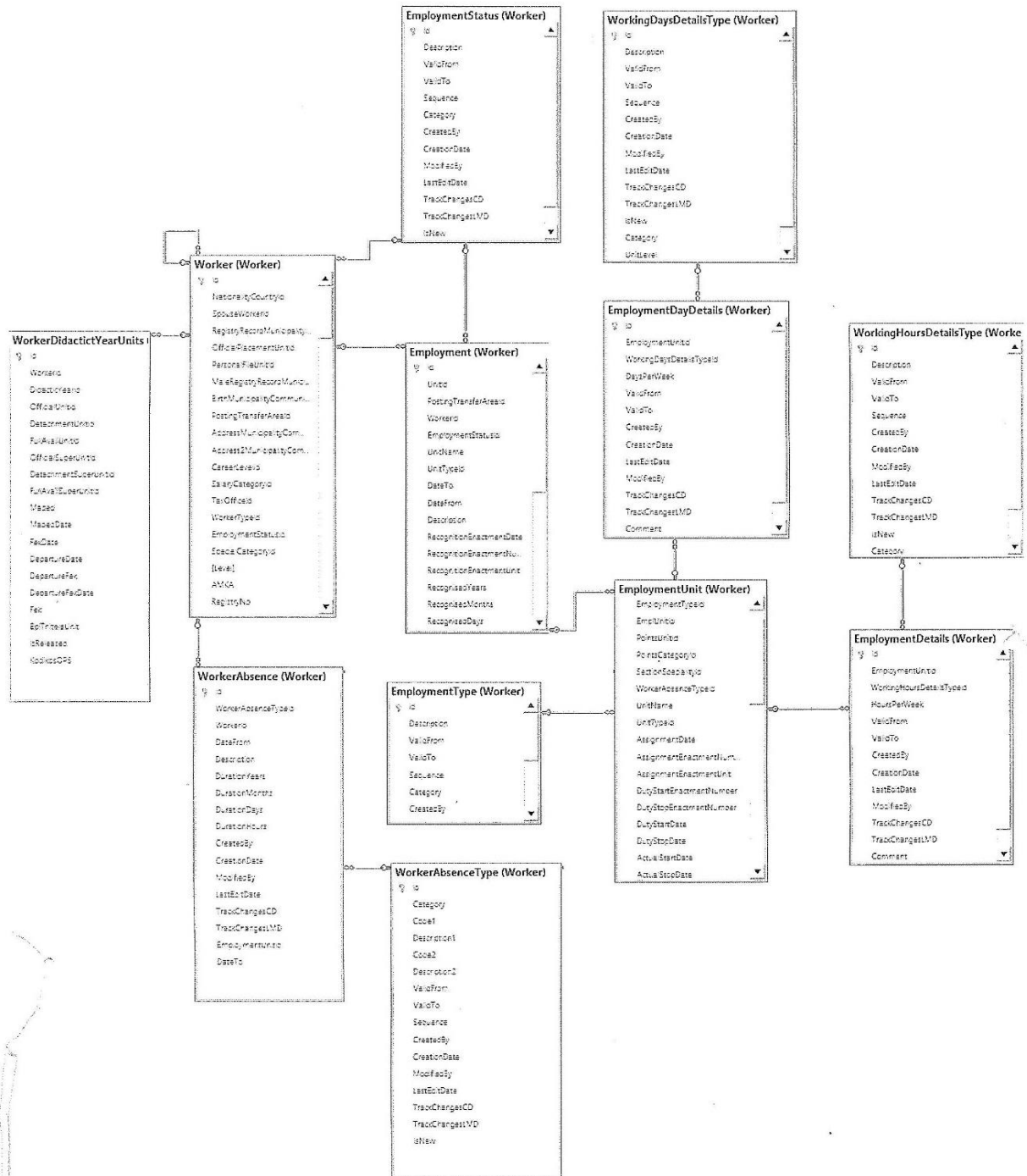
Κατηγορία ωφελούμενων	Οφέλη
Μαθητές/εκπαιδευόμενοι	<ul style="list-style-type: none">➤ Η εκπαιδευτική πλατφόρμα προσαρμόζεται ανάλογα με τις ανάγκες των μαθητών (δυνατά - αδύναμα σημεία, συμπληρωματικό υλικό, αναλύσεις, αξιολόγηση)➤ Εξατομικευμένη μάθηση➤ Βελτίωση της ποιότητας των μαθημάτων➤ Πρόσβαση στην εκπαίδευση κάθε στιγμή➤ Εικονικοί Μέντορες
Εκπαιδευτικοί φορείς	<ul style="list-style-type: none">➤ Ικανότητα ανίχνευσης αδυναμιών του προγράμματος σπουδών (π.χ. <u>coursera</u>)➤ Βαθιά συμμετοχή στην εκπαιδευτική διαδικασία (υπολογιστικό υλικό, VR, <u>gamification</u>, έλεγχος μηχανικής μάθησης)➤ Εξατομίκευση προγράμματος (εντοπισμός δυνατοτήτων/ ταλέντων)➤ Αυτοματοποιημένη δημιουργία προγράμματος σπουδών σύμφωνα με τις εκάστοτε ανάγκες➤ Δυνατότητα εύρεσης του καταλληλότερου εκπαιδευτικού (πχ. <u>MyEdMatch</u>, συνδυάζει τα προσόντα των υποψήφιων εκπαιδευτικών με τις εκάστοτε απαιτήσεις)

Πίνακας : Πιθανά οφέλη από την εφαρμογή ΤΝ στην εκπαίδευσης

4. Σύνολο Δεδομένων για την εργασία μας

4.1 Βάση Δεδομένων του Myschool

Ως σημείο αναφοράς πήραμε το πληροφοριακό σύστημα Myschool (για το οποίο έχουμε αναφερθεί σε παραπάνω κεφάλαιο) το οποίο είναι μία βάση πολλών δεδομένων με πεδία που αφορούν εκπαιδευτικούς, μαθητές, σχολικές μονάδες της Πρωτοβάθμιας και Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης (Big Data) της οποίας μία συνοπτική αποτύπωση της βάσης της ως προς τους εργαζόμενους μπορείτε να δείτε στο παρακάτω σχήμα :



Είναι κατανοητό νομίζω ότι η βάση δεδομένων είναι μία περιγραφή πολλών σελίδων αφού έχει να διαχειριστεί πολλές εγγραφές και να εξάγει πολλά στατιστικά προς την διοίκηση και επομένως δεν θα μπορούσε να απεικονιστεί στην εργασία αυτή ολοκληρωμένα.

4.2 Διασφάλιση προσωπικών Δεδομένων

Για να χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα από το πληροφοριακό σύστημα Myschool ζητήθηκε άδεια από τον Διευθυντή της Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης Ιωαννίνων και βεβαίως έγιναν όλες οι απαραίτητες ενέργειες παραμετροποίησης των δεδομένων για να διασφαλιστεί η χρήση των απαραίτητων δεδομένων και χωρίς χρήση προσωπικών πληροφοριών που θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε αποτέλεσμα ταυτοποίησης ή αναγνώρισης του προσώπου ή γενικά άλλων στοιχείων που θα παραβίαζαν την αρχή της προστασίας προσωπικών δεδομένων.

Έτσι αντλήθηκαν τα απαραίτητα και μόνο στοιχεία από τα στατιστικά που μπορεί να εξάγει το σύστημα και από αυτά που έχει κρατήσει η υπηρεσία και θα ήταν αναγκαία να τα εισάγουμε ως δεδομένα στην έρευνά μας για να μπορέσουμε να εξάγουμε τα συμπεράσματά μας.

Πεδία όπως Ονοματεπώνυμο, ΑΜ, ΑΦΜ, Διευθύνσεις έχουν υποστεί τις ανάλογες διαγραφές ή παραμετροποιήσεις για να έχουμε και την προστασία των προσωπικών δεδομένων τους.

4.3. Περιεχόμενα τα οποία αξιοποιήθηκαν

Τα στοιχεία που αξιοποιήθηκαν για να γίνει η επεξεργασία ήταν για τα σχολικά έτη από το 2015 μέχρι και το 2021, το πλήθος εκπαιδευτικών ανά ειδικότητα, ώρες Α και Β ανάθεσης ανά ειδικότητα και το πλήθος των μαθητών για τον Νομό Ιωαννίνων.

Μία μικρή οπτική αποτύπωση των πινάκων και του τρόπου εξαγωγής των δεδομένων είναι:

Ειδικότητα	2015-2016			2016-2017			2017-2018			2018-2019			2019-2020			2020-2021		
	Μήνιοι	Αναπληρωτές	Σύνολο	Μήνιοι	Αναπληρωτές	Σύνολο	Μήνιοι	Αναπληρωτές	Σύνολο	Μήνιοι	Αναπληρωτές	Σύνολο	Μήνιοι	Αναπληρωτές	Σύνολο	Μήνιοι	Αναπληρωτές	Σύνολο
ΙΤΑΛΙΚΗΣ ΦΙΛΟΛΟΓΙΑΣ	59	3	62	58	3	61	60	2	62	57	2	59	56	1	57	55	7	62
ΙΕΡΟΓΛΩΣΣΙΚΗΣ	1	0	1	1	0	1	1	1	2	1	2	1	1	2	1	1	1	2
ΒΙΟΛΟΓΙΑΣ	23	6	29	22	3	25	23	3	26	22	3	25	20	5	25	17	6	23
ΒΙΟΛΟΓΙΑΣ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1
ΙΟΝΙΩΝΤΙΚΟ ΠΡΟΣΩΠΙΚΟ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	3	3	0	4	4	0	6	6	1	3	6	3	3	6	3	3	6
ΥΠΕΡΦΟΝΗΤΙΚΟΜΟΝ	3	0	3	3	0	3	3	1	4	4	2	6	4	3	7	3	2	5
ΑΛΛΗΚΙΣ ΦΙΛΟΛΟΓΙΑΣ	28	0	28	26	0	26	25	0	25	25	0	25	24	0	24	19	5	24
ΕΡΜΑΝΙΚΗΣ ΦΙΛΟΛΟΓΙΑΣ	17	0	17	16	0	16	16	0	16	16	1	17	16	1	17	16	6	22
ΕΣΟΛΟΓΙ	7	0	7	7	0	7	8	0	8	9	0	9	7	0	7	4	1	5
ΕΣΠΟΝΟΙ	10	0	10	11	0	11	11	0	11	10	0	10	9	1	10	9	2	11
ΕΣΠΟΝΟΙ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	2	
ΡΑΦΙΣΤΙΚΗΣ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ΛΕΞΙΛΟΓΙΑΣ	1	0	1	1	0	1	1	0	1	2	0	2	2	0	2	1	0	1
ΙΑΤΡΟΦΩΝ	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1
ΠΡΟΦΕΡΑΛΕΥΤΕΣ	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	
ΩΚΙΝΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ	1	0	1	1	0	1	1	0	1	2	0	2	0	2	3	0	3	
ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΙΑΣ (ΤΕ.01)	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	
ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΙΑΣ	17	0	17	17	1	18	18	0	18	18	1	19	20	2	22	18	7	25
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ	6	0	6	5	0	5	5	0	5	6	0	6	5	2	7	5	2	7
ΖΕΩΛΟΓΙΑΣ	49	0	49	49	0	49	41	0	41	48	0	48	44	2	46	43	5	48
ΖΕΩΛΟΓΙΑΣ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	
ΖΕΡΑΛΕΥΤΩΝ ΛΟΓΟΥ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	
ΑΤΡΙΚΗΣ	2	0	2	1	0	1	1	2	3	1	2	2	3	5	2	3	5	
ΑΤΡΙΚΩΝ ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΩΝ	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	
ΤΑΛΙΚΗΣ ΦΙΛΟΛΟΓΙΑΣ	1	0	1	2	0	2	1	0	1	1	0	1	2	0	2	1	0	1
ΣΑΛΑΤΕΧΝΙΚΩΝ ΕΠΙΧΑΡΩΝ	16	2	18	16	2	18	16	2	18	16	4	20	17	2	19	15	2	17
ΣΑΛΑΤΕΧΝΙΚΩΝ ΕΠΙΧΑΡΩΝ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	1	1	0	0	0	1	1	0	2	2	0	1	1	0	1	1	
ΩΠΙΟΝΟΙΚΟΙ ΛΕΙΤΟΥΡΓΟΙ	1	2	3	1	1	2	1	1	2	1	1	2	1	2	3	3	3	
ΩΠΙΟΝΟΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ	23	0	23	23	0	23	22	0	22	24	1	25	23	3	26	24	2	26
ΩΠΙΟΝΟΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	
ΩΜΜΩΤΙΚΗΣ	2	0	2	2	0	2	2	0	2	2	1	3	2	2	4	2	2	
ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ	113	3	116	107	11	118	100	13	113	101	19	120	102	17	119	98	27	125
ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	6	6	0	8	8	0	8	8	0	0	0	10	10	0	4	4	
ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ	16	0	16	15	0	15	19	0	19	20	3	23	22	2	24	22	6	28
ΜΟΥΣΙΚΗΣ - ΕΜΠΕΙΡΟΤΕΧΝΗΣ	0	2	2	0	3	3	0	2	2	0	2	2	0	1	1	0	1	
ΜΟΥΣΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ	27	3	30	29	3	32	27	8	35	25	6	31	32	6	38	29	9	38
ΜΟΥΣΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	
ΜΟΥΣΙΚΗΣ ΜΗ ΑΝΩΤΑΤΩΝ ΙΔΡΥΜΑΤΩΝ	1	1	2	0	0	0	0	0	0	0	5	5	1	3	4	1	4	
ΜΟΥΣΙΚΗΣ ΜΗ ΑΝΩΤΑΤΩΝ ΙΔΡΥΜΑΤΩΝ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
ΟΡΓΑΝΟΛΟΓΙΑΣ	5	0	5	7	0	7	6	2	8	7	1	8	6	3	9	6	3	9

5. Προτεινόμενη Μεθοδολογία

5.1 Βασική Ιδέα (η πρόβλεψη των κενών)

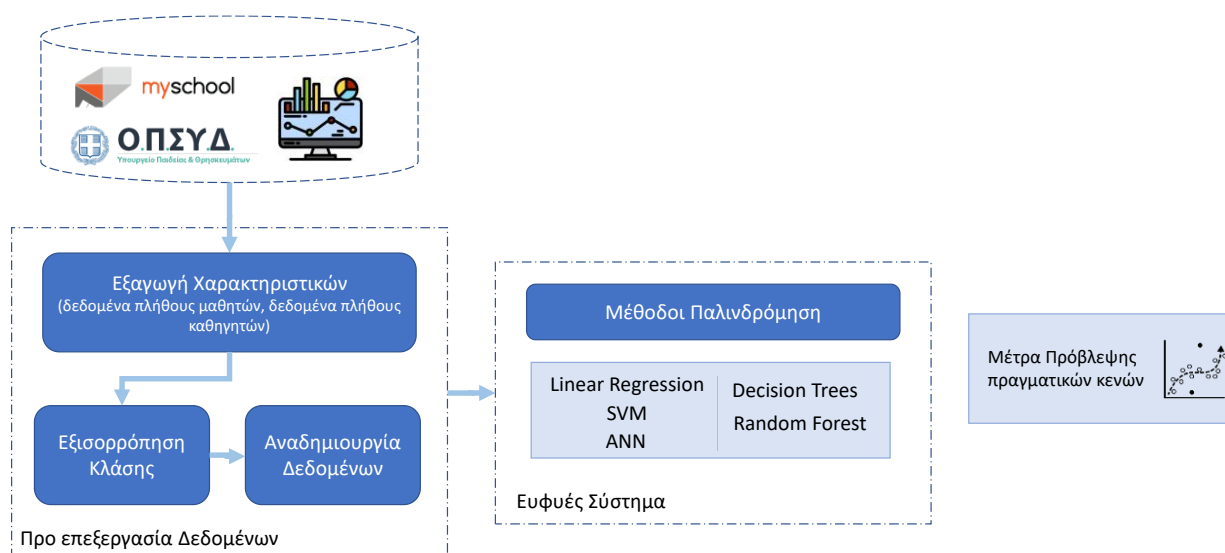
Η ιδέα για την υλοποίηση της παρούσας εργασίας, εδράζεται στην υπέρμετρες έκτακτες ανάγκες που προκύπτουν τα τελευταία χρόνια σε διδακτικό προσωπικό στην πρωτοβάθμια και στην Δευτεροβάθμια εκπαίδευση. Το φαινόμενο παρουσιάζεται σε τέτοιο βαθμό, που πολλές φορές το Υπουργείο αδυνατεί να καλύψει τις ανάγκες εμπρόθεσμα, με αποτέλεσμα να εκκινεί η σχολική χρονιά με μεγάλο αριθμό οργανικών και πραγματικών κενών καθηγητών. Η βασική αιτία του φαινομένου πηγάζει από τη μακρόχρονη αδυναμία για διορισμούς εκπαιδευτικών λόγω της οικονομικής κρίσης, αλλά και από το γεγονός ότι τα τελευταία χρόνια έχει αυξηθεί ο αριθμός των συνταξιοδοτήσεων. Είναι χαρακτηριστικό ότι όλα αυτά τα χρόνια έχει μειωθεί σε μεγάλο βαθμό το διδακτικό προσωπικό, τόσο που ακόμα και οι τρέχουσες προσπάθειες που γίνονται για να καλυφθούν τα κενά, απλώς καλύπτουν τις ανάγκες που τώρα δημιουργούνται δίχως να αναπληρώνουν τα κενά που δημιουργήθηκαν κατά την κρίση.

Δεδομένου του καλού επιπέδου μηχανογράφησης που υπάρχει πλέον, το οποίο πλαισιώνεται από τις πλατφόρμες που περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, είναι εφικτή η χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και εξόρυξης δεδομένων, με σκοπό ευφυείς αλγόριθμοι να προσφέρουν μια εκτίμηση πρόβλεψης σε ζητήματα όπως αυτό που περιγράφεται. Έτσι, η εκάστοτε διοίκηση θα έχει την δυνατότητα να προετοιμαστεί για ενδεχόμενες κρίσεις, και επομένως να προλάβει εν τη γενέσει κάποια προδιαγραφόμενα προβλήματα. Η λογική της ιδέας είναι η αξιοποίηση δεδομένων, τα οποία μπορούν να συγκεντρωθούν από τις βάσεις δεδομένων του Υπουργείου, με σκοπό να χρησιμοποιηθούν σαν είσοδο σε ευφυείς αλγορίθμους πρόβλεψης, εξαγοντας την μελλοντική εκτίμηση κάποιας άλλης μεταβλητής. Στην προκειμένη περίπτωση, σκοπός είναι να χρησιμοποιηθούν γνωστά δεδομένα από τον αριθμό των μαθητών και των καθηγητών του τρέχοντος έτους, με σκοπό να προβλεφθεί ο αριθμός των κενών για το επόμενο.

Ένα υποσύστημα το οποίο θα έχει προ εκπαιδευτεί με δεδομένα των προηγούμενων ετών, αλλά θα μπορούσε να ενισχύει και την γνώση του με τα δεδομένα κάθε νέου έτους, θα ήταν ιδιαίτερα χρήσιμο να υλοποιηθεί και να συνεργάζεται με τις υπάρχουσες πλατφόρμες στο back-end με σκοπό η διοίκηση να έχει, σε πραγματικό χρόνο, μια εκτίμηση των κενών της επομένης σχολικής χρονιάς και να πραγματοποιεί δράσεις για την κάλυψη τους εγκαίρως.

5.2 Σχεδιασμός Μεθοδολογίας

Στην παρακάτω Εικόνα 5.2 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε, από την απόκτηση των δεδομένων από τα συστήματα της υπηρεσίας της δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης μέχρι και την τελική εκτίμηση της πρόβλεψης των κενών. Όπως παρουσιάζεται στην εικόνα η επεξεργασία πραγματοποιήθηκε σε δύο βασικά στάδια. Στο πρώτο στάδιο, τα δεδομένα προεπεξεργάστηκαν με σκοπό να εξαχθούν χαρακτηριστικά τα οποία θεωρήθηκαν ότι παρέχουν απαραίτητη πληροφορία για την πρόβλεψη. Το στάδιο αυτό εξελίσσεται σε τρία επιμέρους βήματα. Την εξαγωγή των χαρακτηριστικών από τα πρωτογενή δεδομένα, την εξισορρόπηση της κλάσης πρόβλεψης, αλλά και την αναδημιουργία δεδομένων με σκοπό την αύξηση του πλήθους τους. Στο δεύτερο στάδιο εφαρμόστηκαν μέθοδοι παλινδρόμησης καθώς η επιθυμητή έξοδος των αλγορίθμων είναι συνεχής. Η επικύρωση της μεθόδου πραγματοποιήθηκε με διασταυρωμένη επικύρωση 10-πτυχών (10-fold cross validation). Τέλος υπολογίστηκαν τα μέτρα αξιολόγησης της μεθόδου, τα οποία παρέχουν τον βαθμό της απόδοσης και της επιτυχίας των μεθόδων.



Εικόνα 5.2: Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας

Όπως διαπιστώνεται η μέθοδος ακολουθεί μια τυπική διαδικασία μηχανικής μάθησης όπως αυτή εξελίσσεται σε διάφορα άλλα πεδία, ενώ έχουν δοκιμαστεί πέντε διαφορετικοί αλγόριθμοί παλινδρόμησης με σκοπό να μελετηθεί η απόδοσή τους.

5.3 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Παρακάτω αναπτύσσονται με λεπτομέρεια τα τρία διαφορετικά βήματα του πρώτου σταδίου επεξεργασίας.

5.3.1 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Τα χαρακτηριστικά τα οποία εξήχθησαν από τα πρωτογενή αρχεία της βάσης δεδομένων (Πίνακας 5.3) αφορούν γενικά στοιχεία, στοιχεία από το πλήθος των μαθητών σε όλες τις τάξεις της δευτεροβάθμιας, και στοιχεία από το πλήθος του μόνιμου διδακτικού προσωπικού ανά ειδικότητα, αλλά και τις ώρες Α' και Β' ανάθεσης αυτών. Τα αξιόπιστα δεδομένα, τα οποία υπήρχαν στην βάση από τα μηχανογραφημένα συστήματα της δευτεροβάθμιας υπηρεσίας του Νομού Ιωαννίνων, θεωρήθηκε ότι είναι τα δεδομένα από το 2015 και μετά, καθώς προγενέστερα διαπιστώθηκαν πολλές ελλείψεις στην καταχώρησή τους. Επιπρόσθετα, περιορίστηκε ο αριθμός των ειδικοτήτων με βάση τα στοιχεία που παρουσιάστηκαν, και με σκοπό να συμμετέχουν, όσο το δυνατόν, οι ειδικότητες στην επεξεργασία, οι οποίες πραγματικά έχουν ανάγκες σε αναπλήρωση. Έτσι επιλέχθηκαν οι πολυπληθέστερες ειδικότητες και σε επίπεδο μονίμων και σε επίπεδο αναπληρωτών. Συγκεκριμένα, τα δεδομένα εξήχθησαν για την παρακάτω ειδικότητα:

- ΠΕ01: Θεολόγοι
- ΠΕ02: Φιλολόγοι
- ΠΕ03: Μαθηματικοί
- ΠΕ04.01: Φυσικοί
- ΠΕ04.02: Χημικοί
- ΠΕ04.04: Βιολόγοι
- ΠΕ04.05: Γεωλόγοι
- ΠΕ06: Αγγλικής Φιλολογίας
- ΠΕ08: Καλλιτεχνικών
- ΠΕ11: Φυσικής Αγωγής
- ΠΕ86: Πληροφορικοί

A/A	Κατηγορία	Όνομα χαρακτηριστικού	Περιγραφή Χαρακτηριστικού
1	Γενικά στοιχεία	Έτος	Το έτος καταγραφής της τρέχουσας καταχώρησης
2	Γενικά Στοιχεία	Ειδικότητα	Η ειδικότητα των καθηγητών της τρέχουσας καταχώρησης
3	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Α Γυμνασίου	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Α τάξης Γυμνασίου από όλα τα Γυμνάσια του Νομού Ιωαννίνων
4	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Β Γυμνασίου	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Β τάξης Γυμνασίου από όλα τα Γυμνάσια του Νομού Ιωαννίνων
5	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Γ Γυμνασίου	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Γ τάξης Γυμνασίου από όλα τα Γυμνάσια του Νομού Ιωαννίνων
6	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Α ΕΠΑΛ	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Α τάξης Επαγγελματικών Λυκείων από όλα τα Επαγγελματικά Λύκεια του Νομού Ιωαννίνων
7	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Β ΕΠΑΛ	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Β τάξης Επαγγελματικών Λυκείων από όλα τα Επαγγελματικά Λύκεια του Νομού Ιωαννίνων
8	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Γ ΕΠΑΛ	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Γ τάξης Επαγγελματικών Λυκείων από όλα τα Επαγγελματικά Λύκεια του Νομού Ιωαννίνων
9	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Α Γενικού Λυκείου	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Α τάξης Γενικού Λυκείου από όλα τα Γενικά Λύκεια του Νομού Ιωαννίνων
10	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Β Γενικού Λυκείου	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Β τάξης Γενικού Λυκείου από όλα τα Γενικά Λύκεια του Νομού Ιωαννίνων
11	Στοιχεία Μαθητών	Πλήθος Μαθητών Γ Γενικού Λυκείου	Ο συνολικός αριθμός των μαθητών της Γ τάξης Γενικού Λυκείου από όλα τα Γενικά Λύκεια του Νομού Ιωαννίνων
12	Στοιχεία Καθηγητών	Πλήθος Καθηγητών ανά ειδικότητα	Ο συνολικός αριθμός των μόνιμων καθηγητών για την τρέχουσα ειδικότητα κατά το τρέχον έτος της καταχώρησης
13	Στοιχεία Καθηγητών	Πλήθος ωρών Α ανάθεσης ανά ειδικότητα	Ο συνολικός αριθμός των ωρών Α ανάθεσης για την τρέχουσα ειδικότητα κατά το τρέχον έτος της καταχώρησης
14	Στοιχεία Καθηγητών	Πλήθος ωρών Β ανάθεσης ανά ειδικότητα	Ο συνολικός αριθμός των ωρών Β ανάθεσης για την τρέχουσα ειδικότητα κατά το τρέχον έτος της καταχώρησης
15	Έξοδος	Αριθμός αναπληρωτών ανά ειδικότητα	Ο τελικός συνολικός αριθμός των αναπληρωτών που απαιτήθηκε για να καλύψει τα κενά της τρέχουσας ειδικότητας κατά το τρέχον έτος

Πίνακας 5.3: Τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από τα πρωτογενή δεδομένα της υπηρεσίας δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης του Νομού Ιωαννίνων.

Τα δύο πρώτα γενικά στοιχεία δεν εισήχθησαν στους αλγορίθμους, απλώς καταχωρήθηκαν με σκοπό να γνωρίζουμε ποιο έτος και ποια ειδικότητα αφορά η κάθε καταχώρηση. Η λογική κατά την οποία διατηρήθηκε όλη η πληροφορία για το πλήθος των μαθητών ανά τάξη, και όχι απλώς των συνολικό αριθμό των μαθητών ως μια καταχώρηση, υποδεικνύεται από το γεγονός ότι η κάθε τάξη του Γυμνασίου και του Λυκείου έχει διαφορετικές ανάγκες διδακτικών ωρών ανά ειδικότητα. Επομένως, κρίθηκε σκόπιμη η διατήρηση της πληροφορίας της κατανομής των μαθητών ανά τάξη.

Στο παρακάτω πλαίσιο παρουσιάζεται κώδικας σε MATLAB, ο οποίος εκτελείται για να συγκεντρώσει και να εξάγει τα χαρακτηριστικά από τα πρωτογενή δεδομένα, και να τα μετατρέψει σε αρχείο εισόδου για περαιτέρω επεξεργασία από το εξειδικευμένο λογισμικό.

```
% Import Data
cd('Data/finals')

%-----
data = [];

for etos = 2015:2020
    etos
    etos_str = num2str(etos);
    teacher_file = strcat('teachers',etos_str,'.xlsx');
    student_file = strcat('students',etos_str,'.xlsx');

    teacher = importdata(teacher_file);
    student = importdata(student_file);

    % Από στοιχεία Μαθημάτων
    eidos_sxoleiou = {'Γυμνάσια' 'Επαγγελματικά Λύκεια' 'Λύκεια'};

    index_gymnasia = find(strcmp(student.textdata(:,3),eidos_sxoleiou{1}));
    mathites_A_Gymnasio = sum(student.data(index_gymnasia-2,6));
    mathites_B_Gymnasio = sum(student.data(index_gymnasia-2,9));
    mathites_C_Gymnasio = sum(student.data(index_gymnasia-2,12));

    index_epal = find(strcmp(student.textdata(:,3),eidos_sxoleiou{2}));
    mathites_A_Epal = sum(student.data(index_epal-2,6));
    mathites_B_Epal = sum(student.data(index_epal-2,9));
    mathites_C_Epal = sum(student.data(index_epal-2,12));

    index_lykeia = find(strcmp(student.textdata(:,3),eidos_sxoleiou{3}));
    mathites_A_lykeio = sum(student.data(index_lykeia-2,6));
    mathites_B_lykeio = sum(student.data(index_lykeia-2,9));
    mathites_C_lykeio = sum(student.data(index_lykeia-2,12));

    % Από στοιχεία καθηγητών
    eidikotites = {'ΠΕ01','ΠΕ02','ΠΕ03','ΠΕ04.01','ΠΕ04.02','ΠΕ04.04','ΠΕ04.05','ΠΕ06','ΠΕ08','ΠΕ11','ΠΕ86'};
    sxesh_erg = {'Μόνιμος', 'Αναπληρωτής'};

    for i = 1:length(eidikotites)
        index_monimoi = find(strcmp(teacher.textdata(:,30),eidikotites{i}) & strcmp(teacher.textdata(:,35),sxesh_erg{1}));
        index_anaplirotes = find(strcmp(teacher.textdata(:,30),eidikotites{i}) & not(strcmp(teacher.textdata(:,35),sxesh_erg{1})));

        % Αριθμος μονιμων και αναπληρωτών
        count_monimoi = length(index_monimoi);
        count_anaplirotes = length(index_anaplirotes);

        % Σύνολο ωρών Α ανάθεσης
        wres_A_anathesh_monimoi = teacher.data(index_monimoi-1,38);
        wres_A_anathesh_monimoi(isnan(wres_A_anathesh_monimoi)) = 0;
        synolo_wres_A_anathesh_monimoi = sum(wres_A_anathesh_monimoi);

        wres_A_anathesh_anaplirotes = teacher.data(index_anaplirotes-1,38);
        wres_A_anathesh_anaplirotes(isnan(wres_A_anathesh_anaplirotes)) = 0;
        synolo_wres_A_anathesh_anaplirotes = sum(wres_A_anathesh_anaplirotes);

        % Σύνολο ωρών Β ανάθεσης
        wres_B_anathesh_monimoi = teacher.data(index_monimoi-1,39);
        wres_B_anathesh_monimoi(isnan(wres_B_anathesh_monimoi)) = 0;
        synolo_wres_B_anathesh_monimoi = sum(wres_B_anathesh_monimoi);
    end
end
```



```

wres_B_anathesh_anapirotes = teacher.data(index_anapirotes-1,39);
wres_B_anathesh_anapirotes(isnan(wres_B_anathesh_anapirotes)) = 0;
synolo_wres_B_anathesh_anapirotes = sum(wres_B_anathesh_anapirotes);

temp_data = [etos str2num(eidikotites(i))(3:4) mathites_A_Gymnasio mathites_B_Gymnasio mathites_C_Gymnasio
mathites_A_Epal mathites_B_Epal mathites_C_Epal mathites_A_lykeio mathites_B_lykeio mathites_C_lykeio
synolo_wres_A_anathesh_monimoi synolo_wres_A_anathesh_anapirotes synolo_wres_B_anathesh_monimoi
synolo_wres_B_anathesh_anapirotes count_monimoi count_anapirotes];
data = [data;temp_data];
end
end
cd('..\..')

% Built arff file
fid3 = fopen('kena_all.arff','w');
fprintf(fid3, '@RELATION Kena\n\n');

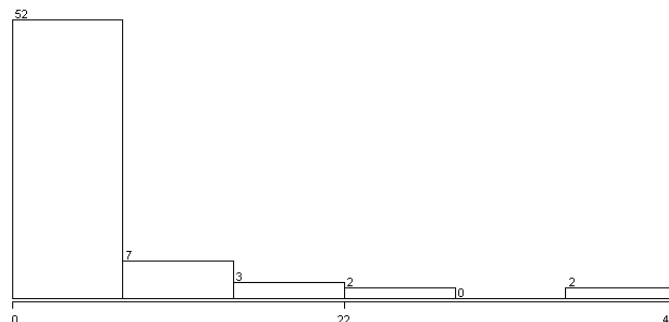
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE etos NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE eidikotites NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_A_Gen_Gym NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_B_Gen_Gym NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_C_Gen_Gym NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_A_EPAL NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_B_EPAL NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_C_EPAL NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_A_Gen_Lyk NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_B_Gen_Lyk NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE num_mathites_C_Gen_Lyk NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE synolo_wres_A_anathesh_monimoi NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE synolo_wres_A_anathesh_anapirotes NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE synolo_wres_B_anathesh_monimoi NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE synolo_wres_B_anathesh_anapirotes NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE count_monimoi NUMERIC\n');
fprintf(fid3, '@ATTRIBUTE count_anapirotes NUMERIC\n');

fprintf(fid3, '@DATA\n');
for i=1:length(data)
    ncol = 17;
    fmt = [ repmat('%f ', 1, ncol-1), '%g\n'];
    fprintf(fid3, fmt, data(i,:));
end

```

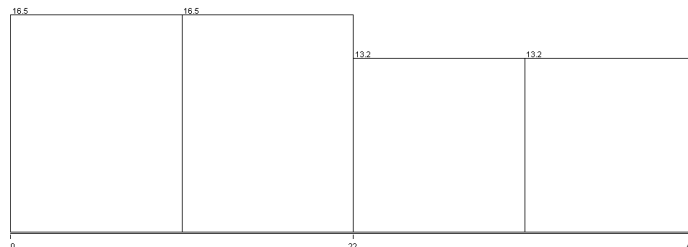
5.3.2 Εξισορρόπηση της κλάσης

Κατά την εισαγωγή των δεδομένων στο εξειδικευμένο λογισμικό εξόρυξης δεδομένων διαπιστώθηκε ότι η κατανομή της εξόδου δεν παρουσιάζει ισορροπία. Πολλές καταχωρήσεις ειδικότητας συγκεντρώνουν τιμές εξόδου έως 7 κενά στο νόμο σε ένα έτος, λιγότερες έως 25 κενά, και ακόμα λιγότερες κενά τα οποία ξεπερνούν τα 30 (για λίγα έτη κενά αναπληρωτών φιλολόγων). Στην παρακάτω Εικόνα 5.3.2α παρουσιάζεται η κατανομή της εξόδου.



Εικόνα 5.3.2: Αρχική κατανομή εξόδου

Για να αντιπαρέλθει το φαινόμενο της ανισορροπίας της εξόδου εφαρμόστηκε εξισσοροπιστής κλάσης (Class Balancer). Ο αλγόριθμος επανασταθμίζει τα στιγμιότυπα στα δεδομένα έτσι ώστε κάθε κλάση να έχει το ίδιο συνολικό βάρος. Το συνολικό άθροισμα των βαρών σε όλες τις περιπτώσεις διατηρείται. Εάν η κλάση είναι συνεχής, διακριτοποιείται χρησιμοποιώντας διακριτοποίηση ίσου πλάτους για τη δημιουργία ψευδοτάξεων για στάθμιση. Το αποτέλεσμα της τελικής κατανομής της εξόδου παρουσιάζεται στην παρακάτω Εικόνα 5.3.2β.



Εικόνα 5.3.2β: Τελική κατανομή εξόδου μετά την εφαρμογή της εξισορρόπησης

5.3.3 Αναδημιουργία Δεδομένων

Ένα βασικό πρόβλημα των δεδομένων που αντιμετωπίστηκε ήταν το μικρό πλήθος των εγγραφών ανά ειδικότητα και ανά έτος.

Μιλώντας σε όρους μηχανικής μάθησης το πλήθος των στιγμιότυπων ή δειγμάτων των δεδομένων για να εκτελεστούν αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης κρίθηκε οριακό.

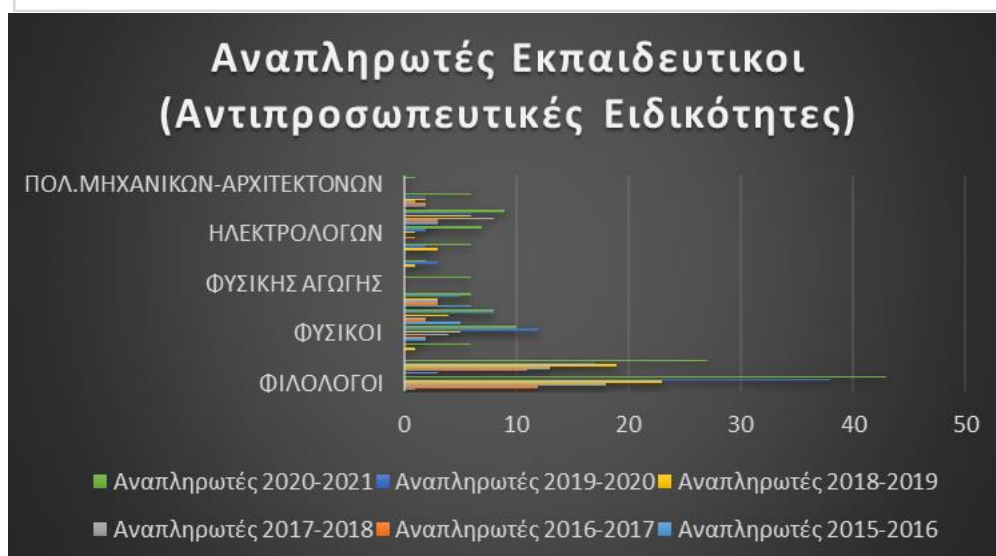
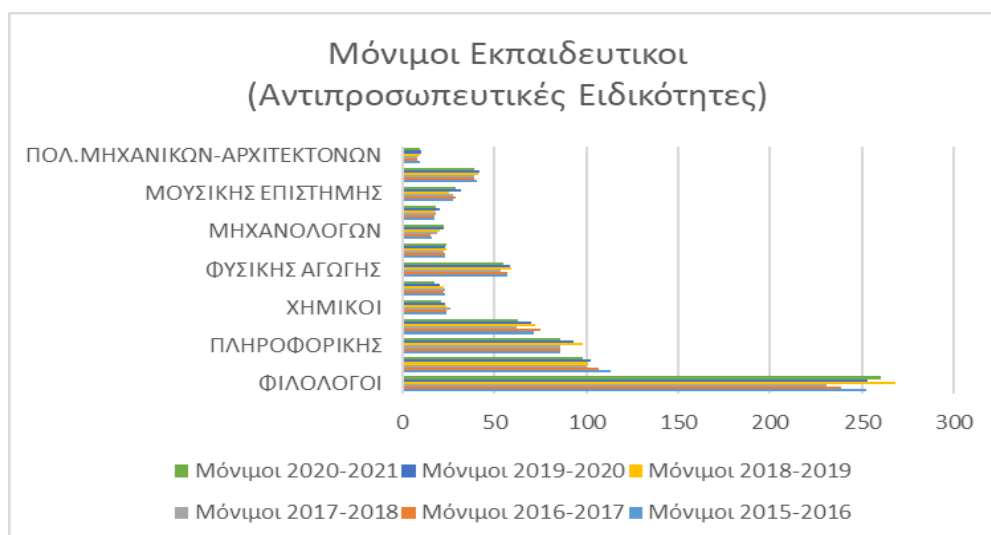
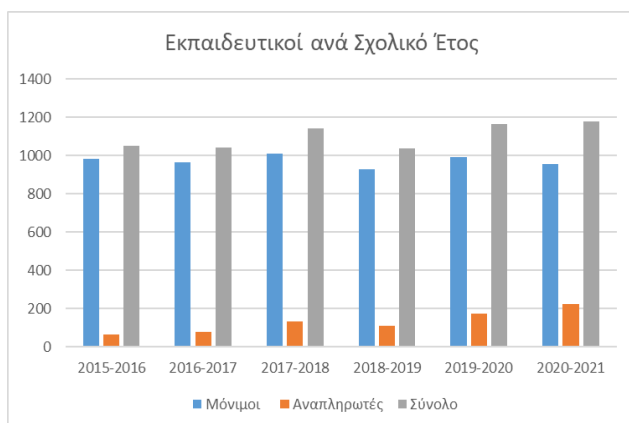
Συγκεκριμένα με δεδομένο ότι χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το 2015 έως το 2020 (έξι έτη) και τα χαρακτηριστικά εξήχθησαν για 11 ειδικότητες, συνολικά ο αριθμός των δειγμάτων ήταν εξήντα έξι (66) δείγματα.

Για το λόγο αυτό χρησιμοποιήθηκε φίλτρο αναδημιουργίας (Resample) δειγμάτων, το οποίο παρέχεται από το λογισμικό με σκοπό να αυξηθεί τεχνικά το πλήθος των δειγμάτων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε μια υπερδειγματοληψία επί 10 φορές, δημιουργώντας ένα σύνολο δεδομένων με 660 δείγματα.

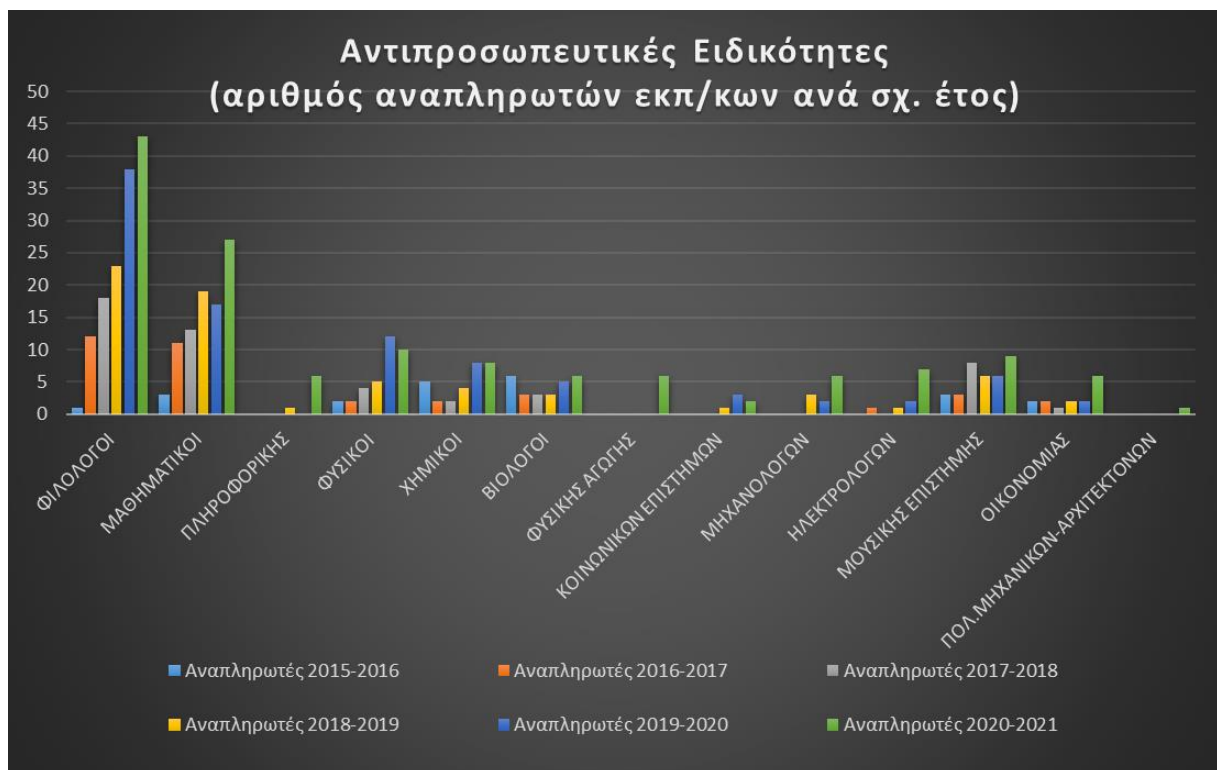
5.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Εξάγοντας κάποια χαρακτηριστικά από τους πίνακες με τα δεδομένα για τους εκπαιδευτικούς, μπορούμε να δούμε ότι οι μόνιμοι εκπαιδευτικοί Δευτεροβάθμιας Εκπαίδευσης στον νομό Ιωαννίνων ακολουθούν μια πτωτική πορεία (λόγω συνταξιοδοτήσεων και όχι νέων διορισμών) και οι αναπληρωτές ακολουθούν μία ανοδική πορεία για τον αντίστοιχο λόγο.

Αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούμε να τα διαπιστώσουμε και στα παρακάτω διαγράμματα:



Επίσης, μπορούμε να δούμε και την αναλογία των βασικών ειδικοτήτων εκπαιδευτικών ανά σχολικό έτος τόσο σε μόνιμους όσο και σε αναπληρωτές:



5.5 Χρησιμοποιούμενοι Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης

5.5.1 Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression)

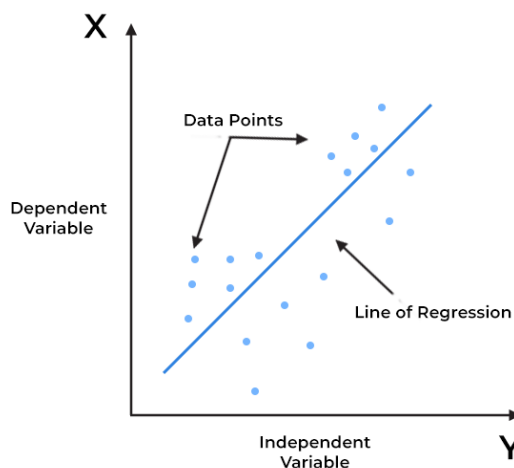
Η γραμμική παλινδρόμηση είναι αλγόριθμος που δίνει τη γραμμική σχέση μεταξύ ανεξάρτητης και εξαρτημένης μεταβλητής με στόχο την πρόβλεψη του αποτελέσματος. Αποτελεί μια στατιστική μέθοδο που χρησιμοποιείται στη μηχανική μάθηση για προγνωστική ανάλυση.

Η ανεξάρτητη μεταβλητή χρησιμοποιείται ως προγνωστική ή επεξηγηματική μεταβλητή και επομένως παραμένει αμετάβλητη, ενώ η εξαρτημένη μεταβλητή μεταβάλλεται ανάλογα με τις μεταβολές της ανεξάρτητης μεταβλητής.

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι ένας εποπτευόμενος αλγόριθμος μάθησης που προσομοιώνει μια μαθηματική σχέση μεταξύ μεταβλητών και κάνει προβλέψεις για συνεχείς ή αριθμητικές μεταβλητές (πχ. πωλήσεις, μισθός, ηλικία, τιμή προϊόντος κ.α.)

Αυτή η μέθοδος ανάλυσης είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική όταν υπάρχουν τουλάχιστον δύο μεταβλητές ως δεδομένα.

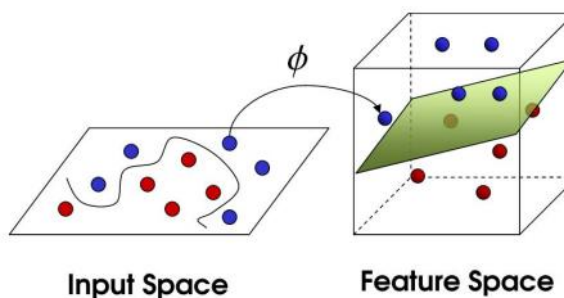
Μια κεκλιμένη ευθεία αντιπροσωπεύει το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης.



5.5.2 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι αλγόριθμοι που επιτυγχάνουν την εκμάθηση γραμμικών ταξινομητών.

Ο τρόπος λειτουργίας του αλγορίθμου είναι η μεταφορά των δεδομένων εισαγωγής σε ένα χώρο χαρακτηριστικών που πλέον τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρισμένα με μεγαλύτερες διαστάσεις και στον χώρο αυτό γίνεται ο υπολογισμός ενός πολυεπιπέδου μέγιστου διαχωρισμού των δύο τάξεων.



Η μεταφορά αυτή των δεδομένων στο νέο χώρο επιτυγχάνεται με την χρήση συναρτήσεων πυρήνα (kernel functions).

5.5.3 Αλγόριθμοι Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Network Algorithms)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μοντέλα που εμπνέονται από τη δομή ή τη λειτουργία των βιολογικών νευρωνικών δικτύων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Το νευρωνικό δίκτυο βοηθά στην αλλαγή της εισόδου έτσι ώστε το δίκτυο να δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα χωρίς να επανασχεδιάζεται η διαδικασία εξόδου.

Πρόκειται για μια τάξη αντιστοίχισης προτύπων που χρησιμοποιούνται συνήθως για προβλήματα παλινδρόμησης και ταξινόμησης, αλλά είναι πραγματικά ένας τεράστιος τομέας αποτελούμενος από εκατοντάδες αλγόριθμους και παραλλαγές για όλους τους τύπους προβλημάτων.

Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι:

- Perceptron
- Hopfield Network
- Back-Propagation
- Radial Basis Function Network (RBFN)

5.5.4 Αλγόριθμοι Δέντρων Αποφάσεων (Decision Tree Algorithms)

Ο στόχος της χρήσης ενός Δέντρου Αποφάσεων είναι να δημιουργηθεί ένα μοντέλο εκπαίδευσης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλέψει την κλάση ή την τιμή της μεταβλητής στόχου μαθαίνοντας απλούς κανόνες απόφασης που συνάγονται από προηγούμενα δεδομένα (δεδομένα εκπαίδευσης).

Τα δέντρα αποφάσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο για προβλήματα ταξινόμησης, όσο και παλινδρόμησης.

Τα δέντρα αποφάσεων είναι συχνά γρήγορα και ακριβή και χρησιμοποιούνται συχνά στη μηχανική μάθηση.

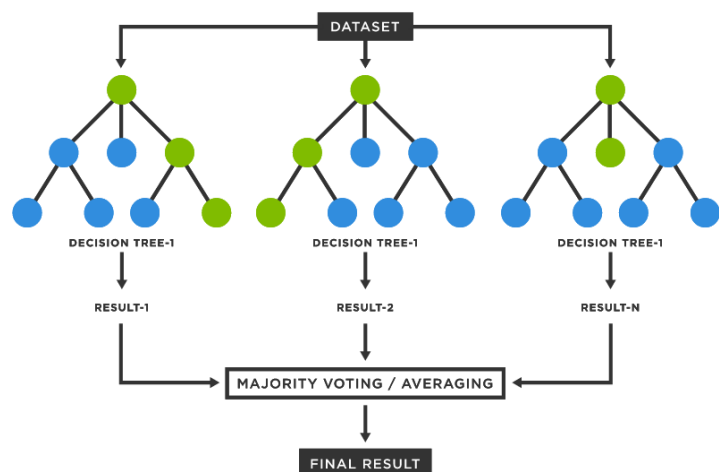
Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι δέντρων αποφάσεων είναι:

- CART (Classification and Regression Tree)
- ID3 (Iterative Dichotomiser 3)
- C4.5 and C5.0
- CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detection)
- M5
- Decision Stump
- Conditional Decision Trees

5.5.5 Τυχαία Δάση (Random Forests)

Ο αλγόριθμος Randm Forest είναι το είδος της μάθησης ταξινομητή που χρησιμοποιεί ένα πλήθος από δέντρων αποφάσεων που δεν συσχετίζονται μεταξύ τους για να βρει την εκτίμηση.

Κάθε δέντρο αποφάσεων αποδίδει μια προτεινόμενη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής. Από το σύνολο των δέντρων αποφάσεων γίνεται η καταμέτρηση της πιθανής τομής εξαρτημένης μεταβλητής και αυτή αποτελεί τη βάση ταξινόμησης.



6. Αποτελέσματα

6.3.1 Αποτελέσματα Γραμμικής Παλινδρόμησης

Στην Εικόνα 6.3.1 παρουσιάζεται το μοντέλο που δημιούργησε ο αλγόριθμος της γραμμικής παλινδρόμησης αλλά και ο υπολογισμός των μέτρων αξιολόγησης.

```
Linear Regression Model

count_anapliotes =

    0.1379 * num_mathites_C_Gen_Gym +
    0.0573 * num_mathites_B_EPAL +
    0.0103 * num_mathites_A_Gen_Lyk +
    0.1384 * num_mathites_C_Gen_Lyk +
    -0.0171 * synolo_wres_B_anathesis_monimoi +
    0.1052 * count_monimoi +
    -354.5636

Time taken to build model: 0.08 seconds

=== Cross-validation ===
=== Summary ===

Correlation coefficient          0.8757
Mean absolute error             5.451
Root mean squared error         6.5525
```

Εικόνα 6.3.1: Αριθμητικά αποτελέσματα Νευρωνικού Δικτύου

6.3.2 Αποτελέσματα Μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης

Στην παρακάτω Εικόνα 6.3.2 παρουσιάζεται το μοντέλο που δημιούργησε ο αλγόριθμος των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης αλλά και ο υπολογισμός των μέτρων αξιολόγησης.

```
=== Classifier model (full training set) ===

SMOreg

weights (not support vectors):
-    0.1934 * (normalized) num_mathites_A_Gen_Gym
-    0.1747 * (normalized) num_mathites_B_Gen_Gym
+    0.2223 * (normalized) num_mathites_C_Gen_Gym
+    0.2552 * (normalized) num_mathites_A_EPAL
+    0.067 * (normalized) num_mathites_B_EPAL
+    0.0078 * (normalized) num_mathites_C_EPAL
+    0.1684 * (normalized) num_mathites_A_Gen_Lyk
+    0.0643 * (normalized) num_mathites_B_Gen_Lyk
-    0.1656 * (normalized) num_mathites_C_Gen_Lyk
+    1.6012 * (normalized) synolo_wres_A_anathesis_monimoi
+    0.0886 * (normalized) synolo_wres_B_anathesis_monimoi
-    1.0003 * (normalized) count_monimoi
+    0.0074

Number of kernel evaluations: 218130 (97.07% cached)

Time taken to build model: 0.18 seconds

=== Cross-validation ===
=== Summary ===

Correlation coefficient          0.8525
Mean absolute error             4.2695
Root mean squared error         7.2409
```

Εικόνα 6.3.2: Αριθμητικά αποτελέσματα Μηχανών διανυσμάτων Υποστήριξης

6.3.3 Αποτελέσματα Νευρωνικού Δικτύου

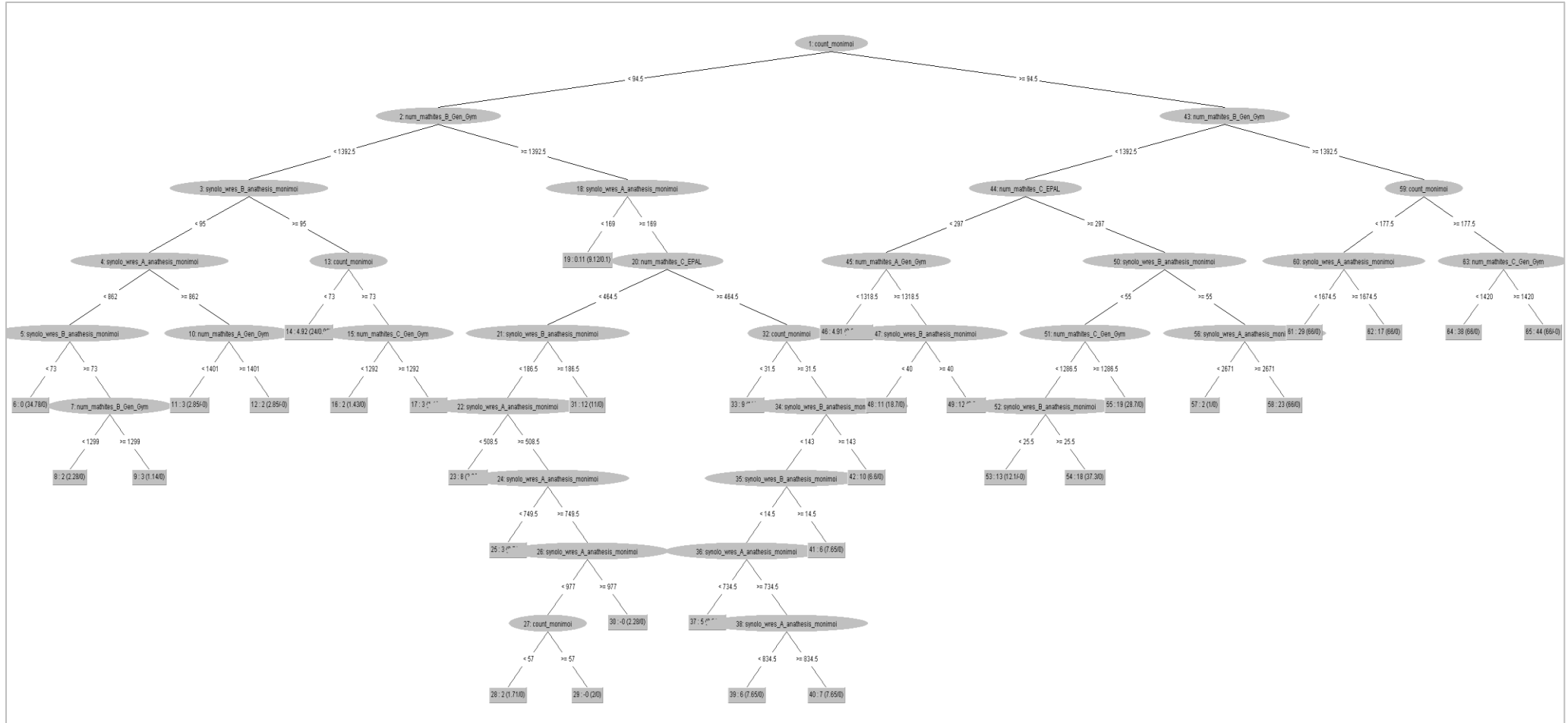
Στην παρακάτω Εικόνα 6.3.3 παρουσιάζεται η τελική αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου, με τα βάρη και την πόλωση του κάθε κόμβου. Επίσης παρουσιάζονται οι τιμές των μέτρων αξιολόγησης.

Linear Node 0 Inputs Weights Threshold -0.24940313766877442 Node 1 25.769785153745662 Node 2 -3.4180497165338326 Node 3 3.5842148533984686 Node 4 0.645981847252196 Node 5 24.80327194612052 Node 6 -0.6044477408783947	Sigmoid Node 1 Inputs Weights Threshold -15.445539722657594 Attrib num_mathites_A_Gen_Gym -0.6990794595886834 Attrib num_mathites_B_Gen_Gym -0.6904295791512716 Attrib num_mathites_C_Gen_Gym -1.2134080809623562 Attrib num_mathites_A_EPAL -0.9738474364511183 Attrib num_mathites_B_EPAL 2.1080700064690734 Attrib num_mathites_C_EPAL 2.1359085142584906 Attrib num_mathites_A_Gen_Lyk -1.7728374314613569 Attrib num_mathites_B_Gen_Lyk -1.403100120594454 Attrib num_mathites_C_Gen_Lyk -1.194615112536236 Attrib synolo_wres_A_anathesis_monimoi 4.496020681228629 Attrib synolo_wres_B_anathesis_monimoi 8.948116839355489 Attrib count_monimoi 3.9213000718381408
Sigmoid Node 2 Inputs Weights Threshold -21.357006457005216 Attrib num_mathites_A_Gen_Gym -0.17605422038997479 Attrib num_mathites_B_Gen_Gym 0.10456845324158634 Attrib num_mathites_C_Gen_Gym -6.436537307877602 Attrib num_mathites_A_EPAL -1.06787616222903474 Attrib num_mathites_B_EPAL 1.5928936764651052 Attrib num_mathites_C_EPAL 0.7759683684103662 Attrib num_mathites_A_Gen_Lyk -2.1206941594082735 Attrib num_mathites_B_Gen_Lyk -4.599132826745736 Attrib num_mathites_C_Gen_Lyk 3.576018399230031 Attrib synolo_wres_A_anathesis_monimoi -3.991403780392935 Attrib synolo_wres_B_anathesis_monimoi 16.44622962222409 Attrib count_monimoi -4.246614589920461	Sigmoid Node 3 Inputs Weights Threshold -26.338925551900303 Attrib num_mathites_A_Gen_Gym -1.8889562598295466 Attrib num_mathites_B_Gen_Gym -2.932905864174123 Attrib num_mathites_C_Gen_Gym -3.783505218706166 Attrib num_mathites_A_EPAL -2.8871975882750514 Attrib num_mathites_B_EPAL 0.973931053358594 Attrib num_mathites_C_EPAL 0.7695709510476361 Attrib num_mathites_A_Gen_Lyk -3.860021486039442 Attrib num_mathites_B_Gen_Lyk -2.3578132768477986 Attrib num_mathites_C_Gen_Lyk 0.230082977374557 Attrib synolo_wres_A_anathesis_monimoi 2.3505803398375185 Attrib synolo_wres_B_anathesis_monimoi 14.921911055149458 Attrib count_monimoi 1.430963600910011
Sigmoid Node 4 Inputs Weights Threshold -28.21106519135852 Attrib num_mathites_A_Gen_Gym -7.495764098841003 Attrib num_mathites_B_Gen_Gym -4.679649199096826 Attrib num_mathites_C_Gen_Gym -11.232854732729715 Attrib num_mathites_A_EPAL -10.484352715078177 Attrib num_mathites_B_EPAL -7.177870917983968 Attrib num_mathites_C_EPAL -7.438466768699988 Attrib num_mathites_A_Gen_Lyk -4.596669515739459 Attrib num_mathites_B_Gen_Lyk -4.580757111863752 Attrib num_mathites_C_Gen_Lyk 8.452585889102354 Attrib synolo_wres_A_anathesis_monimoi 11.521273829778776 Attrib synolo_wres_B_anathesis_monimoi 17.88056508004939 Attrib count_monimoi 9.64072471470119	Sigmoid Node 5 Inputs Weights Threshold -41.43926412929951 Attrib num_mathites_A_Gen_Gym 0.2502041023057806 Attrib num_mathites_B_Gen_Gym -3.1867517353207218 Attrib num_mathites_C_Gen_Gym 2.306648749342566 Attrib num_mathites_A_EPAL 4.6676137823756 Attrib num_mathites_B_EPAL 5.220780146887743 Attrib num_mathites_C_EPAL 5.773624803059177 Attrib num_mathites_A_Gen_Lyk -1.3783849671315718 Attrib num_mathites_B_Gen_Lyk -5.604327799557959 Attrib num_mathites_C_Gen_Lyk -6.569904755520432 Attrib synolo_wres_A_anathesis_monimoi 6.986160017619465 Attrib synolo_wres_B_anathesis_monimoi 26.376453317186545 Attrib count_monimoi 5.787186402281737
Sigmoid Node 6 Inputs Weights Threshold -18.704884361594807 Attrib num_mathites_A_Gen_Gym -10.954193801152808 Attrib num_mathites_B_Gen_Gym -7.177289200428197 Attrib num_mathites_C_Gen_Gym -11.694941970208701 Attrib num_mathites_A_EPAL -11.990928048539532 Attrib num_mathites_B_EPAL -6.40266625299901 Attrib num_mathites_C_EPAL -8.348440708305127 Attrib num_mathites_A_Gen_Lyk -5.3984723090986995 Attrib num_mathites_B_Gen_Lyk 0.5510593736967532 Attrib num_mathites_C_Gen_Lyk 9.068173906329873 Attrib synolo_wres_A_anathesis_monimoi 2.5771467443204945 Attrib synolo_wres_B_anathesis_monimoi -1.2771774413968453 Attrib count_monimoi 1.484295959092881	Time taken to build model: 0.37 seconds === Cross-validation === === Summary === Correlation coefficient 0.848 Mean absolute error 4.2262 Root mean squared error 7.843

Εικόνα 6.3.3: Αριθμητικά αποτελέσματα Νευρωνικού Δικτύου

6.3.4 Αποτελέσματα Δέντρου Απόφασης

Στην Εικόνα 6.3.4α παρουσιάζεται το δέντρο απόφασης που δημιουργήθηκε με τους όλους τους κόμβους και τους αντίστοιχους κανόνες. Αντίστοιχα με τους προηγούμενους αλγόριθμους στην Εικόνα 6.3.4β παρουσιάζονται τα αριθμητικά αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης.



Εικόνα 6.3.4α: Η μορφή του Δέντρου Απόφασης

```

Time taken to build model: 0.01 seconds

=== Cross-validation ===
=== Summary ===

Correlation coefficient      1
Mean absolute error        0.0207
Root mean squared error    0.122

```

Εικόνα 6.3.4β: Αριθμητικά αποτελέσματα Δέντρου Απόφασης

6.3.5 Αποτελέσματα Τυχαίων Δασών

Στην Εικόνα 6.3.5α παρουσιάζονται τα μέτρα αξιολόγησης από την χρήση του αλγορίθμου των τυχαίων δασών.

```

Time taken to build model: 0.1 seconds

=== Cross-validation ===
=== Summary ===

Correlation coefficient      0.9998
Mean absolute error        0.05
Root mean squared error    0.2537

```

Εικόνα 6.3.5α: Αριθμητικά αποτελέσματα Τυχαίων Δασών

Ο Πίνακας 6 συγκεντρώνει τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης των πέντε αλγορίθμων παλινδρόμησης που χρησιμοποιήθηκαν.

	Συντελεστής Συσχέτισης	Μέσο Απόλυτο Σφάλμα	Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος
Γραμμική Παλινδρόμηση	0,88	5,45	6,55
Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης	0,85	4,27	7,24
Νευρωνικό Δίκτυο	0,85	4,23	7,84
Δέντρο Απόφασης	1,00	0.02	0.12
Τυχαία Δάση	0.99	0.05	0.25

Πίνακας 6: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα αλγορίθμων παλινδρόμησης

7. Συμπεράσματα

Η παρούσα εργασία επιχείρησε σε ένα πρώιμο στάδιο να ενδυναμώσει την συνεισφορά της μηχανικής μάθησης και της τεχνικής νοημοσύνης στο πεδίο της ηλεκτρονικής διακυβέρνησης όσον αφορά στον τομέα της εκπαίδευσης. Έχει καταστεί μείζον ζήτημα τα τελευταία χρόνια το γεγονός ότι λόγω των πολυάριθμων κενών που προκύπτουν σε οργανικές θέσεις καθηγητών και δασκάλων, εκκινεί η σχολική χρονιά δίχως την πλήρη κάλυψη σε ανθρώπινο δυναμικό. Το φαινόμενο αυτό οδηγεί σε πολλές χαμένες διδακτικές ώρες τον πρώτο μήνα ή τους πρώτους μήνες της σχολικής χρονιάς, καθώς σε πολλά σχολεία λείπουν ειδικότητες, ενώ το υπάρχον προσωπικό δεν δύναται να καλύψει της διδακτικές ανάγκες. Η ιδέα της παρούσας εργασίας βασίζεται στην δυνατότητα που δίνουν οι τεχνικές μηχανικής μάθησης να παρέχουν πρόγνωση ή πρόβλεψη μιας ή περισσοτέρων παραμέτρων, εφόσον τροφοδοτηθούν με γνώση καθοδηγούμενη από υπάρχοντα δεδομένα. Στο πλαίσιο αυτό, η εργασία επιδιώκει να αξιοποιήσει δεδομένα, τα οποία να είναι προσβάσιμα σε ένα εύλογο χρονικό διάστημα πριν την έναρξη της σχολικής χρονιάς, ώστε να καθίσταται εφικτή η εκτίμηση της πρόβλεψης των πραγματικών κενών ανά ειδικότητα αρκετό καιρό πριν την έναρξη της.

Η μεθοδολογία η οποία ακολουθήθηκε είναι βασισμένη στο γενικότερο πλαίσιο μεθοδολογιών πρόβλεψης ή πρόγνωσης με χρήση τεχνικών μηχανικών μάθησης. Ως εκ τούτου, αρχικά εκτιμήθηκαν τα δεδομένα, τα οποία δύναται να αποτελέσουν χαρακτηριστικά πληροφορίας για το εν λόγω πρόβλημα, και στην συνέχεια αυτά εξήχθησαν από τα πρωτογενή δεδομένα. Εν συνεχεία, προεπεξεργάστηκαν με σκοπό να ισοσταθμιστούν και να αναπαραχθούν δεδομένα ικανά σε αριθμό για την εκπαίδευση των αλγορίθμων. Τέλος, πραγματοποιήθηκαν πειράματα με πέντε διαφορετικούς αλγορίθμους παλινδρόμησης, ώστε να ελεγχθεί η απόδοση τους στο πρόβλημα. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε γραμμική παλινδρόμηση, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, νευρωνικά δίκτυα, δέντρα απόφασης και τυχαία δάση. Για την εκτίμηση της απόδοσης χρησιμοποιήθηκαν τρία διαφορετικά μέτρα αξιολόγησης.

Από την απλή στατιστική ανάλυση των δεδομένων για τα έτη που υπήρχαν στην διάθεση της εργασίας προέκυψε ότι πράγματι οι ανάγκες για αναπληρωτές καθηγητές τα τελευταία χρόνια αυξάνεται σημαντικά, και σε αυτό το γεγονός συντελεί ο υψηλός ρυθμός αύξησης συνταξιοδοτήσεων μόνιμου διδακτικού προσωπικού. Συγκεκριμένα, από τα περιγραφικά στατιστικά φαίνεται ότι κατά το έτος 2015 οι αναπληρωτές καθηγητές δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης στο Νομό Ιωαννίνων ήταν 65, ενώ το 2020 ανήλθαν σε 223. Όσον αφορά στην χρήση της μηχανικής μάθησης και την απόδοση των αλγορίθμων, διαφαίνεται ότι είναι εφικτή η πρόβλεψη των πραγματικών κενών, καθώς οι αλγόριθμοι επιτυγχάνουν πρόβλεψη με μικρή απόκλιση σε σχέση με το πραγματικά κενά που έχουν καταγραφεί. Ενδεικτικά, από τους αλγορίθμους που χρησιμοποιήθηκαν τα δένδρα απόφασης και τα τυχαία δάση πέτυχαν ιδιαίτερα υψηλή απόδοση, ελαχιστοποιώντας το μέσο απόλυτο σφάλμα σε τιμές κοντά στο μηδέν. Οι υπόλοιπες τρεις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη των κενών παρουσιάζουν ένα μέσο απόλυτο σφάλμα από 4,23 έως 5,45 κενά.

Είναι σημαντικό να επισημανθεί ότι η παρούσα εργασία δύναται να αποτελέσει έναυσμα για περαιτέρω τεχνικές και ερευνητικές προεκτάσεις.

Σε τεχνικό επίπεδο, προδιαγράφει την δυνατότητα της δημιουργίας ενός υποσυστήματος/αρθρώματος, το οποίο δύναται να προστεθεί στην υπάρχουσα ηλεκτρονική υποδομή των δομών του Υπουργείου, με σκοπό την έγκαιρη και έγκυρη εκτίμηση των αναγκών σε αναπληρωτές καθηγητές είτε στην δευτεροβάθμια είτε στην πρωτοβάθμια εκπαίδευση.

Στο ερευνητικό πεδίο και όσον αφορά στην καλύτερη επικύρωση των αποτελεσμάτων αλλά και την βελτίωση της απόδοσης, υπάρχουν ακόμα ανοιχτές προκλήσεις. Ενδεικτικά, αναφέρεται ότι θα μπορούσε να μελετηθούν εκ νέου τα χαρακτηριστικά που θα τροφοδοτήσουν τους ευφυείς αλγορίθμους. Για παράδειγμα θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν ηλικιακά δεδομένα των καθηγητών ή δεδομένα κατοχύρωσης του δικαιώματος συνταξιοδότησης, δεδομένα από τις αποσπάσεις και τις μεταθέσεις που αναμένεται να συμβούν ανά περιφέρεια και ειδικότητα κ.ο.κ. Επίσης, θα ήταν δυνατή η χρήση αλγορίθμων για την επιλογή των χαρακτηριστικών που φέρουν την μεγαλύτερη πληροφορία για το πρόβλημα, ή αλγορίθμων για την απόρριψη της πλεονάζουσας πληροφορίας που μπορεί να υπάρχει σε σχετιζόμενα χαρακτηριστικά. Τέλος, θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί περαιτέρω μελέτη και άλλων αλγορίθμων παλινδρόμησης.

Με βάση την ανωτέρω συζήτηση διαφαίνεται ότι είναι ευρύ το πεδίο έρευνας, το οποίο ξετυλίγεται από την παρούσα εργασία, ενώ παράλληλα είναι σημαντική συνεισφορά που μπορεί να προσφέρει η εφαρμογή της προτεινόμενης προσέγγισης στην καλύτερη διαχείριση του διδακτικού δυναμικού.

Βιβλιογραφία

- Περδικούρη, Ε. (2021). Η ηλεκτρονική διακυβέρνηση στο πλαίσιο επιτάχυνσης διοικητικών διαδικασιών. Μέθοδοι και κριτήρια απλούστευσης.
- Ηλεκτρονική Διακυβέρνηση – Ανοικτή Διακυβέρνηση. (2022). Retrieved 16 July 2022, from <https://opengov.minedu.gov.gr/%CE%B7%CE%BB%CE%B5%CE%BA%CF%84%CF%81%CE%BF%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%AE-%CE%B4%CE%B9%CE%B1%CE%BA%CF%85%CE%B2%CE%AD%CF%81%CE%BD%CE%B7%CF%83%CE%B7/>
- IEEE. (2006). *2006 1st IEEE International Conference on E-Learning in Industrial Electronics*. Piscataway, N.J.
- Machine Learning - Μηχανική μάθηση - τι είναι; - CSC - Computer Science Center. (2022). Retrieved 16 July 2022, from <https://www.csc.com.gr/machine-learning-%CE%BC%CE%B7%CF%87%CE%B1%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%AE-%CE%BC%CE%AC%CE%B8%CE%B7%CF%83%CE%B7-%CF%84%CE%B9-%CE%B5%CE%AF%CE%BD%CE%B1%CE%B9/>
- SPRINGER. (2018). *UNSUPERVISED LEARNING ALGORITHMS*. [Place of publication not identified].
- Οικονομου, Σ. (2020). Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για την εξόρυξη δεδομένων.
- Καραμπάση, Ε. (2006). Η επίδραση των νέων τεχνολογιών στη διαχείριση ανθρώπινου δυναμικού, εστιάζοντας στην χρήση, κατανόηση και αξιοποίηση των νοημών εργαλείων και μεθόδων στην Ελλάδα.
- Woolf, B. P., Lane, H. C., Chaudhri, V. K., & Kolodner, J. L. (2013). AI grand challenges for education. *AI magazine*, 34(4), 66-84.
- Gerton, T., & Mitchell, J. P. (2019). Grand challenges in public administration: Implications for public service education, training, and research. *Journal of Public Affairs Education*, 25(4), 435-440.
- Ελληνική Στατιστική Αρχή, (2021, Δεκέμβριος 03), «ΕΡΕΥΝΑ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΗΜΟΣΙΑΣ ΚΑΙ ΙΔΙΩΤΙΚΗΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (ΠΡΩΤΟΒΑΘΜΙΑ, ΔΕΥΤΕΡΟΒΑΘΜΙΑ ΚΑΙ ΤΡΙΤΟΒΑΘΜΙΑ ΒΑΘΜΙΔΑ) ΕΤΩΝ 2017, 2018, 2019», <https://www.statistics.gr/el/statistics/-/publication/SED21/>
- Ελληνική Στατιστική Αρχή, (2021, Νοέμβριος 02) «ΕΡΕΥΝΕΣ ΔΕΥΤΕΡΟΒΑΘΜΙΑΣ ΓΕΝΙΚΗΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (ΓΥΜΝΑΣΙΑ ΚΑΙ ΛΥΚΕΙΑ) ΛΗΞΗΣ ΣΧΟΛΙΚΟΥ ΕΤΟΥΣ 2019/2020», <https://www.statistics.gr/el/statistics/-/publication/SED23/>