



ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
**ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΔΙΚΤΥΩΝ**
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

Π.Μ.Σ. ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ & ΔΙΚΤΥΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΑΛΥΣΗ ΣΗΜΑΤΩΝ ΕΕΓ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΑΚΡΟΑΣΗ ΜΟΥΣΙΚΗΣ

ΠΑΠΑΜΑΡΓΑΡΙΤΗΣ ΧΑΡΙΣΙΟΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΤΖΑΛΛΑΣ ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ

ΑΡΤΑ, ΑΠΡΙΛΙΟΣ 2024

ANALYSIS OF EEG SIGNALS WHILE LISTENING TO MUSIC

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, 5/4/2024

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής
Αλέξανδρος Τζάλλας
Αναπληρωτής Καθηγητής

2. Μέλος επιτροπής
Νικόλαος Γιαννακέας
Αναπληρωτής Καθηγητής

3. Μέλος επιτροπής
Ιωάννης Τσούλος
Αναπληρωτής Καθηγητής

Ο Διευθυντής του ΠΜΣ

Ιωάννης Τσούλος
Αναπληρωτής Καθηγητής

© Παπαμαργαρίτης Χαρίσιος, 2024.
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.

Παπαμαργαρίτης Χαρίσιος

Υπογραφή

Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω για την προτροπή αλλά και την μύηση στον κόσμο της Ιατρικής Βιοτεχνολογίας Τζάλλα Αλέξανδρο, αναπληρωτή καθηγητή του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων. Η συνεργασία μας κατά την διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν υποδειγματική. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Ανδρέα Μιλτιάδους, υποψήφιο διδάκτορα του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, για την διάθεση του πολύτιμου χρόνου του, η υποστήριξή του και οι συμβουλές του καθόρισαν την πορεία της εργασίας. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την σύζυγό μου Αλεξία και την κόρη μου Εύα για την επιμονή και υπομονή τους που έδειξαν κατά την διάρκεια των σπουδών μου και τους γονείς μου για την συνεχή στήριξη.

Περίληψη

Η μουσική ακρόαση αποτελεί μια από τις πιο διαδεδομένες μορφές απόλαυσης του ανθρώπου δημιουργώντας συναισθήματα όπως η χαρά, η λύπη, η ευτυχία ή η θλίψη. Η μελέτη αυτών των συναισθημάτων αποτελεί μια πρόκληση στον τομέα της νευροεπιστήμης, ειδικά με τα τεχνολογικά μέσα παρατήρησης και ελέγχου όπως είναι ο ηλεκτροεγκεφαλογράφος. Μέσα από την διαδικασία της καταγραφής της δραστηριότητας του εγκεφάλου κατά τη διάρκεια της ακρόασης είναι εύκολο και αποκαλυφθούν τα συναισθήματα που δημιουργεί η μουσική στους συμμετέχοντες. Τα συναισθήματα όπως η οικειότητα (familiarity), η απόλαυση (enjoyment) μπορούν να καταγραφούν και να αναγνωριστούν κατά τη διάρκεια της ακρόασης. Η χρήση της μηχανικής μάθησης συμβάλει στη δημιουργία προτύπων αναγνώρισης και πρόβλεψης αυτών των συναισθημάτων.

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται με τα ανθρώπινα συναισθήματα που δημιουργούνται από την ακρόαση της μουσικής μέσω του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (HEG). Η κατηγοριοποίηση των συναισθημάτων μέσω της μηχανικής μάθησης θα πραγματοποιηθεί με αλγόριθμους με μετρήσεις ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος από την βάση δεδομένων OpenNeuro και συγκεκριμένα στον σύνδεσμο <https://openneuro.org/datasets/ds003774/versions/1.0.2>.

Λέξεις-κλειδιά: μουσική, συναισθήματα, ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, μηχανική μάθηση.

Abstract

Listening to music is one of the most widespread forms of human enjoyment creating emotions such as joy, sadness, happiness or sadness. The study of these emotions is a challenge in the field of neuroscience, especially with the technological means of observation and control such as the electroencephalograph. Through the process of recording brain activity during listening, it is easy to reveal the emotions that the music creates in the participants. Feelings such as familiarity, enjoyment can be registered and recognized during listening. Using machine learning helps create patterns to recognize and predict these emotions.

This thesis deals with the human emotions created by listening to music through the electroencephalogram (EEG). Categorization of emotions through machine learning will be performed with algorithms with EEG measurements from the OpenNeuro database and specifically at the link <https://openneuro.org/datasets/ds003774/versions/1.0.2>.

Keywords: music, emotions, EEG, machine learning.

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1. Οι συχνότητες των εγκεφαλικών ρυθμών.	Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.
Πίνακας 2. Τα μουσικά κομμάτια.....	Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.
Πίνακας 3. Συμπληρωματικά αποτελέσματα για την παράμετρο enjoy.....	61
Πίνακας 4. Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την παράμετρο enjoy.....	61

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1. Τα κυριότερα τμήματα του ανθρώπινου εγκεφάλου.	12
Εικόνα 2. Τα κυριότερα κέντρα του φλοιού του εγκεφάλου.....	13
Εικόνα 3. Δομή νευρώνα.....	14
Εικόνα 4. Τοποθέτηση ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής.	15
Εικόνα 5. Καταγραφή σημάτων ΗΕΓ.	16
Εικόνα 6. Διαδικασία ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.	17
Εικόνα 7. Οι τέσσερις τυπικοί εγκεφαλικοί ρυθμοί.[3]	19
Εικόνα 8. Οι ρυθμικές αξίες.	21
Εικόνα 9. Μουσική ακρόαση και ΗΕΓ.....	25
Εικόνα 10. Ανάλυση EEG σημάτων.	30
Εικόνα 11. ME, PC1 και N-Dense.....	32
Εικόνα 12. Οπτικοποίηση σημάτων από το EEGLab.	33
Εικόνα 13. Οπτικοποίηση δεδομένων στο Weka.....	37
Εικόνα 14. Ο ταξινομητής SimpleLinearRegression.	43
Εικόνα 15. Ο ταξινομητής SimpleLinearRegression.	44
Εικόνα 16. Ο ταξινομητής MultilayerPerceptron.....	47
Εικόνα 17. Ο ταξινομητής MultilayerPerceptron.....	49
Εικόνα 18. Perceptron Multilayer.	51
Εικόνα 19. Ο ταξινομητής SMOReg.....	53
Εικόνα 20. Ο ταξινομητής SMOReg.....	54
Εικόνα 21. Τα κανάλια του ταξινομητή SMOReg.....	56
Εικόνα 22. Ο δείκτης Correlation Coefficient για την παράμετρο enjoy.	57
Εικόνα 23. Ο δείκτης Correlation Coefficient για την παράμετρο familiarity.....	58
Εικόνα 24. Ο δείκτης Mean Absolute Error για την παράμετρο enjoy.	59
Εικόνα 25. Ο δείκτης Mean Absolute Error για την παράμετρο familiarity.....	59
Εικόνα 26. Ο δείκτης Relative Absolute Error για την παράμετρο enjoy.	60

Εικόνα 27. Ο δείκτης Relative Absolute Error για την παράμετρο familiarity.	60
--	----

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες.....	6
Περίληψη.....	7
Abstract	8
Κατάλογος Πινάκων	9
Κατάλογος εικόνων	9
Κεφάλαιο 1.....	12
Εγκέφαλος.....	12
Ανατομία του εγκεφάλου.....	12
Ο νευρώνας.....	13
Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.....	15
Εισαγωγή στην ηλεκτροεγκεφαλογραφία (EEG) και τη σημασιολογία των σημάτων EEG.....	16
Οι εγκεφαλικοί ρυθμοί.....	17
Κεφάλαιο 2.....	20
Η μουσική αντίληψη.....	20
Βασικά στοιχεία μουσικής θεωρίας.....	20
Η ακρόαση μουσικής.....	21
Σημασία της μουσικής στην ανθρώπινη εμπειρία και την επίδρασή της στον εγκέφαλο ...	22
Ενίσχυση της μνήμης και της μάθησης.....	23
Μείωση του στρες και χαλάρωση:.....	24
Νευρολογικές επιδράσεις:	24
Αναγνώριση και χαρτογράφηση των διαφόρων χαρακτηριστικών των σημάτων EEG κατά την ακρόαση μουσικής.....	25
Διερεύνηση της σύνδεσης εγκεφάλου-μουσικής.....	25
Μοτίβα συχνότητας και συναισθηματικές αντιδράσεις.....	25
Συνδεσιμότητα εγκεφάλου που προκαλείται από μουσική.....	26
Εφαρμογές στη Μουσικοθεραπεία και τη Γνωσιακή Αποκατάσταση.....	26
Κεφάλαιο 3.....	28
Μέθοδος Συγκέντρωσης Δεδομένων.....	28
Επιλογή συμμετεχόντων και διαδικασία ένταξής τους στη μελέτη.....	29
Τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στο κεφάλι των συμμετεχόντων.....	30
Καταγραφή των σημάτων EEG κατά τη διάρκεια της ακρόασης μουσικής.....	32

Προεπεξεργασία των σημάτων EEG (φιλτράρισμα, απομάκρυνση αρτηριακού παλμού κ.λπ.)	32
Μέθοδοι ανάλυσης σημάτων EEG (χρονική ανάλυση, συχνοτική ανάλυση, ανάλυση μεγίστου πολλαπλών παραθύρων κ.λπ.)	34
Η επεξεργασία σημάτων με κώδικα Python	36
Κεφάλαιο 4	37
Εισαγωγή	37
Παρουσίαση και ανάλυση των προκύπτων αποτελεσμάτων	38
Ο ταξινομητής LinearRegression	38
Ο ταξινομητής SimpleLinearRegression	41
Ο ταξινομητής MultilayerPerceptron	46
Ο ταξινομητής SMOReg.....	51
Ερμηνεία των αποτελεσμάτων.....	57
Συζήτηση και Συμπεράσματα:.....	62
Περιορισμοί της μελέτης και προτάσεις για μελλοντικές έρευνες.....	63
Βιβλιογραφία	64
Παραρτήματα	68
Παράρτημα Α.....	68
Κώδικας Python με παράμετρο Enjoy	68
Κώδικας Python με παράμετρο Familiarity.....	69
Παράρτημα Β.....	70
Behaviour Data	70
Παράρτημα Γ	75
Λίστα μουσικών κομματιών	75

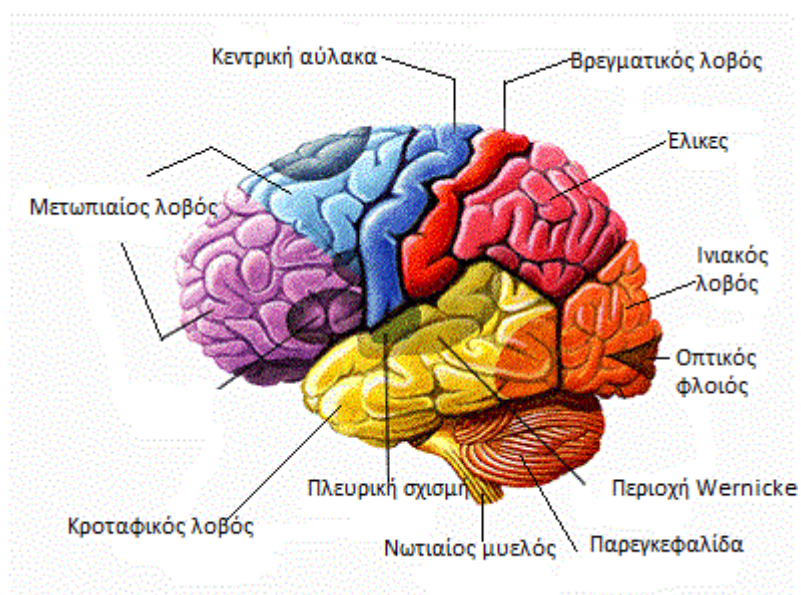
Κεφάλαιο 1

Εγκέφαλος

Ανατομία του εγκεφάλου

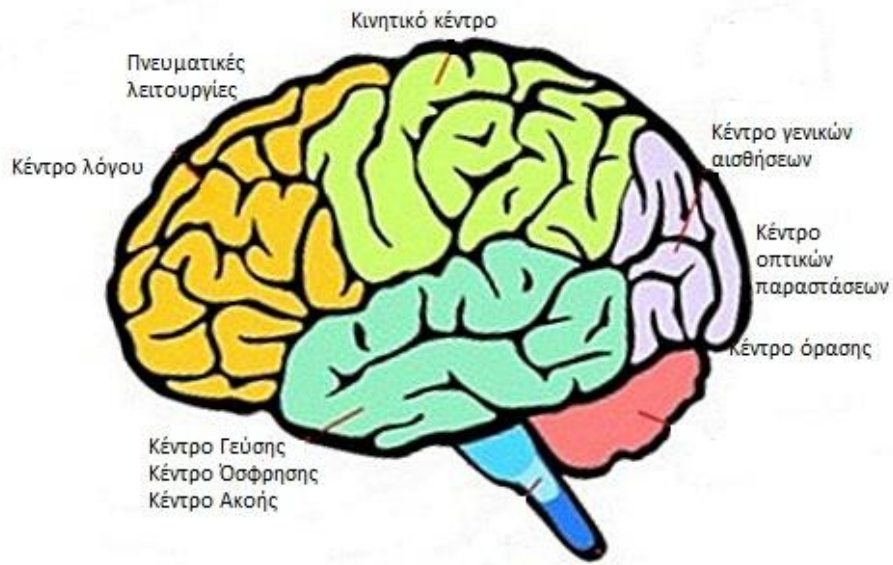
Ο εγκέφαλος αποτελεί το μεγαλύτερο και σπουδαιότερο τμήμα του ανθρώπινου νευρικού συστήματος με σύνθετο δίκτυο κυττάρων με λειτουργίες που είναι υπεύθυνες για την δημιουργία των σκέψεων, των συναισθημάτων και της μνήμης. Για την προστασία του περιβάλλεται από τις μήνιγγες, τρία μεμβρανώδη περιβλήματα την χοριοειδή, την αραχνοειδή και την σκληρή.

Τα κύρια μέρη του εγκεφάλου είναι: τα ημισφαίρια, το στέλεχος και η παρεγκεφαλίδα (εικόνα 1). (Τσιπούρας et al., 2015)



Εικόνα 1. Τα κυριότερα τμήματα του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Τα κέντρα του φλοιού των ημισφαιρίων είναι εξειδικευμένα σε συγκεκριμένες λειτουργίες, όπως για παράδειγμα στο μετωπιαίο λοβό εντοπίζεται το κέντρο για την κινητική λειτουργία, ενώ το κέντρο των αισθήσεων εντοπίζεται στο βρεγματικό λοβό. (Τσιπούρας et al., 2015)

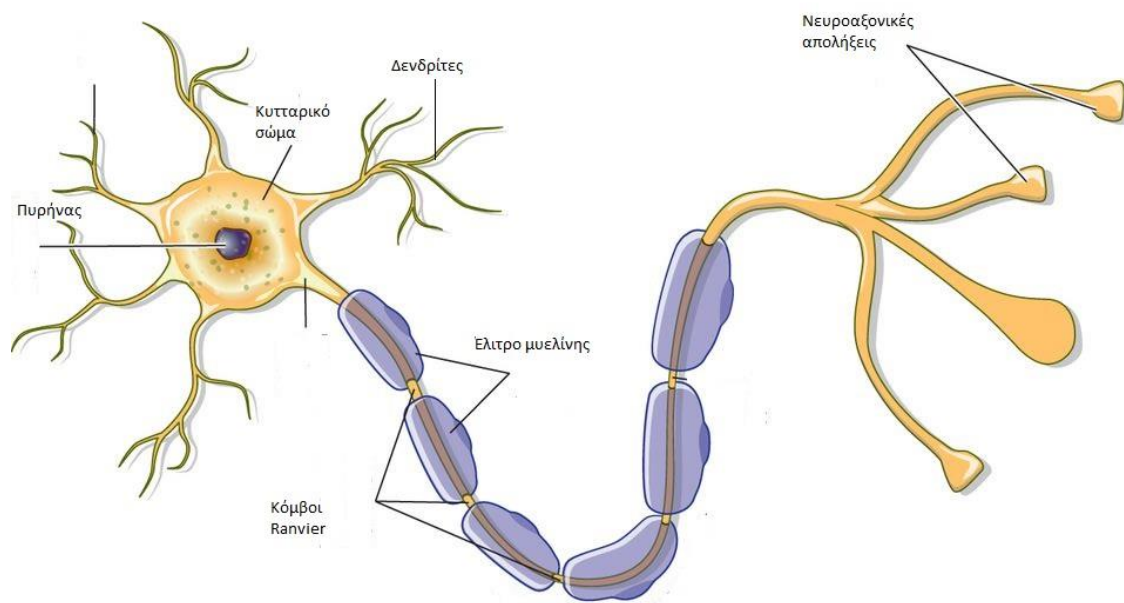


Εικόνα 2. Τα κυριότερα κέντρα του φλοιού του εγκεφάλου.

Οι βασικές λειτουργίες των ημισφαιρίων είναι: α. η ερμηνεία των ερεθισμάτων και στη συνέχεια η συνειδητοποίηση τους, β. η πραγματοποίηση των εκούσιων κινήσεων, γ. η πρόσληψη και η ταξινόμηση των περιφερειακών ερεθισμάτων και η συσχέτισή τους με αντίστοιχα ερεθίσματα που παραμένουν αποθηκευμένα στην μνήμη, δ. η αποθήκευση των πνευματικών λειτουργιών του εγκεφάλου, ε. η άσκηση του υποσυνείδητου ελέγχου στις λειτουργίες του οργανισμού, και στ. η άσκηση ελέγχου σε όλα τα μέρη του εγκεφάλου.

Ο νευρώνας

Ο νευρώνας ή το νευρικό κύτταρο είναι το βασικό δομικό στοιχείο του ανθρώπινου εγκεφάλου (εικόνα 3). (Τσιπούρας et al., 2015)



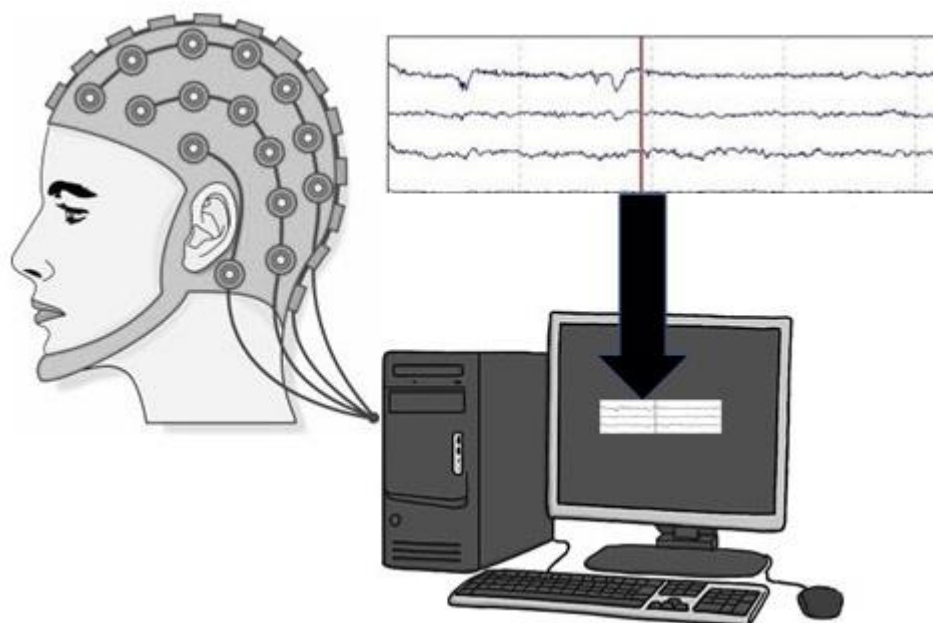
Εικόνα 3. Δομή νευρώνα.

Η δομή ενός νευρώνα μπορεί να χωριστεί σε τρία κύρια μέρη: το κυτταρικό σώμα, τους δενδρίτες και τον άξονα. Το κυτταρικό σώμα περιέχει τον πυρήνα και άλλα οργανίδια και είναι υπεύθυνο για την εκτέλεση των μεταβολικών λειτουργιών του νευρώνα. Οι δενδρίτες είναι λεπτές, διακλαδισμένες προεκτάσεις του κυτταρικού σώματος που λαμβάνουν πληροφορίες από άλλους νευρώνες ή αισθητικούς υποδοχείς και τις μεταδίδουν προς το κυτταρικό σώμα. Ο άξονας είναι μια μακριά, λεπτή προβολή που εκτείνεται από το κυτταρικό σώμα και είναι υπεύθυνη για τη μετάδοση πληροφοριών μακριά από το κυτταρικό σώμα προς άλλους νευρώνες ή τελεστικά κύτταρα (όπως μύες ή αδένες). Ο άξονας είναι μονωμένος από ένα περίβλημα μυελίνης, το οποίο βοηθά στην επιτάχυνση της μετάδοσης ηλεκτρικών παλμών κατά μήκος του άξονα. Στο τέλος του άξονα, υπάρχουν μικρές δομές που ονομάζονται τερματικά κουμπιά, που περιέχουν κυστίδια γεμάτα με νευροδιαβιβαστές. Όταν μια ηλεκτρική ώθηση φτάσει στα τερματικά κουμπιά, ενεργοποιεί την απελευθέρωση νευροδιαβιβαστών στο συναπτικό κενό (το μικρό διάστημα μεταξύ των νευρώνων), όπου συνδέονται με υποδοχείς στον νευρώνα λήψης και μεταδίδουν το σήμα. (Τζιμούρτα, 2020)

Συνολικά, η δομή ενός νευρώνα είναι εξειδικευμένη για τη μοναδική λειτουργία του στο νευρικό σύστημα, που είναι η γρήγορη και αποτελεσματική μετάδοση πληροφοριών σε μεγάλες αποστάσεις.

Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, είναι μια μη επεμβατική νευροφυσιολογική εξέταση που μετρά την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου χρησιμοποιώντας ηλεκτρόδια που είναι προσαρτημένα στο τριχωτό της κεφαλής. Τα σήματα EEG αντιπροσωπεύουν την ηλεκτρική δραστηριότητα που παράγεται από την πυροδότηση νευρώνων στον εγκέφαλο, η οποία μπορεί να ανιχνευθεί μετρώντας τις διακυμάνσεις της τάσης στο τριχωτό της κεφαλής (εικόνα 4). (Towle et al., 1993)



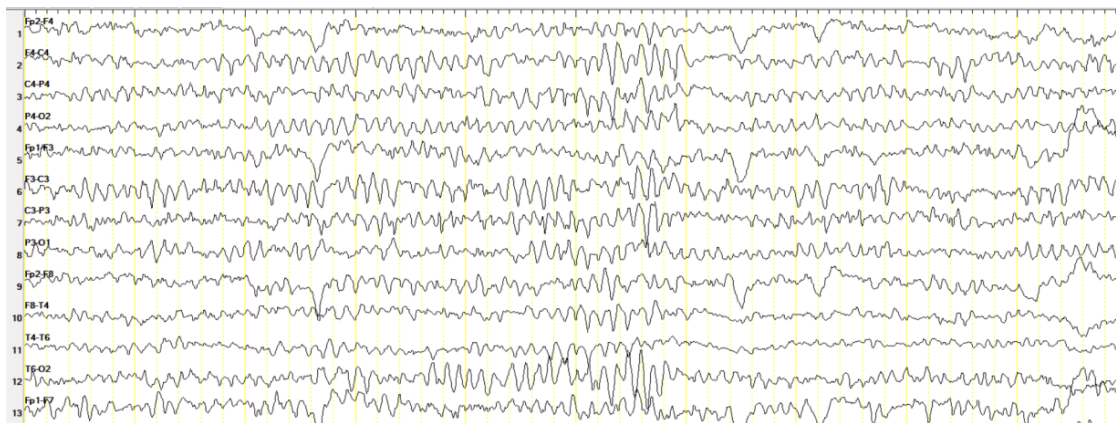
Εικόνα 4. Τοποθέτηση ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής.

Τα σήματα EEG χρησιμοποιούνται συνήθως σε κλινικές ρυθμίσεις για τη διάγνωση νευρολογικών διαταραχών όπως η επιληψία, οι διαταραχές ύπνου και οι εγκεφαλικές βλάβες. Χρησιμοποιούνται επίσης στην έρευνα για τη μελέτη της λειτουργίας του εγκεφάλου και τη διερεύνηση της νευρικής βάσης της γνώσης, της αντίληψης και του συναισθήματος. (Suhaimi et al., n.d.)

Τα σήματα EEG μπορούν να αναλυθούν χρησιμοποιώντας μια ποικιλία τεχνικών, συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης τομέα χρόνου, ανάλυσης τομέα συχνότητας και ανάλυσης χρονικής συχνότητας. Αυτές οι αναλύσεις μπορούν να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τη δύναμη, το χρόνο και τη χωρική κατανομή της εγκεφαλικής δραστηριότητας, οι

οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την απόκτηση γνώσεων σχετικά με τη λειτουργία και τη δυσλειτουργία του εγκεφάλου.(Τσιπούρας et al., 2015)

Στην εικόνα 5 παρουσιάζεται ένα στιγμιότυπο σήματος ΗΕΓ.



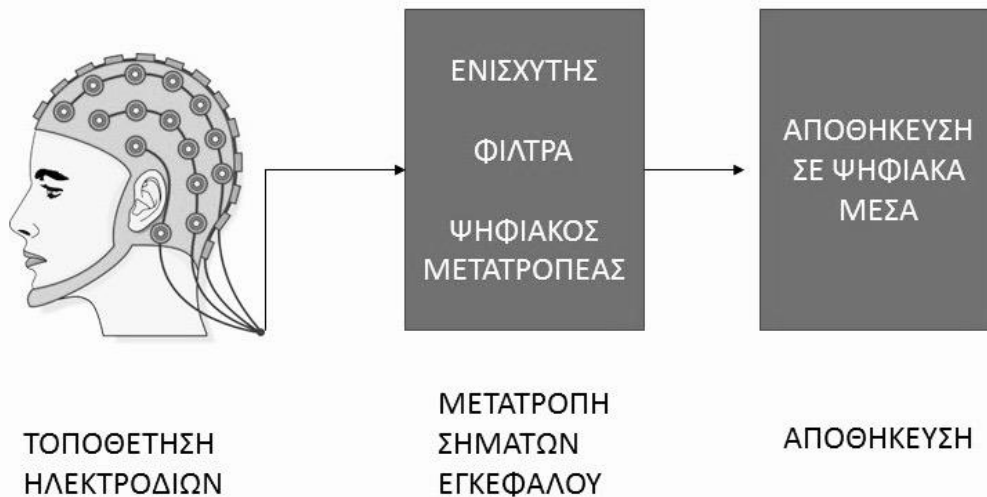
Εικόνα 5. Καταγραφή σημάτων ΗΕΓ.

Εισαγωγή στην ηλεκτροεγκεφαλογραφία και τη σημασιολογία των σημάτων EEG

Τα σήματα EEG είναι ηλεκτρικά σήματα που παράγονται από τη δραστηριότητα του εγκεφάλου και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μέτρηση και την ανάλυση της νευρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου σε διαφορετικές καταστάσεις και συνθήκες. Το ΗΕΓ είναι ένα πολύτιμο εργαλείο για τη διερεύνηση της εγκεφαλικής λειτουργίας και δυσλειτουργίας και χρησιμοποιείται συνήθως σε κλινικές και ερευνητικές συνθήκες.

Η συλλογή των δεδομένων πραγματοποιείται μέσω του ηλεκτροεγκεφαλογράφου με τα ηλεκτρόδια, τα οποία συλλέγουν τα ηλεκτρικά σήματα του νευρικού συστήματος (εικόνα 6).(Τζιμούρτα, 2020) Τα στάδια καταγραφής του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος είναι:

- τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής του ανθρώπου και σύνδεση αυτών στον πίνακα συνδεσμολογίας ηλεκτροδίων,
- πολυεπεξεργασία και ανάλυση του ΗΕΓ και
- συλλογή και αποθήκευση των δεδομένων/αποτελεσμάτων.



Εικόνα 6. Διαδικασία ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

Τα σήματα ΗΕΓ μπορούν να αναλυθούν με πολλούς τρόπους, συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης τομέα χρόνου, της ανάλυσης συχνότητας και της ανάλυσης συχνότητας. Στην ανάλυση πεδίου χρόνου, το σήμα EEG αναλύεται ως συνάρτηση του χρόνου και μελετάται το πλάτος, η καθυστέρηση και η διάρκεια των διαφορετικών κυματομορφών. Η ανάλυση τομέα συχνότητας περιλαμβάνει την ανάλυση του σήματος EEG ως προς το περιεχόμενο συχνότητάς του, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναγνώριση διαφορετικών ζωνών συχνοτήτων, όπως κύματα δέλτα, θήτα, άλφα, βήτα και γάμμα. Η ανάλυση χρόνου-συχνότητας συνδυάζει ανάλυση τομέα χρόνου και τομέα συχνότητας για τη μελέτη των αλλαγών στο σήμα EEG με την πάροδο του χρόνου και τη σχέση τους με συγκεκριμένα γεγονότα ή ερεθίσματα (Müller-Putz et al., 2015). Τα σήματα EEG έχουν πολλές σημαντικές κλινικές και ερευνητικές εφαρμογές. Σε κλινικές συνθήκες, το ΗΕΓ χρησιμοποιείται για τη διάγνωση και την παρακολούθηση μιας ποικιλίας νευρολογικών διαταραχών, όπως η επιληψία, οι διαταραχές ύπνου και οι εγκεφαλικές βλάβες. Σε ερευνητικά περιβάλλοντα, το ΗΕΓ χρησιμοποιείται για τη μελέτη της εγκεφαλικής λειτουργίας και για τη διερεύνηση της νευρικής βάσης της γνώσης, της αντίληψης και του συναισθήματος. (Τζιμούρτα, 2020)

Οι εγκεφαλικοί ρυθμοί

Κατά τη διάρκεια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, τα ηλεκτρόδια ανιχνεύουν την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου σε διάφορες συχνότητες, που κυμαίνονται από λιγότερο από 1 Hz (κύματα δέλτα) έως μεγαλύτερα από 30 Hz (κύματα γάμμα). (Jr et al., 2019.)

Αυτές οι ζώνες συχνοτήτων σχετίζονται με διαφορετικές καταστάσεις συνείδησης, όπως βαθύ ύπνο, ελαφρύ ύπνο, εγρήγορση και διάφορες ψυχικές καταστάσεις. (Li et al., 2022) Οι ζώνες συχνοτήτων παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα:

Ρυθμός	Ζώνη Συχνοτήτων
Γάμμα(γ)	> 30 Hz
Βήτα(β)	13-30 Hz
Άλφα (α)	8-13 Hz
Θήτα(θ)	4-7 Hz
Δέλτα(δ)	< 4 Hz

Πίνακας 1. Οι συχνότητες των εγκεφαλικών ρυθμών.

Κύματα Άλφα.

Ο α ρυθμός με εύρος από 8 έως 13 Hz και δυναμικά από 30 έως 50 μ V, είναι κυρίαρχος στην οπίσθια περιοχή του εγκεφάλου. Τα κύματα άλφα είναι εμφανή στη χαλαρή κατάσταση εγρήγορσης, ιδιαίτερα με κλειστά μάτια. Συχνά συνδέονται με μια κατάσταση ηρεμίας και ψυχικής εγρήγορσης.

Κύματα Βήτα.

Ο ρυθμός β με εύρος από 13 Hz έως 25-30Hz και δυναμικά που δεν ξεπερνούν τα 20 μ V. Τα κύματα βήτα σχετίζονται με ενεργές και εστιασμένες νοητικές καταστάσεις. Παρατηρούνται συνήθως κατά τη διάρκεια της εγρήγορσης και των γνωστικών δραστηριοτήτων όπως η επίλυση προβλημάτων και η λήψη αποφάσεων.

Κύματα Γάμμα.

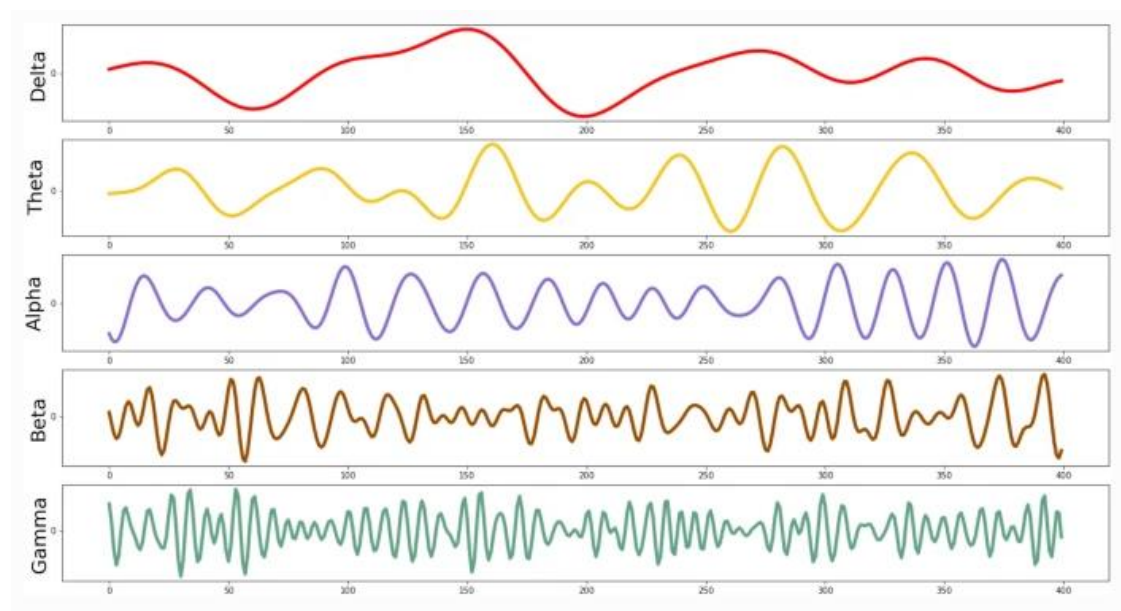
Ο ρυθμός γ παρουσιάζεται με εύρος συχνοτήτων μεγαλύτερες των 25 Hz. Συχνά ο ρυθμός γ διαχωρίζεται σε χαμηλές συχνότητες (25-70 Hz) και υψηλές συχνότητες (> 70 Hz). Τα κύματα γάμμα είναι τα πιο γρήγορα και σχετίζονται με γνωστικές διαδικασίες υψηλού επιπέδου, συμπεριλαμβανομένης της αντίληψης, της μάθησης και της μνήμης. Είναι ζωτικής σημασίας για τη σύνδεση πληροφοριών και την ενσωμάτωση των αισθητηριακών εισροών.

Κύματα Δέλτα.

Τα κύματα δ είναι αργά κύματα και είναι εμφανή κατά τον βαθύ ύπνο. Πρόκειται για κύματα μεγάλου πλάτους ($\approx 75\mu\text{V}$) και χαμηλής συχνότητας ($< 4\text{ Hz}$). Η παρουσία τους κατά τη διάρκεια της εγρήγορσης μπορεί να υποδηλώνει εγκεφαλικές ανωμαλίες ή παθολογίες.

Κύματα Θήτα.

Ο ρυθμός θ εμφανίζεται σε συχνότητες 4 Hz έως 7 Hz και το πλάτος και η μορφολογία του ποικίλει. Τα κύματα θήτα σχετίζονται με υπνηλία, χαλάρωση και ελαφρύ ύπνο. Παρατηρούνται επίσης κατά τη διάρκεια του βαθύ διαλογισμού και ορισμένων γνωστικών εργασιών.



Εικόνα 7. Οι εγκεφαλικοί ρυθμοί.

Κεφάλαιο 2

Η μουσική αντίληψη

Η ικανότητα αναγνώρισης ήχων και αναγνώρισης της οργάνωσής τους είναι δυνατή χάρη στο ακουστικό σύστημα, που αποτελείται από δύο κύρια μέρη: το αυτί και τον εγκέφαλο. Στο εσωτερικό του αυτιού γίνεται η μετατροπή της ηχητικής ενέργειας σε νευρικά σήματα, ενώ ο εγκέφαλός μας πρέπει να λαμβάνει και να επεξεργάζεται τις πληροφορίες που περιέχουν αυτά τα σήματα. Το ανθρώπινο αυτί έχει εντυπωσιακές ικανότητες ανίχνευσης και διαφορετικούς ήχους. Είναι ευαίσθητο σε ένα ευρύ φάσμα συχνοτήτων και εντάσεων, έχοντας επίσης εξαιρετικά υψηλή χρονική ανάλυση (Konishi, M., 1993). Το αυτί αποτελείται από το εξωτερικό, το μέσο και το εσωτερικό αυτί. Το εξωτερικό αυτί λειτουργεί ως δέκτης και μεταδίδει ηχητικά κύματα πάνω τους δρόμο προς το τύμπανο του αυτιού (τυμπανική μεμβράνη) του μέσου αυτιού, ενισχύοντας κάποιους ήχους και εξασθένηση άλλων, ανάλογα με τη συχνότητα και την κατεύθυνσή τους. Τα ηχητικά κύματα προκαλούν η τυμπανική μεμβράνη να δονείται, και αυτές οι δονήσεις στη συνέχεια ενισχύονται και μεταδίδεται στο οβάλ παράθυρο του κοχλίου, ένα μικρό άνοιγμα που καλύπτεται από μεμβράνη στο εσωτερικό αυτί. Ο κοχλίας είναι γεμάτος με υγρό και περιέχει χιλιάδες τριχωτά κύτταρα που αντιδρούν σε διαφορετικά τονικά ύψη (Møller, 2012). Το εσωτερικό αυτί στη συνέχεια μεταφράζει τους κραδασμούς σε ηλεκτρικά σήματα, που μεταφέρονται στον εγκεφαλικό φλοιό του εγκέφαλου μέσω του κοχλιακού νευρικού συστήματος. Πολλές περιοχές του εγκέφαλου, στη συνέχεια, συμμετέχουν για να αναλύσουν διαφορετικά μουσικά στοιχεία (Jr et al., 2019.).

Βασικά στοιχεία μουσικής θεωρίας

Στο σημείο αυτό θα παρατεθούν κάποια στοιχεία της μουσικής θεωρίας. Η μουσική αποτελεί την οργάνωση ήχων σε ένα προκαθορισμένο ρυθμικό μοτίβο. Μερικά από τα συστατικά της είναι η ένταση, το κούρδισμα, η διάρκεια, ο ρυθμός κ.α. Ο άνθρωπος εγκέφαλος οργανώνει αυτές τις πληροφορίες μέσα στα όρια του μέτρου, της μελωδίας και της αρμονίας (COLLIER W. & HUBBARD T., 2001). Κατά την ακρόαση της μουσικής ο άνθρωπος λαμβάνει και επεξεργάζεται όλες τις παραμέτρους της μουσικής οι οποίες περιγράφονται στη συνέχεια:

- Ένας διακριτός μουσικός ήχος ονομάζεται φθόγγος ή νότα.

- Το τονικό ύψος σχετίζεται με την πραγματική συχνότητα του φθόγγου αλλά και τη θέση στη μουσική κλίμακα.
- Ο ρυθμός δείχνει ρυθμική την οργάνωση μιας σειράς από νότες και τον τρόπο που αυτές εκτελούνται.



Εικόνα 8. Οι ρυθμικές αξίες.

- Το τέμπο αναφέρεται στην ταχύτητα ενός κομματιού.
- Το ηχόχρωμα είναι η χροιά που διακρίνει το ένα όργανο από το άλλο.
- Η ένταση είναι ένας ψυχολογικός όρος που σχετίζεται με το φυσικό εύρος ενός τόνου (Χριστοφίλλου Ι., 1985).

Η διαφορά ανάμεσα στη μουσική και ένα τυχαίο σύνολο ήχων έχει να κάνει με τον τρόπο τα παραπάνω θεμελιώδη χαρακτηριστικά συνδυάζονται και οι σχέσεις που σχηματίζονται μεταξύ τους. Όταν αυτά τα βασικά στοιχεία συνδυάζονται και σχηματίζουν σχέσεις μεταξύ τους σε α με ουσιαστικό τρόπο, δημιουργούν έννοιες υψηλότερης τάξης όπως (Χριστοφίλλου Ι., 1985):

- **Μελωδία:** Το κύριο θέμα ενός μουσικού κομματιού, το μέρος που συνοδεύει και τους στίχους. Η έννοια της μελωδίας είναι διαφορετική μεταξύ των ειδών.
- **Αρμονία:** Συνοδεύει με κάθετες νότες την μελωδία του μουσικού κομματιού. Η αρμονία μπορεί να σημαίνει απλώς έναν παραλληλισμό μελωδία στην κύρια ή μπορεί να αναφέρεται σε εξέλιξη συγχορδίας.

Η ιδέα της ιεραρχικής οικοδόμησης των μουσικών ήχων είναι σημαντική αφού μας βοηθάει συσχετίζουν διαφορετικά μέρη του ανθρώπινου εγκεφάλου με τη μουσική επεξεργασία, για παράδειγμα την ακουστική στον φλοιό που πραγματοποιείται η ανάλυση των τόνων, η παρεγκεφαλίδα για τις κινήσεις και την αντίληψη του ρυθμού και αμυγδαλή για πρόκληση συναισθημάτων (Koelsch S., 2000). Επιπλέον, αυτή η διατύπωση μας παρέχει τα εργαλεία για να ταυτοποιηθούν και να ποσοτικοποιηθούν αυτά τα χαρακτηριστικά στα δεδομένα της μουσικής, τόσο σε ηχητική όσο και σε γραπτή μορφή, έτσι ότι θα μπορούσαμε να τα χρησιμοποιήσουμε για λόγους συλλογιστικής και ταξινόμησης.

Η ακρόαση μουσικής

Η ακρόαση της μουσικής αποτελεί μία από τις πιο ευχάριστες εμπειρίες, και οι άνθρωποι επενδύουν ένα σημαντικό ποσό σε χρόνο και χρήμα. Επιστημονική έρευνα (Μαστρογιάννη, 2019), έδειξε ότι τα περισσότερα άτομα δήλωσαν ότι επενδύουν στην μουσική ακρόαση από την ικανότητα της μουσικής να μεταφέρει συναισθήματα. Έτσι, μια καλύτερη γνώση του τρόπου της δημιουργίας αλλά με της μετάδοσης των συναισθημάτων μέσα από τη μουσική θα συμβάλει στην κατανόηση γιατί η μουσική είναι τόσο σημαντική για το ανθρώπινο είδος.

Οι περισσότερες μελέτες διερευνούν παραμέτρους όπως η ψυχολογική και νευρική βάση για την επίδραση της μουσικής στα συναισθήματά μας και έχουν επικεντρωθεί στην αναγνώριση των βασικών συναισθημάτων, όπως π.χ ευτυχία/λύπη. Η «χαρούμενη» μουσική συνήθως χαρακτηρίζεται από ένα γρήγορο ρυθμικό μοτίβο σε συνδυασμό με την μείζονα (major) κλίμακα, ενώ η «λυπημένη» μουσική εκφράζεται με αργό ρυθμό σε συνδυασμό με την ελάσσονα (minor) κλίμακα (Pandey et al., 2021).

Μια επιπλέον παράμετρος μέτρησης συναισθημάτων, αποτελεί η μουσική απόλαυση, η οποία αναφέρεται σε ένα συναίσθημα που πηγάζει από την εκτίμηση του ακουστικές και τυπικές ιδιότητες της μουσικής και εκφράζεται με άξονες όπως η οικειότητα (familiarity), η απόλαυση (enjoyment), διέγερση (arousal), το δυσάρεστο ή ευχάριστο συναίσθημα (valence) και τέλος η επιβλητικότητα (dominance) (Parrott, 2001). Η μουσική απόλαυση είναι έντονη και ρυθμίζεται από μεμονωμένους παράγοντες, όπως η εξοικείωση με τη μουσική, προσωπικότητα του ακροατή, η τρέχουσα διάθεση καθώς και οι συνθήκες ακρόασης. Το αισθητικό συναίσθημα της απόλαυσης οδηγεί σε συνειδητές κρίσεις συμπάθειας, δηλ. την θετική ή αρνητική κρίση για ένα μουσικό κομμάτι, και ως εκ τούτου, ο βαθμός απόλαυσης μπορεί να μετρηθεί με βαθμολογία στους παραπάνω άξονες.

Σημασία της μουσικής στην ανθρώπινη εμπειρία και την επίδρασή της στον εγκέφαλο

Η μουσική είναι γνωστό ότι είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την πρόκληση συναισθημάτων. Έχει την ικανότητα να μεταδίδει και να ενισχύει ένα ευρύ φάσμα συναισθημάτων, όπως ευτυχία, λύπη, θυμό, νοσταλγία και δέος. (Almudena et al., 2020) Τα συναισθηματικά αποτελέσματα της μουσικής επηρεάζονται από διάφορους παράγοντες, συμπεριλαμβανομένων των ίδιων των μουσικών στοιχείων (όπως ο ρυθμός, η μελωδία, η αρμονία και η χροιά), η προσωπικότητα, η κουλτούρα και οι προηγούμενες εμπειρίες του ακροατή με τη μουσική καθώς και στο είδος στο οποίο ο ακροατής έχει αντιμετωπίσει

βιωματικά (Κόνιαρη, Δ., 2009). Μελέτες έχουν δείξει ότι η μουσική μπορεί να επηρεάσει άμεσα τις περιοχές του εγκεφάλου που εμπλέκονται στη ρύθμιση των συναισθημάτων, όπως η αμυγδαλή, ο ιππόκαμπος και ο προμετωπιαίος φλοιός. Η μουσική μπορεί επίσης να πυροδοτήσει την απελευθέρωση νευροδιαβιβαστών όπως η ντοπαμίνη, η οποία σχετίζεται με την ευχαρίστηση και την ανταμοιβή και την ωκυτοκίνη, η οποία σχετίζεται με τους κοινωνικούς δεσμούς και την εμπιστοσύνη (Juslin, P. N., & Sloboda, J., 2011). Διαφορετικά είδη μουσικής μπορούν να προκαλέσουν διαφορετικά συναισθήματα στους ακροατές. Για παράδειγμα, η γρήγορη και αισιόδοξη μουσική συνδέεται συχνά με συναισθήματα ευτυχίας και ενθουσιασμού, ενώ η αργή και μελαγχολική μουσική συνδέεται συχνά με τη λύπη και τη νοσταλγία. Οι στίχοι ενός τραγουδιού μπορούν επίσης να παίξουν ρόλο στην πρόκληση συναισθημάτων, καθώς μπορούν να μεταφέρουν ένα συγκεκριμένο μήνυμα ή ιστορία που έχει απήχηση στον ακροατή. Εκτός από την πρόκληση συναισθημάτων, η μουσική μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη ρύθμιση των συναισθημάτων. Μελέτες έχουν δείξει ότι η ακρόαση μουσικής μπορεί να βοηθήσει στη μείωση του στρες και του άγχους, στη βελτίωση της διάθεσης και στην αύξηση της χαλάρωσης. Η μουσικοθεραπεία, η οποία περιλαμβάνει τη χρήση της μουσικής για την επίτευξη θεραπευτικών στόχων, είναι μια καθιερωμένη μορφή θεραπείας για διάφορες καταστάσεις ψυχικής υγείας, συμπεριλαμβανομένης της κατάθλιψης, του άγχους και της διαταραχής μετατραυματικού στρες (PTSD). Συνολικά, η μουσική έχει την ικανότητα να προκαλεί και να ρυθμίζει τα συναισθήματα με ισχυρούς τρόπους και οι θεραπευτικές της δυνατότητες αναγνωρίζονται όλο και περισσότερο σε κλινικά και ερευνητικά περιβάλλοντα. (Almudena et al., 2020)

Η μουσική είναι μια παγκόσμια γλώσσα που υπερβαίνει τα πολιτισμικά και γλωσσικά όρια, κατέχοντας βαθιά και βαθιά σημασία στη ζωή των ανθρώπων. Ο συναισθηματικός και γνωστικός αντίκτυπος της στα άτομα, είναι καλά τεκμηριωμένος και παίζει καθοριστικό ρόλο στην καθημερινή μας ζωή, επηρεάζοντας τη διάθεσή μας, τα συναισθήματά μας και τη γενική ευημερία μας. Επιπλέον, η αποτελεσματικότητα της μουσικής στον ανθρώπινο εγκέφαλο αποτελεί αντικείμενο αυξανόμενου ενδιαφέροντος και εκτεταμένης επιστημονικής έρευνας (Pereira et al., 2011).

Ενίσχυση της μνήμης και της μάθησης

Η επίδραση της μουσικής στη μνήμη και τη μάθηση είναι καλά τεκμηριωμένη (Σωτηρίου, 2010). Ορισμένα είδη μουσικής, ιδιαίτερα οι κλασικές συνθέσεις, μπορούν να βελτιώσουν την ανάκληση της μνήμης και να ενισχύσουν τη γνωστική απόδοση. Το «φαινόμενο Μότσαρτ» (Cassity et al., 2007), για παράδειγμα, υποδηλώνει ότι η ακρόαση της μουσικής του

Μότσαρτ μπορεί προσωρινά να ενισχύσει τις χωροχρονικές συλλογιστικές δεξιότητες. Η μουσική παίζει επίσης κρίσιμο ρόλο στην εκπαίδευση, βοηθώντας στη διατήρηση των πληροφοριών και ενισχύοντας τη μαθησιακή εμπειρία. Είτε πρόκειται για τη χρήση τραγουδιών για τη διδασκαλία των παιδιών είτε για μουσική υπόκρουση κατά τη διάρκεια των συνεδριών μελέτης, η μουσική μπορεί να έχει βαθύ αντίκτυπο στη μνήμη και τις γνωστικές διαδικασίες (Jacobsen et al., 2015).

Μείωση του στρες και χαλάρωση:

Η μουσική είναι ένα ισχυρό εργαλείο για τη μείωση του στρες και τη χαλάρωση. Όταν τα άτομα βιώνουν στρες ή άγχος, η ακρόαση χαλαρωτικής μουσικής μπορεί να μειώσει την παραγωγή ορμονών του στρες και να προωθήσει μια κατάσταση χαλάρωσης. Αυτό το θεραπευτικό αποτέλεσμα χρησιμοποιείται σε διάφορα κλινικά περιβάλλοντα, όπως η μουσικοθεραπεία (Koelsch, 2009a), όπου εκπαιδευμένοι επαγγελματίες χρησιμοποιούν τη μουσική για να βοηθήσουν τα άτομα να διαχειριστούν συναισθηματικές και ψυχολογικές προκλήσεις. Είτε μέσω διαλογιστικών ήχων, κλασικών συνθέσεων ή μέσω προσωπικών επιλογών, η μουσική έχει μια αξιοσημείωτη ικανότητα να καταπραΰνει και να ανακουφίζει.

Νευρολογικές επιδράσεις:

Η αποτελεσματικότητα της μουσικής στον εγκέφαλο επεκτείνεται στη νευρολογική της επίδραση. Επιστημονικές μελέτες έχουν δείξει ότι η μουσική μπορεί να διεγείρει την απελευθέρωση νευροχημικών ουσιών όπως η ντοπαμίνη, που σχετίζονται με την ευχαρίστηση και την ανταμοιβή. Επιπλέον, μελέτες απεικόνισης εγκεφάλου έχουν αποκαλύψει ότι η ακρόαση μουσικής ενεργοποιεί πολλές περιοχές του εγκεφάλου, συμπεριλαμβανομένων εκείνων που είναι υπεύθυνες για την επεξεργασία των συναισθημάτων, τη μνήμη και τις κινητικές δεξιότητες. Αυτό υποδηλώνει ότι η μουσική είναι ένα ολιστικό διεγερτικό για τον εγκέφαλο, που εμπλέκει διάφορες γνωστικές λειτουργίες ταυτόχρονα

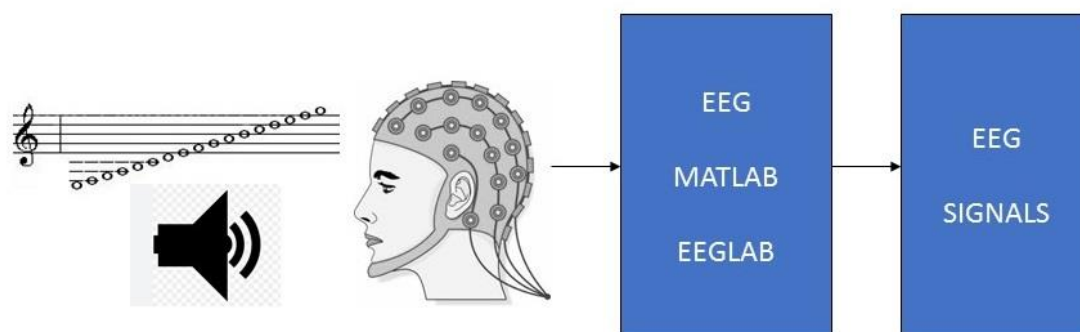
Το νόημα της μουσικής για τον άνθρωπο είναι βαθύ και πολύπλευρο. Χρησιμεύει ως μέσο συναισθηματικής έκφρασης, ενισχύει τη μνήμη και τη μάθηση, μειώνει το άγχος και έχει σημαντικό αντίκτυπο στη λειτουργία του εγκεφάλου (Koelsch, 2009). Η παγκόσμια απήχηση της μουσικής και η ικανότητά της να υπερβαίνει τα γλωσσικά εμπόδια την καθιστούν θεμελιώδες μέρος της ανθρώπινης κουλτούρας, επηρεάζοντας τα συναισθήματά μας, τη γνώση και τη συνολική ποιότητα ζωής μας. Είτε ως λεωφόρος καλλιτεχνικής έκφρασης, είτε ως εργαλείο χαλάρωσης, είτε ως καταλύτης για τη γνωστική ανάπτυξη, ο ρόλος της μουσικής στη ζωή μας παραμένει πολύ σημαντικός.

Αναγνώριση και χαρτογράφηση των διαφόρων χαρακτηριστικών των σημάτων EEG κατά την ακρόαση μουσικής

Η ανάλυση σήματος ΗΕΓ (EEG), στο πλαίσιο της ακρόασης μουσικής, προσφέρει μια σαγηνευτική εξερεύνηση της αντίδρασης του ανθρώπινου εγκεφάλου στα ακουστικά ερεθίσματα (Sonawane et al., 2020). Η μουσική, με τη δύναμή της να προκαλεί συναισθήματα, αναμνήσεις και περίπλοκες αισθήσεις, έχει αποτελέσει αντικείμενο ενδιαφέροντος για ερευνητές που επιδιώκουν να αποκαλύψουν τα νευρικά υποστρώματα των μουσικών μας εμπειριών. Αυτή η ενότητα εμβαθύνει στη σημασία της ανάλυσης σήματος EEG κατά την ακρόαση μουσικής και στις πλούσιες πληροφορίες που παρέχει (Baig et al., 2020).

Διερεύνηση της σύνδεσης εγκεφάλου-μουσικής

Η ακρόαση μουσικής είναι μια πολύπλευρη εμπειρία που εμπλέκει πολλές περιοχές του εγκεφάλου. Η χρήση του ΗΕΓ για την ανάλυση της εγκεφαλικής δραστηριότητας κατά τη διάρκεια αυτής της διαδικασίας (Deuel et al., 2017) (εικόνα 9) έχει αποφέρει ανεκτίμητες γνώσεις σχετικά με τις νευρικές αποκρίσεις στη μουσική. Οι ερευνητές ανακάλυψαν ότι διαφορετικά μουσικά χαρακτηριστικά, όπως το τέμπο, η μελωδία και ο ρυθμός, προκαλούν ξεχωριστά μοτίβα νευρικής δραστηριότητας. Αυτά τα ευρήματα ρίχνουν φως στο πώς ο εγκέφαλος επεξεργάζεται και ανταποκρίνεται στη μουσική, φωτίζοντας την περίπλοκη αλληλεπίδραση της αισθητηριακής αντίληψης, του συναισθήματος και της γνώσης (Zatorrea & Salimpoor, 2013).



Εικόνα 9. Μουσική ακρόαση και ΗΕΓ.

Μοτίβα συχνότητας και συναισθηματικές αντιδράσεις

Η ανάλυση σήματος EEG αποκαλύπτει πώς η εγκεφαλική δραστηριότητα, όπως μετράται από διαφορετικές ζώνες συχνότητων (π.χ. κύματα άλφα, βήτα, θήτα και δέλτα),

συσχετίζεται με τις συναισθηματικές αποκρίσεις στη μουσική. Τα κύματα θήτα του εγκεφάλου συνδέονται με τη χαλάρωση και τη βύθιση, καθιστώντας τα εμφανή όταν τα άτομα ακούν χαλαρωτική, μουσική διαλογισμού (Pereira et al., 2011b). Αντίθετα, πιο γρήγοροι ρυθμοί στη μουσική μπορούν να συγχρονιστούν με κύματα βήτα και γάμμα, προάγοντας την εγρήγορση και τη συγκέντρωση. Αυτά τα ευρήματα έχουν επιπτώσεις στη μουσικοθεραπεία (Ansdell, 2016), όπου συγκεκριμένες μουσικές επιλογές μπορούν να προσαρμοστούν για να προκαλέσουν επιθυμητές συναισθηματικές ή γνωστικές απαντήσεις στα άτομα.

Συνδεσιμότητα εγκεφάλου που προκαλείται από μουσική

Η ανάλυση EEG αποκάλυψε τα περίπλοκα δίκτυα συνδεσιμότητας μέσα στον εγκέφαλο κατά την διάρκεια ακρόασης της μουσικής. Δείχνει πώς διάφορες περιοχές του εγκεφάλου συγχρονίζουν τη δραστηριότητά τους κατά τη διάρκεια μουσικών εμπειριών. Για παράδειγμα, η μουσική με ισχυρό συναισθηματικό πλαίσιο μπορεί να οδηγήσει σε ενισχυμένη συνδεσιμότητα μεταξύ των περιοχών που είναι υπεύθυνες για την επεξεργασία των συναισθημάτων και εκείνων που συνδέονται με τη μνήμη. Η κατανόηση αυτής της συνδεσιμότητας προσφέρει μια εικόνα για τη νευρωνική βάση της ικανότητας της μουσικής να πυροδοτεί ζωντανές αναμνήσεις και συναισθηματικές αντιδράσεις (Bos, D. O., 2006)..

Εφαρμογές στη Μουσικοθεραπεία και τη Γνωσιακή Αποκατάσταση

Η ανάλυση σήματος EEG στο πλαίσιο της μουσικής έχει πρακτικές εφαρμογές, ιδιαίτερα στη μουσικοθεραπεία και τη γνωστική αποκατάσταση. Οι γνώσεις που αποκτήθηκαν από αυτές τις μελέτες βοηθούν στην προσαρμογή των μουσικών παρεμβάσεων για άτομα με γνωστικές βλάβες, διαταραχές της διάθεσης ή νευροεκφυλιστικές καταστάσεις. Οι παρεμβάσεις που βασίζονται στη μουσική μπορούν να προσαρμοστούν για να διεγείρουν συγκεκριμένες περιοχές του εγκεφάλου και να ενισχύσουν τις γνωστικές λειτουργίες, τη μνήμη ή τη συναισθηματική ευεξία (Bailes et al., 2013).

Συμπερασματικά, η ανάλυση σήματος EEG κατά την ακρόαση μουσικής παρέχει μια αξιοσημείωτη οδό για την κατανόηση των νευρικών μηχανισμών που στηρίζουν τις αποκρίσεις μας στα ακουστικά ερεθίσματα. Βαθαίνει την εκτίμησή μας για την περίπλοκη σχέση μεταξύ μουσικής και εγκεφάλου, ρίχνοντας φως στο πώς οι μελωδίες, οι ρυθμοί και οι αρμονίες διαμορφώνουν τις συναισθηματικές μας εμπειρίες και τις γνωστικές διαδικασίες (Pearce & Wiggins, 2012). Αυτή η διασταύρωση της νευροεπιστήμης και της μουσικής δεν είναι μόνο επιστημονικά συναρπαστική, αλλά έχει επίσης δυνατότητες για τη βελτίωση των

θεραπευτικών προσεγγίσεων και την εξατομίκευση των μουσικών εμπειριών για την ενίσχυση της ευημερίας.

Κεφάλαιο 3

Μέθοδος Συγκέντρωσης Δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από μουσική από το είδος της ονομαζόμενης World Music. Τα μουσικά κομμάτια είναι 12 τραγούδια τα οποία είναι άσχετα μεταξύ τους και σε διαφορετικό είδος. Τα τραγούδια παρέχονται στον Πίνακα 2.(Pandey et al., 2021) Εννέα από τα μουσικά παραδείγματα είναι ορχηστρικά, χωρίς την παρουσία στίχων και τα υπόλοιπα τρία περιέχουν στίχους τα οποία δεν θα επηρεάσουν απαραίτητα τα αποτελέσματά μας. Στη συνέχεια θα εξαχθούν οι ρυθμικές πληροφορίες από τα ερεθίσματα των μουσικών παραδειγμάτων και τις εγκεφαλικές αποκρίσεις των συμμετεχόντων.

Song No.	Song Name-Artist	Genre	Duration (sec)	Tempo (BPM)	Duration from Song
1	Trip to the lonely planet- Mark Alow	Deep House	125	121	0:00-2:05
2	Sail-Awolnation	Indie	114	119	0:00-1:54
3	Concept 15- Kodomo	Electronics	132	161	0:00-2:12
4	Aurore - Claire David	New Age	111	-	0:00-1:51
5	Proof- Idiotape	Electronic Dance	124	123	0:00-2:04
6	Glider- Tycho	Ambient	100	126	0:00-1:40
7	Raag Bihag- B.Sivaramakrishna Rao	Hindustani Classical	116	70	0:00-1:56
8	Albela sajan - Ismail Darbar	Indian Semi-Classical	121	194	0:00-2:01
9	Mor Bani Thanghat Kare - Sanjay Leela Bhansali	Indian Folk	126	117	0:00-2:06
10	Fallin - Dr. SaxLove	Soft Jazz	129	197	0:00-2:09
11	Master of Running - Rickeyabo	Goth Rock	113	120	0:00-1:53
12	JB - Nobody.one	Progressive Instrumental Ro	117	146	0:00-1:57

Πίνακας 2. Τα μουσικά κομμάτια.

Το τέμπο είναι ένα μέρος του ρυθμού στη μουσική που καθορίζει τη μεταβολή του ρυθμού του ήχου στη μονάδα του χρόνου.(Thaut et al., 2014) Ο αυξανόμενος και μειούμενος ρυθμός του μουσικού κομματιού καθορίζεται από τον ρυθμό και έχει βρεθεί ότι έχει διαφορετικά αντιληπτικά αποτελέσματα.(Husain et al., 2002) Τα επιλεγμένα τραγούδια διέφεραν στον ρυθμό τους από 70 BPM έως 197 BPM. Το τέμπο επαληθεύτηκε από την

ιστοσελίδα [https://audioalter.com/bpm-detector.\(audioalter.com\)](https://audioalter.com/bpm-detector.(audioalter.com)) Ο φάκελος τυποποιήθηκε χρησιμοποιώντας μια μέθοδο z-score που ακολουθήθηκε από υπολογισμό του φάσματος μεγέθους χρησιμοποιώντας Fast Fourier Transform (FFT). Ένα μέρος σεναρίου MATLAB του κώδικα διόρθωσης απόκρισης ερεθίσματος που είναι διαθέσιμο σε δημόσιο τομέα χρησιμοποιήθηκε για τον υπολογισμό του φάσματος μεγέθους για όλα τα τραγούδια. (Dmochowski et al., 2018)

Επιλογή συμμετεχόντων και διαδικασία ένταξής τους στη μελέτη

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από 20 συμμετέχοντες από τους οποίους 16 από αυτούς ήταν άνδρες και 4 ήταν γυναίκες. Όλοι οι συμμετέχοντες ήταν δεξιόχειρες και η μέση ηλικία ήταν 25,3 έτη με τυπική απόκλιση 3,38. Τα δεδομένα EEG συλλέχθηκαν χρησιμοποιώντας ένα «Geodesic electrode sensor net cap» υψηλής πυκνότητας 128 καναλιών από την Magstim EGI.

Το Geodesic Electrode SensorNet Cap 128 είναι ένα εργαλείο νευροαπεικόνισης, που φέρνει επανάσταση στον τομέα της νευροεπιστήμης και της διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή. Η συσκευή ενσωματώνει προηγμένη τεχνολογία αισθητήρων με γεωδαισιακό σχεδιασμό, προσφέροντας απaráμιλλη χωρική ανάλυση και ποιότητα σήματος για την καταγραφή της εγκεφαλικής δραστηριότητας.

Στον πυρήνα του διαθέτει μια πυκνή σειρά ηλεκτροδίων στρατηγικά τοποθετημένων σε όλο το τριχωτό της κεφαλής, επιτρέποντας ολοκληρωμένη κάλυψη ολόκληρης της επιφάνειας του φλοιού. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά καλύμματα EEG με σταθερές τοποθετήσεις ηλεκτροδίων, η γεωδαισιακή διάταξη αυτού του καλύμματος βελτιστοποιεί τη λήψη σήματος κατανέμοντας τα ηλεκτρόδια ομοιόμορφα και προσαρμοστικά, σύμφωνα με το σχήμα του κεφαλιού του ατόμου.

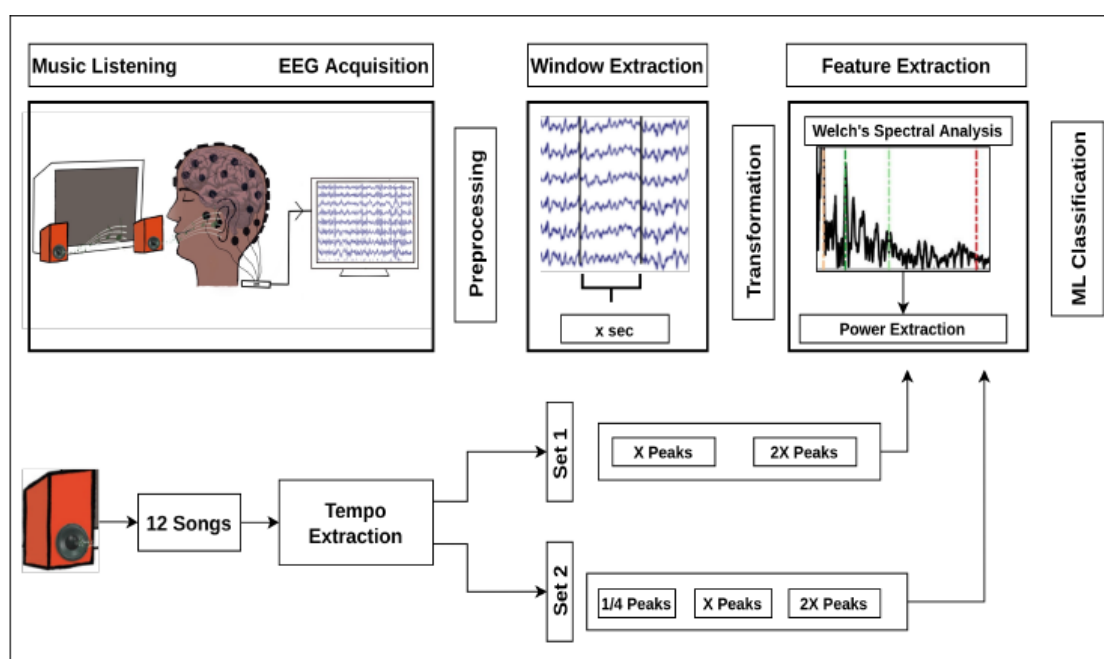
Με 128 ηλεκτρόδια υψηλής πυκνότητας, αυτό το καπάκι επιτρέπει στους ερευνητές να καταγράφουν τη νευρική δραστηριότητα με εξαιρετική λεπτομέρεια και ακρίβεια. Κάθε ηλεκτρόδιο είναι ικανό να καταγράφει ελάχιστα ηλεκτρικά σήματα που παράγονται από νευρωνική δραστηριότητα, παρέχοντας πληροφορίες για διάφορες γνωστικές διαδικασίες, όπως η προσοχή, η μνήμη, η αντίληψη και το συναίσθημα.

Για το πείραμα, οι συμμετέχοντες αναγκάστηκαν να καθίσουν σε ένα δωμάτιο με χαμηλό φωτισμό και να φορέσουν το καπάκι EEG. Αρχικά άκουσαν ένα μόνο ηχητικό σήμα που έδειχνε στους συμμετέχοντες να κλείσουν τα μάτια τους και ακολούθησε 10 δευτερόλεπτα σιωπή και μετά παρουσιάστηκε το τραγούδι. Μετά από κάθε παρουσίαση τραγουδιού, ακουγόταν ένας διπλός βαθύς ήχος που έδειχνε στους συμμετέχοντες να

ανοίξουν τα μάτια τους και να βαθμολογήσουν (σε κλίμακα από το 1 έως το 5) την οικειότητα του τραγουδιού και την απόλαυση που ένιωσαν ακούγοντας το τραγούδι αντίστοιχα. Στους συμμετέχοντες παρουσιάστηκαν συνολικά 12 τραγούδια. Το σύνολο δεδομένων έχει δημοσιοποιηθεί μέσω της πλατφόρμας openneuro. (<https://Openneuro.Org/Datasets/Ds003774/Versions/1.0.0>, n.d.)

Τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στο κεφάλι των συμμετεχόντων

Τα προ-επεξεργασμένα δεδομένα τεμαχίστηκαν σε τμήματα των 1, 3 και 5 δευτερολέπτων. (εικόνα 11) (Pandey et al., 2021)



Εικόνα 10. Ανάλυση EEG σημάτων.

Διερευνήθηκαν τρία μεγέθη παραθύρων για να παρατηρήσουμε τη νευρωνική συμπλοκή στις συχνότητες τονισμού. Επιλέχθηκαν αυτά τα μεγέθη παραθύρων με βάση τον ρυθμό των τραγουδιών, καθώς κανένα από τα τραγούδια δεν είχε ρυθμό μικρότερο από 60 BPM (1×60) ή πάνω από 300 BPM (5×60). Αυτά τα τμήματα μετασχηματίστηκαν περαιτέρω χρησιμοποιώντας χωρικό φιλτράρισμα. Το χωρικό φιλτράρισμα βελτιώνει την αναλογία σήματος-τόνου από το σήμα EEG. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε παράθυρα 5 δευτερολέπτων που έφεραν σύγκριση στις τρεις παρακάτω μεθόδους.

Μέθοδος ME: Είναι ο μέσος όρος των ηλεκτροδίων, όπου κάθε χρονικό σημείο υπολογίστηκε αθροίζοντας τις τιμές δεδομένων μεταξύ των ηλεκτροδίων, διαιρεμένες με τον αριθμό των ηλεκτροδίων.

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \frac{e_i(t)}{n} \quad (1)$$

Το x αναφέρεται σε ένα διάνυσμα, το t είναι ένα χρονικό σημείο, το e υποδηλώνει ένα ηλεκτρόδιο και το n αντιπροσωπεύει τον αριθμό των ηλεκτροδίων.

Μέθοδος PC1: Η ανάλυση κύριου στοιχείου είναι μια τεχνική χωρίς επίβλεψη και ένα αποτελεσματικό μέτρο για την αύξηση του λόγου σήματος προς θόρυβο. Καθορίζει γραμμικούς συνδυασμούς ηλεκτροδίων που μεγιστοποιούν το ποσοστό διακύμανσης που εξηγείται στα δεδομένα.

Στην εξ. 2, $X \in \mathbb{R}^{C \times T}$ είναι ο πίνακας δεδομένων για μετασχηματισμό. Το C είναι ο αριθμός των καναλιών και T είναι ο αριθμός των χρονικών σημείων δειγματοληψίας στο παράθυρο. Τα δεδομένα μετασχηματίστηκαν σε $Y \in \mathbb{R}^{1 \times T}$. Όπως φαίνεται στην εικόνα 8, το παράθυρο που εξάγεται με σχήμα [κανάλια * χρονικά σημεία] μειώνεται σε [1 * χρονικά σημεία] χρησιμοποιώντας το πρώτο στοιχείο.

$$X \in \mathbb{R}^{C \times T} \rightarrow Y \in \mathbb{R}^{1 \times T} \quad (2)$$

$$\max_w \frac{w^T R_X w}{w^T w} \quad (3)$$

Το R_X είναι ο πίνακας διακύμανσης. w είναι το διάνυσμα με τον αριθμό των στοιχείων (1, . . . , C), το w αντιπροσωπεύει το διάνυσμα της πρώτης κύριας συνιστώσας.

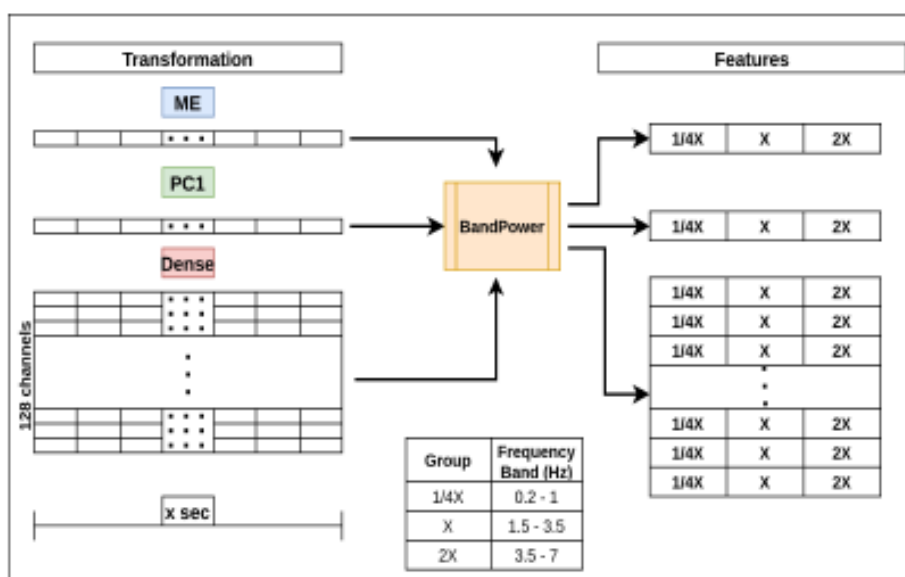
$$Y = X^T w \quad (4)$$

Το Y είναι το τελικό διάνυσμα.

Μέθοδος N-Dense: Αυτό ορίζει το όριο για την επιλογή του μέγιστου αριθμού «N» ηλεκτροδίων για ανάλυση με βάση τους αλγόριθμους επιλογής καναλιών και συνήθως χρησιμοποιούν μεθόδους περιτυλίγματος και υβριδικού. Για αυτή τη μέθοδο, συμπεριλήφθηκαν όλα τα κανάλια μετά την τμηματοποίηση των εγκεφαλικών σημάτων. Οι

ατομικές διαφορές στις αποκρίσεις του εγκεφάλου των συμμετεχόντων, τα πολύπλοκα ακουστικά ερεθίσματα και η χαμηλή αναλογία σήματος προς θόρυβο ήταν οι κύριοι λόγοι για να συμπεριληφθούν όλα τα ηλεκτρόδια. Το μέγεθος του πίνακα για το τμήμα ήταν 128 × μήκος παραθύρου. Οι πληροφορίες σήματος κάθε καναλιού διατηρήθηκαν, με το ME και το PC1.

Σχηματικά οι παραπάνω διαδικασίες παρουσιάζονται στην εικόνα 12. (Pandey et al., 2021b)



Εικόνα 11. ME, PC1 και N-Dense.

Καταγραφή των σημάτων EEG κατά τη διάρκεια της ακρόασης μουσικής

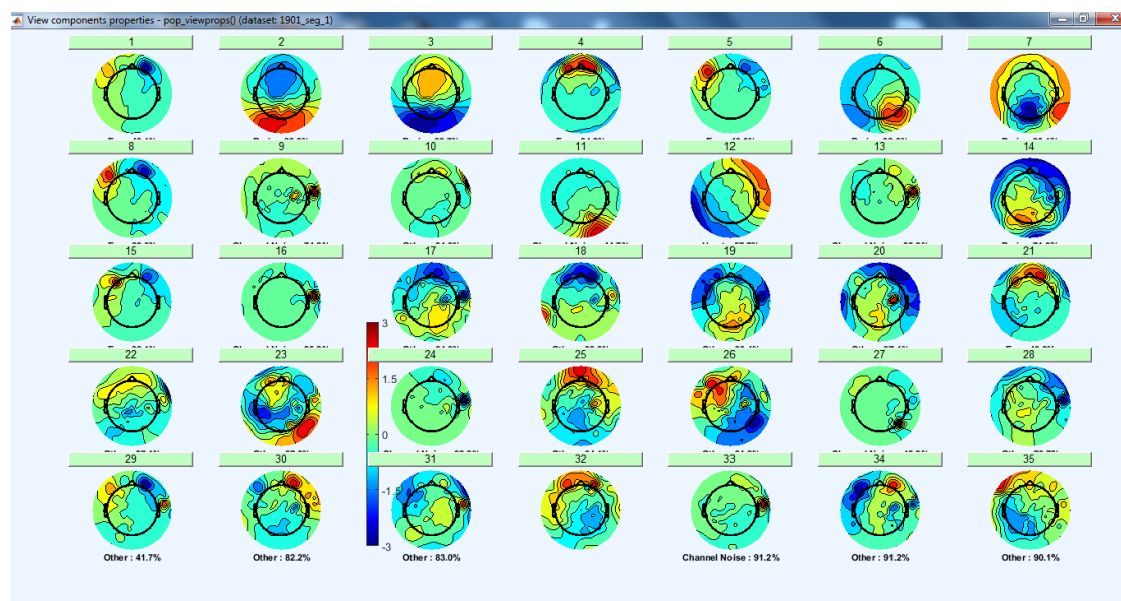
Προεπεξεργασία των σημάτων EEG (φιλτράρισμα, απομάκρυνση αρτηριακού παλμού κ.λπ.)

Κατά την προεπεξεργασία των σημάτων της βάσης δεδομένων χρησιμοποιήθηκε το Matlab R2021a με την εργαλειοθήκη EEGLAB v.2022.1. Το EEGLAB είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη εργαλειοθήκη ανοιχτού κώδικα MATLAB για επεξεργασία, ανάλυση και οπτικοποίηση δεδομένων ηλεκτροεγκεφαλογραφίας (EEG).

Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την επεξεργασία των δεδομένων είναι:

Εισαγωγή και προεπεξεργασία δεδομένων EEG: Εισήχθησαν τα δεδομένα της βάσης με όνομα ds003774 για περαιτέρω επεξεργασία.

Οπτικοποίηση: Τα σήματα οπτικοποιήθηκαν με το EEGLab και εμφανίζονται παρακάτω, στην εικόνα 13.



Εικόνα 13. Οπτικοποίηση σημάτων από το EEGLab.

Ανεξάρτητη Ανάλυση Στοιχείων (ICA): Εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι ICA που μπορούν να αποσυνθέσουν μικτά σήματα EEG σε στατιστικά ανεξάρτητα στοιχεία. Το ICA είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για τον διαχωρισμό πηγών ΗΕΓ και τον εντοπισμό τεχνητών συστατικών, όπως ανοιγοκλείσιμο ματιών, κινήσεις των ματιών, μυϊκή δραστηριότητα και άλλες πηγές θορύβου επιτρέποντας την αφαίρεση ή την διόρθωσή τους.

Ανάλυση Δυναμικού Σχετιζόμενου με Γεγονότα (ERP): Χρησιμοποιήθηκαν τα εργαλεία για την ανάλυση και την εξαγωγή ERP, τα οποία είναι οι ηλεκτρικές αποκρίσεις του εγκεφάλου σε συγκεκριμένα γεγονότα ή ερεθίσματα. Τα συγκεκριμένα εργαλεία επιτρέπουν τον υπολογισμό του μέσου όρου των εποχών EEG που είναι χρονικά κλειδωμένες σε συγκεκριμένα συμβάντα, να υπολογίζετε μέτρα ERP (π.χ. πλάτη αιχμής, λανθάνοντες χρόνους) και να εκτελούνται στατιστικές αναλύσεις για την αξιολόγηση των επιδράσεων ERP.

Ανάλυση χρονικής συχνότητας: Εφαρμόστηκαν τεχνικές ανάλυσης χρονικής συχνότητας, όπως μετασχηματισμούς κυματιδίων και φασματική ανάλυση πολλαπλών κωνικών, για τη διερεύνηση του περιεχομένου συχνότητας και της δυναμικής των σημάτων EEG. Με την συγκεκριμένη τεχνική υπολογίζονται αναπαραστάσεις χρόνου-συχνότητας (π.χ. φασματογράμματα, φασματικές διαταραχές που σχετίζονται με συμβάντα) και εκτελούνται στατιστικές συγκρίσεις μεταξύ διαφορετικών.

Τα παραπάνω βήματα εφαρμόστηκαν στα δεδομένα της βάσης με στόχο να εξερευνηθεί η εγκεφαλική δραστηριότητα, να εντοπιστούν σχετικές νευρικές αποκρίσεις και να διερευνηθούν οι γνωστικές λειτουργίες.(Baig et al., 2020)

Μέθοδοι ανάλυσης σημάτων EEG (χρονική ανάλυση, συχνοτική ανάλυση, ανάλυση μεγίστου πολλαπλών παραθύρων κ.λπ.)

Κατά την βασική επεξεργασία των δεδομένων εφαρμόστηκαν στο EEGLAB τα παρακάτω εργαλεία:

- **Change sampling rate**

Τα σήματα EEG κυμαίνονται συνήθως από 0,5 Hz έως 70 Hz, με τις περισσότερες σχετικές πληροφορίες να συγκεντρώνονται κάτω από 30 Hz. Για να καταγραφεί το πλήρες εύρος των συχνοτήτων EEG, μια κοινή επιλογή είναι η χρήση ρυθμού δειγματοληψίας μεταξύ 250 Hz και 1000 Hz. Ωστόσο, μπορεί να απαιτούνται υψηλότεροι ρυθμοί δειγματοληψίας για συγκεκριμένες εφαρμογές, όπως η μελέτη ταλαντώσεων υψηλής συχνότητας ή πολύ γρήγορα παροδικά συμβάντα. Στη μελέτη περίπτωσης ακολουθήθηκε το εύρος 0,5 Hz έως 70 Hz.

- **Filter the data**

Ρυθμίστηκαν οι συχνότητες αποκοπής φίλτρου χαμηλής διέλευσης στα 30 Hz και την αποκοπή φίλτρου υψηλής διέλευσης στο 1 Hz.

- **Interpolate electrodes**

Το EEGLAB παρέχει διάφορες μεθόδους παρεμβολής για την εκτίμηση των τιμών των ηλεκτροδίων που λείπουν. Η μέθοδος παρεμβολής που επιλέχθηκε είναι η σφαιρική παρεμβολή. Η σφαιρική παρεμβολή προϋποθέτει ότι η επιφάνεια του τριχωτού της κεφαλής είναι περίπου σφαιρική. Εκτιμά τις θέσεις των ηλεκτροδίων που λείπουν με βάση τις θέσεις των γειτονικών ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής. Η μέθοδος χρησιμοποιεί ένα μαθηματικό μοντέλο μιας σφαίρας για να εκτιμήσει τις θέσεις των ηλεκτροδίων που λείπουν.

Υποθέτει ότι οι θέσεις των ηλεκτροδίων βρίσκονται στην επιφάνεια μιας σφαίρας που προσεγγίζει το τριχωτό της κεφαλής. Η σφαιρική παρεμβολή λαμβάνει υπόψη τη γεωδαιτική απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής. Η γεωδαιτική απόσταση είναι η μικρότερη απόσταση μεταξύ δύο σημείων σε μια καμπύλη επιφάνεια, όπως το τριχωτό της κεφαλής. Χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό των χωρικών σχέσεων μεταξύ των ηλεκτροδίων και την καθοδήγηση της διαδικασίας παρεμβολής. (https://Eeglab.Org/Tutorials/ConceptsGuide/EEGLAB_functions.html, n.d.)

- **Reject data using Clean Raw Data and ASR**

Το **Clean Raw Data (CDR)** χρησιμοποιεί στατιστικά κριτήρια για να προσδιορίσει τμήματα δεδομένων που αποκλίνουν από το αναμενόμενο σήμα. Υπολογίζει την κατανομή των σημείων δεδομένων μέσα σε ένα συρόμενο παράθυρο και τη συγκρίνει με την αναμενόμενη κατανομή για να προσδιορίσει εάν ένα τμήμα περιέχει τεχνουργήματα. Εφαρμόζει, επίσης, μια προσαρμοστική προσέγγιση κατωφλίου, που σημαίνει ότι το όριο για τον εντοπισμό τεχνουργημάτων προσαρμόζεται δυναμικά με βάση τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Αυτό βοηθά να ληφθούν υπόψη οι διακυμάνσεις στο πλάτος του σήματος και στα επίπεδα θορύβου σε διαφορετικά τμήματα. Το μήκος του παραθύρου και το μέγεθος του βήματος μπορούν να ρυθμιστούν για τον έλεγχο της ευαισθησίας και της ευαισθησίας της ανίχνευσης τεχνουργημάτων. Ένα μικρότερο μήκος παραθύρου επιτρέπει την ακριβέστερη ανίχνευση τεχνουργημάτων μικρής διάρκειας, ενώ ένα μεγαλύτερο μήκος παραθύρου παρέχει μια ευρύτερη επισκόπηση των δεδομένων. Το CRD επισημαίνει αυτόματα τμήματα που προσδιορίζονται ότι περιέχουν τεχνουργήματα για αφαίρεση. Αυτά τα τμήματα επισημαίνονται στα δεδομένα, καθιστώντας ευκολότερο τον αποκλεισμό τους από τα επόμενα βήματα ανάλυσης ή την εφαρμογή πρόσθετων μεθόδων απόρριψης τεχνουργημάτων. Παρέχει μια ταξινόμηση των ανιχνευθέντων τεχνουργημάτων σε διαφορετικές κατηγορίες, όπως τεχνουργήματα μυών, τεχνουργήματα που αναβοσβήνουν τα μάτια ή ακραίες τιμές καναλιών. Αυτό μπορεί να είναι χρήσιμο για τον εντοπισμό των συγκεκριμένων τύπων τεχνουργημάτων που υπάρχουν στα δεδομένα και την προσαρμογή των επακόλουθων βημάτων επεξεργασίας ανάλογα.

Το **Artifact Subspace Reconstruction (ASR)** βασίζεται στον συνδυασμό τεχνικών ICA και επεξεργασίας σήματος. Το ASR εφαρμόζει προσαρμοστικό φιλτράρισμα για την εκτίμηση και την αφαίρεση των στοιχείων που σχετίζονται με τεχνουργήματα. Χρησιμοποιεί προηγμένες τεχνικές επεξεργασίας σήματος για να διαχωρίσει τα στοιχεία που σχετίζονται με το τεχνουργήματα από την υποκείμενη εγκεφαλική δραστηριότητα. Εντοπίζει αυτόματα στοιχεία που αντιστοιχούν σε τεχνουργήματα όπως ανοιγόκλειμα των ματιών, μουσική δραστηριότητα,

μετατόπιση ηλεκτροδίων και άλλες πηγές θορύβου. Αυτό το κάνει αναλύοντας τις στατιστικές ιδιότητες και τα φασματικά χαρακτηριστικά των συστατικών. Αναδομεί τα δεδομένα EEG χωρίς τεχνουργήματα υπολογίζοντας και αντικαθιστώντας τα στοιχεία που σχετίζονται με το τεχνουργήμα με ανακατασκευασμένες εκδόσεις. Η ανακατασκευή βασίζεται στις στατιστικές ιδιότητες των υπόλοιπων στοιχείων που δεν είναι τεχνουργήματα.

- **Recompose Data by ICA**

Το Independent Component Analysis (ICA) είναι μια τεχνική διαχωρισμού τυφλών πηγών που στοχεύει στην αποσύνθεση ενός πολυμεταβλητού σήματος (δεδομένα EEG) σε στατιστικά ανεξάρτητα στοιχεία. Υποθέτει ότι τα καταγεγραμμένα σήματα EEG είναι γραμμικά μείγματα άγνωστων υποκείμενων πηγών. Η τεχνική ICA είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τον εντοπισμό και τον διαχωρισμό τεχνουργημάτων από σήματα EEG. Αντικείμενα όπως το ανοιγοκλείσιμο των ματιών, η μυϊκή δραστηριότητα και η μετατόπιση ηλεκτροδίων μπορούν να αποτυπωθούν από συγκεκριμένα ανεξάρτητα στοιχεία, επιτρέποντας την αφαίρεση ή τη διόρθωσή τους. Κάθε ανεξάρτητο συστατικό που εξάγεται από το ICA αντιπροσωπεύει μια στατιστικά ανεξάρτητη πηγή που συμβάλλει στα παρατηρούμενα δεδομένα EEG. Τα εξαρτήματα μπορούν να ερμηνευθούν με βάση τους τοπογραφικούς χάρτες του τριχωτού της κεφαλής, τις χρονικές πορείες και τα φασματικά χαρακτηριστικά τους. Το ICA παρέχει χάρτες τοπογραφίας του τριχωτού της κεφαλής που απεικονίζουν τη χωρική κατανομή κάθε ανεξάρτητου στοιχείου κατά μήκος του μοντάζ ηλεκτροδίου. Αυτό βοηθά στον εντοπισμό στοιχείων που σχετίζονται με την εγκεφαλική δραστηριότητα, καθώς και εκείνων που σχετίζονται με τεχνουργήματα. (https://Eeglab.Org/Tutorials/ConceptsGuide/EEGLAB_functions.html, n.d.)

Η επεξεργασία σημάτων με κώδικα Python.

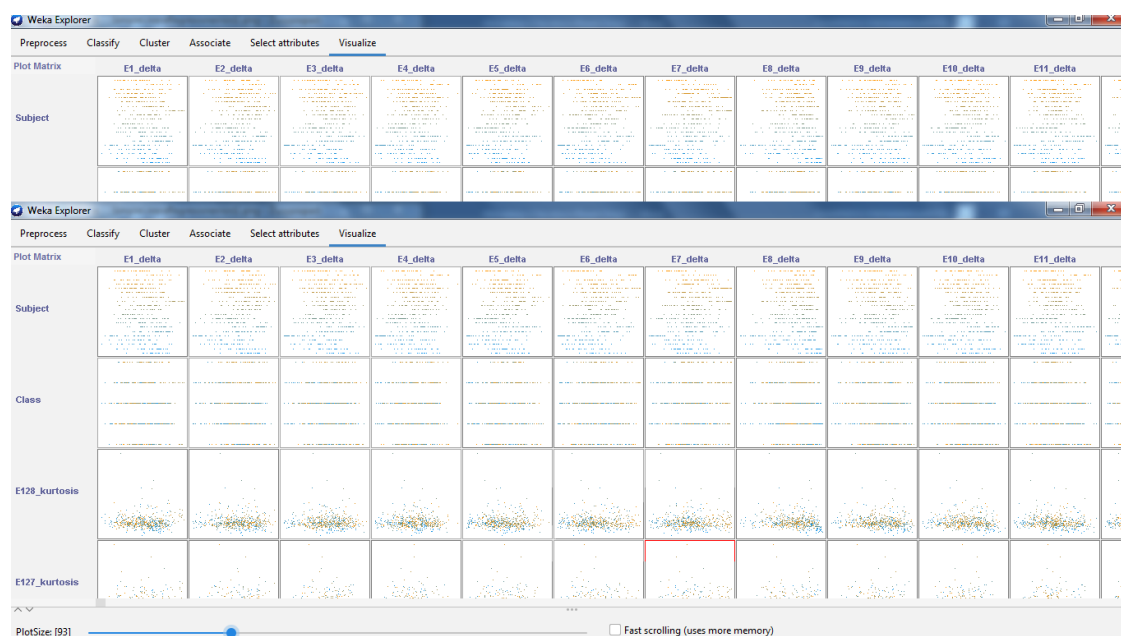
Η επεξεργασία σημάτων EEG, που προέκυψαν από τα προηγούμενα βήματα, αναλύθηκαν και επεξεργάστηκαν και με κώδικα στην Python. Οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν για την επεξεργασία είναι οι: NumPy, SciPy και Matplotlib. Ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε παρουσιάζεται στο παράρτημα Α. Για την πληρέστερη ανάλυση των δεδομένων ο κώδικας εφαρμόστηκε με παραμέτρους και της διασκέδασης (enjoy) και της οικειότητας (familiarity).

Κεφάλαιο 4

Εισαγωγή

Για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα Weka. Η έκδοση του Weka 3.8.6, αποτελεί μια σημαντική έκδοση του λογισμικού Weka, και πρόκειται για μια ευέλικτη και ανοιχτού κώδικα πλατφόρμα σχεδιασμένη για μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων. Το συγκεκριμένο λογισμικό επιλέχθηκε επειδή παρουσιάζει δυνατότητες που απαιτούνται για ένα ευρύ φάσμα εργασιών ανάλυσης δεδομένων.

Το Weka 3.8.6 παρέχει μια εκτεταμένη βιβλιοθήκη αλγορίθμων μηχανικής εκμάθησης και προσφέρει μια πληθώρα επιλογών, που κυμαίνονται από κλασικούς αλγόριθμους όπως δέντρα αποφάσεων, μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων και νευρωνικά δίκτυα έως τεχνικές όπως η βαθιά μάθηση και οι μέθοδοι συνόλου αλλά και οπτικοποίηση των δεδομένων που εισάγονται στο πρόγραμμα (εικόνα 14).



Εικόνα 14. Οπτικοποίηση δεδομένων στο Weka.

Μετά την ανάλυση των δεδομένων που προέκυψαν δημιουργήθηκαν δύο αρχεία, combined_data_enjoy.csv και combined_data_familiarity.csv που συγκεντρώνουν όλες τις μετρήσεις σημάτων των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων, για να εξεταστούν χωριστά οι παράμετροι του enjoy (διασκέδαση) και του familiarity (οικειότητα). Οι συνολικές περιπτώσεις και στα δύο αρχεία φτάνουν τις 14599, όπως φαίνεται και στα αποτελέσματα.

Παρουσίαση και ανάλυση των προκυπτόντων αποτελεσμάτων

Ο ταξινομητής LinearRegression

Ο ταξινομητής LinearRegression αναλύει τα δεδομένα με την εκτέλεση της γραμμικής παλινδρόμησης, πρόκειται για έναν τύπο εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης που μοντελοποιεί τη σχέση μεταξύ μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών και μιας συνεχούς μεταβλητής στόχου. Η γραμμική παλινδρόμηση εντοπίζει την καλύτερη γραμμική εξίσωση που μπορεί να προβλέψει τη μεταβλητή στόχο με βάση τα χαρακτηριστικά εισόδου. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εκτέλεσης του ταξινομητή με πρώτη παράμετρο το enjoy.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.LinearRegression -S 0 -R 1.0E-8 -num-decimal-places 4

Relation: combined_data_enjoy

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

Test mode: 10-fold cross-validation

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

.

.

.

Time taken to build model: 1934.51 seconds

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient 0.9685

Mean absolute error	1.2899
Root mean squared error	1.7088
Relative absolute error	26.459 %
Root relative squared error	29.8547 %
Total Number of Instances	14599

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εκτέλεσης του ταξινομητή με δεύτερη παράμετρο το familiarity.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.LinearRegression -S 0 -R 1.0E-8 -num-decimal-places 4

Relation: combined_data_familiarity

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

Test mode: 10-fold cross-validation

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

.
. .
. .

Time taken to build model: 1831.51 seconds

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9548
Mean absolute error	1.3172
Root mean squared error	1.7181

Relative absolute error	26.334 %
Root relative squared error	29.7846 %
Total Number of Instances	14599

Στα αποτελέσματα του ταξινομητή φαίνεται η απόδοση του μοντέλου. Ακολουθεί ερμηνεία των βασικών μετρήσεων:

Correlation coefficient, R (Συντελεστής συσχέτισης):

Ο συντελεστής συσχέτισης μετρά την ισχύ και την κατεύθυνση της γραμμικής σχέσης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών στόχου. Μια τιμή κοντά στο 1 υποδηλώνει καλή εφαρμογή του συντελεστή στο υπό διερεύνηση μοντέλο.

Ο συντελεστής συσχέτισης είναι 0,9685 για την παράμετρο *enjoy* και 0,9548 για την παράμετρο *familiarity*, ο οποίος υποδηλώνει μια πολύ ισχυρή θετική γραμμική σχέση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών.

Mean absolute error, MAE (Μέσο απόλυτο σφάλμα):

Το μέσο απόλυτο σφάλμα μετρά τη μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών. Η τιμή του στο μοντέλο είναι 1,2899 για την παράμετρο *enjoy* και 1,3172 για την παράμετρο *familiarity*. Οι παραπάνω τιμές υποδηλώνουν ότι, κατά μέσο όρο, οι προβλέψεις του μοντέλου είναι μειωμένες κατά περίπου 1,30 μονάδες.

Root mean squared error, RMSE (Σφάλμα ριζικού μέσου τετραγώνου):

Το σφάλμα ριζικού μέσου τετραγώνου είναι παρόμοιο με το μέσο απόλυτο σφάλμα αλλά δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στα μεγάλα σφάλματα επειδή παίρνει το τετράγωνο των σφαλμάτων πριν από τον μέσο όρο και μετά παίρνει την τετραγωνική ρίζα. Η τιμή για την παράμετρο *enjoy* είναι 1,7088 και 1,7181 για την παράμετρο *familiarity*. Οι παραπάνω τιμές δείχνουν ότι οι προβλέψεις του μοντέλου είναι μειωμένες.

Relative absolute error, RAE (Σχετικό απόλυτο σφάλμα):

Το σχετικό απόλυτο σφάλμα προκύπτει από το μέσο απόλυτο σφάλμα εκφρασμένο ως ποσοστό του μέσου όρου των τιμών-στόχων. Οι τιμές 26,459% για το `enjoy` και 26,334% για το `familiarity` παρέχουν ένα σχετικό μέτρο του σφάλματος σε σύγκριση με τη μέση τιμή στόχο.

Root relative squared error, RMSE (Σχετικό τετράγωνο σφάλμα ρίζας):

Το σχετικό σφάλμα τετραγώνου ρίζας είναι παρόμοιο με το σφάλμα ριζικού μέσου τετραγώνου αλλά εκφράζεται ως ποσοστό του εύρους των τιμών-στόχων. Οι τιμές των παραμέτρων `enjoy` και `familiarity` είναι 29,8547% και 29,7846, αντίστοιχα οι οποίες παρέχουν ένα σχετικό μικρό μέτρο του σφάλματος σε σύγκριση με το εύρος των τιμών-στόχων.

Total Number of Instances (Συνολικός αριθμός περιπτώσεων):

Ο αριθμός περιπτώσεων που υποδεικνύουν τον συνολικό αριθμό σημείων δεδομένων στο σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για διασταυρούμενη επικύρωση είναι 14.599 και για τις δύο παραμέτρους.

Συμπερασματικά, οι παρεχόμενες μετρήσεις υποδεικνύουν ότι το μοντέλο παλινδρόμησής έχει πολύ καλή απόδοση. Ο υψηλός συντελεστής συσχέτισης, κοντά στο 1, και οι χαμηλές τιμές του μέσου απόλυτου σφάλματος και του σφάλματος ριζικού μέσου τετραγώνου υποδηλώνουν ότι το μοντέλο είναι σε θέση να κάνει ακριβείς προβλέψεις με μικρό περιθώριο σφάλματος. Οι παραπάνω μετρήσεις είναι πιστοποιούν ένα καλά προσαρμοσμένο μοντέλο παλινδρόμησης. Είναι σημαντικό να λάβουμε υπόψη το πλαίσιο του προβλήματός και τον τομέα για να προσδιορίσουμε εάν αυτές οι μετρήσεις απόδοσης πληρούν τις πρακτικές απαιτήσεις. Για το λόγο αυτό, θα χρησιμοποιηθούν και άλλα μοντέλα παλινδρόμησης με σκοπό να πραγματοποιηθεί η σύγκριση των αποτελεσμάτων με άλλα μοντέλα.

Ο ταξινομητής SimpleLinearRegression

Στο Weka, ο ταξινομητής SimpleLinearRegression χρησιμοποιείται για απλή γραμμική παλινδρόμηση, η οποία είναι ένας τύπος γραμμικής παλινδρόμησης που μοντελοποιεί τη σχέση μεταξύ μιας ανεξάρτητης μεταβλητής (χαρακτηριστικό) και μιας συνεχούς μεταβλητής στόχου. Η απλή γραμμική παλινδρόμηση στοχεύει στην εύρεση της βέλτιστης προσαρμογής

γραμμικής εξίσωσης που προβλέπει τη μεταβλητή στόχο με βάση ένα μεμονωμένο χαρακτηριστικό εισόδου. Η πρώτη παράμετρο των αποτελεσμάτων είναι το enjoy.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.SimpleLinearRegression

Relation: combined_data_enjoy

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

Test mode: 10-fold cross-validation

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

Linear regression on E62_delta

$12.66 * E62_delta + 5.72$

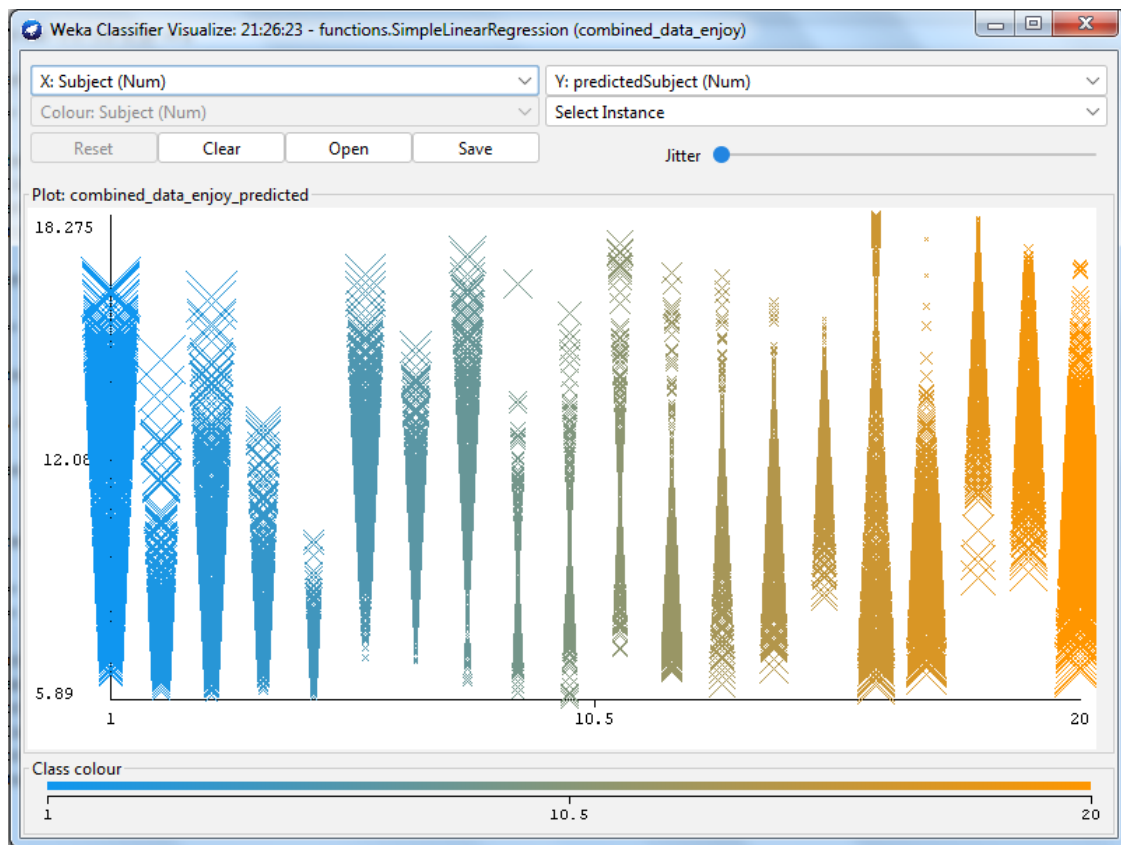
Predicting 0 if attribute value is missing.

Time taken to build model: 0.67 seconds

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.4678
Mean absolute error	4.1405
Root mean squared error	5.0981
Relative absolute error	82.7772 %
Root relative squared error	88.3795 %
Total Number of Instances	14599



Εικόνα 15. Ο ταξινομητής SimpleLinearRegression.

Ακολουθούν οι πληροφορίες για την δεύτερη παράμετρο των αποτελεσμάτων που είναι το familiarity.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.SimpleLinearRegression

Relation: combined_data_familiarity

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

Test mode: 10-fold cross-validation

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

.

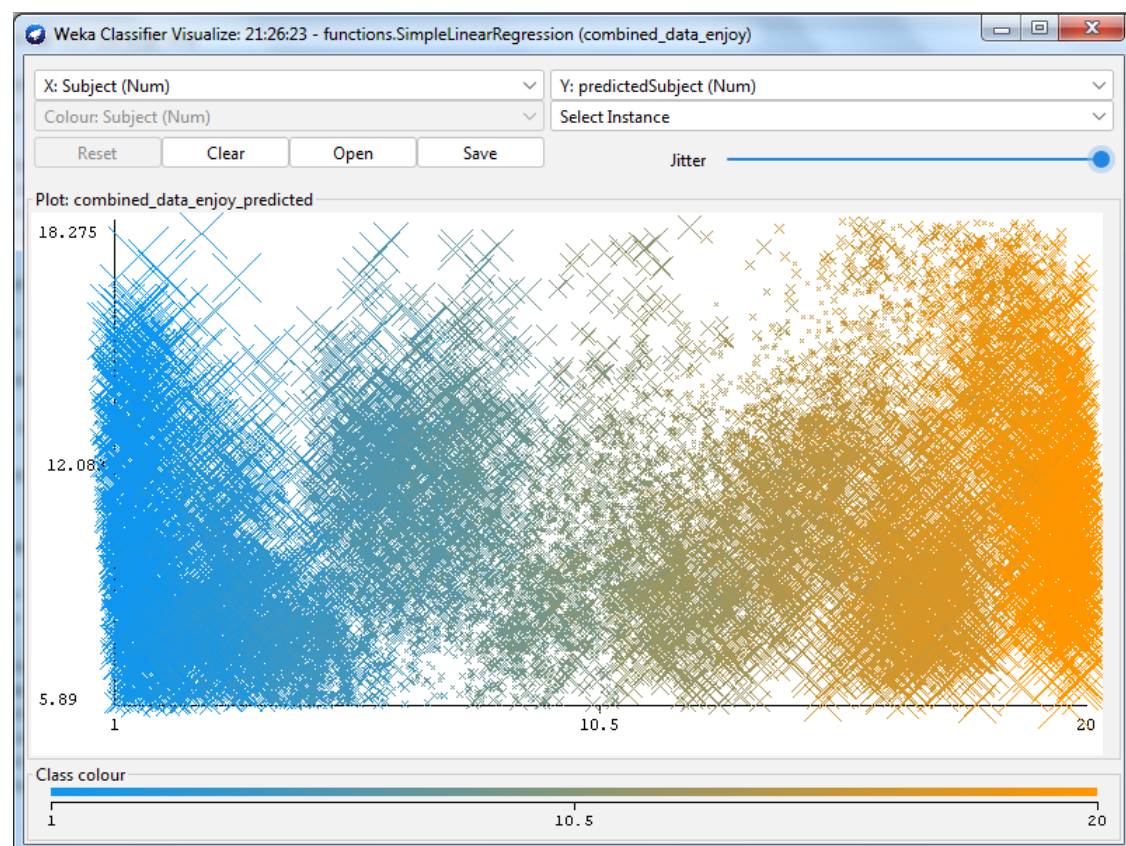
.

Time taken to build model: 0.16 seconds

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.4678
Mean absolute error	4.1405
Root mean squared error	5.0981
Relative absolute error	82.7772 %
Root relative squared error	88.3795 %
Total Number of Instances	14599



Εικόνα 16. Ο ταξινομητής SimpleLinearRegression.

Ακολουθεί η ερμηνεία των μετρήσεων για το απλό μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης που εκτελέστηκε για τις δύο παραμέτρους enjoy και familiarity και προέκυψαν οι ίδιες τιμές, όπως φαίνεται και στις παραπάνω μετρήσεις:

Correlation coefficient, R (Συντελεστής συσχέτισης):

Ο συντελεστής συσχέτισης μετρά την ισχύ και την κατεύθυνση της γραμμικής σχέσης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών στόχου. Κατά την εξαγωγή των αποτελεσμάτων, ο συντελεστής συσχέτισης είναι 0,4678, το οποίο υποδηλώνει μια μέτρια θετική γραμμική σχέση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών. Η συγκεκριμένη τιμή, μακριά από το 1 υποδηλώνει μια αδύναμη γραμμική σχέση για το συγκεκριμένο μοντέλο.

Mean absolute error , MAE (Μέσο απόλυτο σφάλμα):

Το μέσο απόλυτο σφάλμα μετρά τη μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών. Η τιμή 4,1405 δείχνει ότι οι προβλέψεις του μοντέλου είναι μειωμένες κατά περίπου 4,14 μονάδες.

Root mean squared error, RMSE (Σφάλμα ρίζας μέσου τετραγώνου):

Το RMSE δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στα μεγάλα σφάλματα παίρνοντας το τετράγωνο των σφαλμάτων πριν από τον μέσο όρο και μετά παίρνει την τετραγωνική ρίζα. Η τιμή για το RMSE είναι 5,0981 η οποία δείχνει ότι το μοντέλο παρέχει μειωμένες προβλέψεις.

Relative absolute error, RAE (Σχετικό απόλυτο σφάλμα):

Το σχετικό απόλυτο σφάλμα είναι το MAE εκφρασμένο ως ποσοστό του μέσου όρου των τιμών-στόχων. Το σχετικό μέτρο σφάλματος είναι 82,7772% ποσοστό αρκετά υψηλό σε σύγκριση με τη μέση τιμή στόχο.

Root relative squared error, RMSE (Σχετικό τετράγωνο σφάλμα ρίζας):

Το σχετικό τετράγωνο σφάλμα ρίζας είναι παρόμοιο με το RMSE αλλά εκφράζεται ως ποσοστό του εύρους των τιμών-στόχων. Το σχετικό μέτρο σφάλματος είναι 88,3795% ποσοστό αρκετά υψηλό σε σύγκριση με τη μέση τιμή στόχο.

Total Number of Instances (Συνολικός αριθμός περιπτώσεων):

Ο αριθμός περιπτώσεων που υποδεικνύουν τον συνολικό αριθμό σημείων δεδομένων στο σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για διασταυρούμενη επικύρωση είναι 14.599 και για τις δύο παραμέτρους.

Οι μετρήσεις υποδηλώνουν ότι το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης έχει μέτρια συσχέτιση με τη μεταβλητή στόχο και το μοντέλο έχει μέτριο έως υψηλό σφάλμα, όπως υποδεικνύεται από τις σχετικά υψηλές τιμές MAE και RMSE. Επιπλέον, τα σχετικά σφάλματα υποδεικνύουν ότι οι προβλέψεις του μοντέλου, κατά μέσο όρο, είναι ένα σχετικά υψηλό ποσοστό του μέσου όρου και του εύρους των τιμών-στόχων, αντίστοιχα. Τα παραπάνω αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι το μοντέλο μπορεί να μην είναι ιδανικό για τα δεδομένα και θα μπορούσαν να υπάρχουν άλλοι παράγοντες ή μη γραμμικές σχέσεις που δεν αποτυπώνονται επαρκώς από ένα απλό μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του ταξινομητή MultilayerPerceptron.

Ο ταξινομητής MultilayerPerceptron

Ο ταξινομητής MultilayerPerceptron στο Weka είναι ένα ευέλικτο μοντέλο μηχανικής μάθησης που βασίζεται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Συγκεκριμένα, είναι ένας τύπος νευρωνικού δικτύου με πολλαπλά στρώματα νευρώνων, που του επιτρέπουν να μοντελοποιεί πολύπλοκες σχέσεις στα δεδομένα. Το MultilayerPerceptron είναι ικανό να χειριστεί ένα ευρύ φάσμα εργασιών, συμπεριλαμβανομένης της ταξινόμησης και της παλινδρόμησης. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα με την παράμετρο enjoy.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.3 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a

Relation: combined_data_enjoy

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

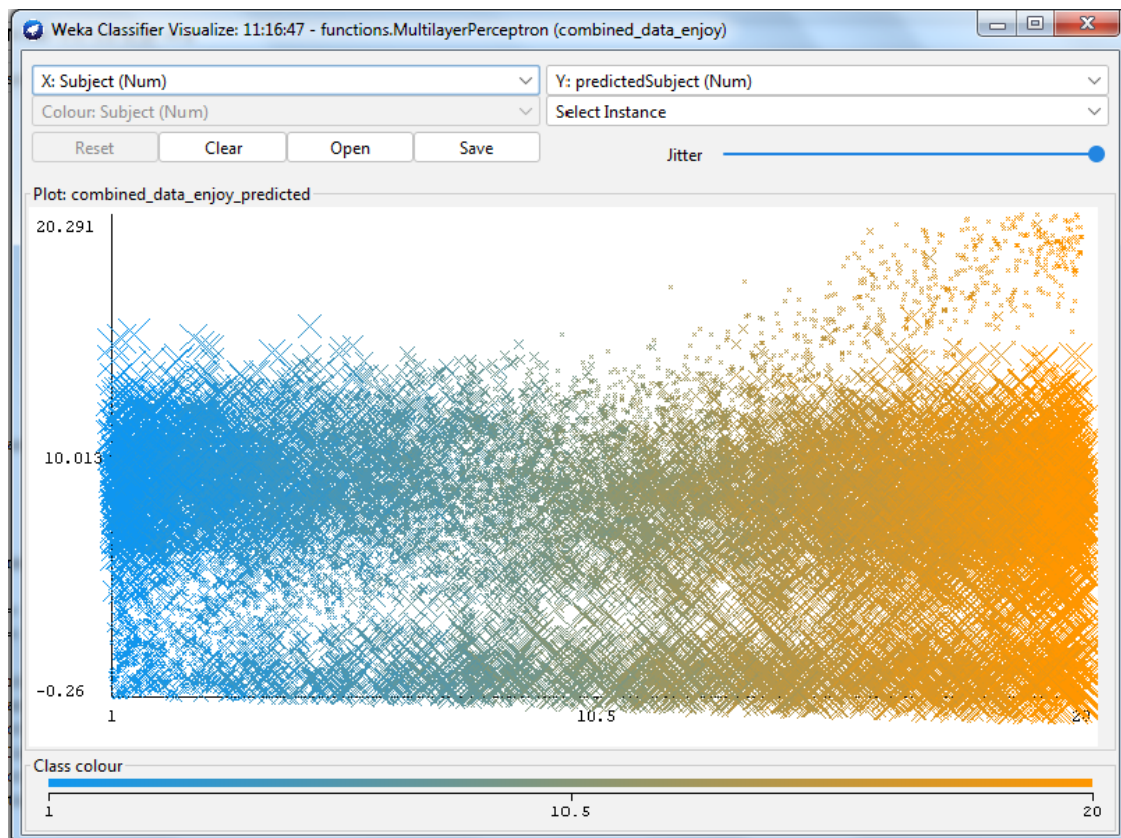
Test mode: 10-fold cross-validation

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

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.1565
Mean absolute error	5.3541
Root mean squared error	6.8581
Relative absolute error	97.0399 %
Root relative squared error	118.8905 %
Total Number of Instances	14599



Εικόνα 16. Ο ταξινομητής MultilayerPerceptron.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα με την παράμετρο familiarity.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.3 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a

Relation: combined_data_familiarity

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

Test mode: 10-fold cross-validation

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

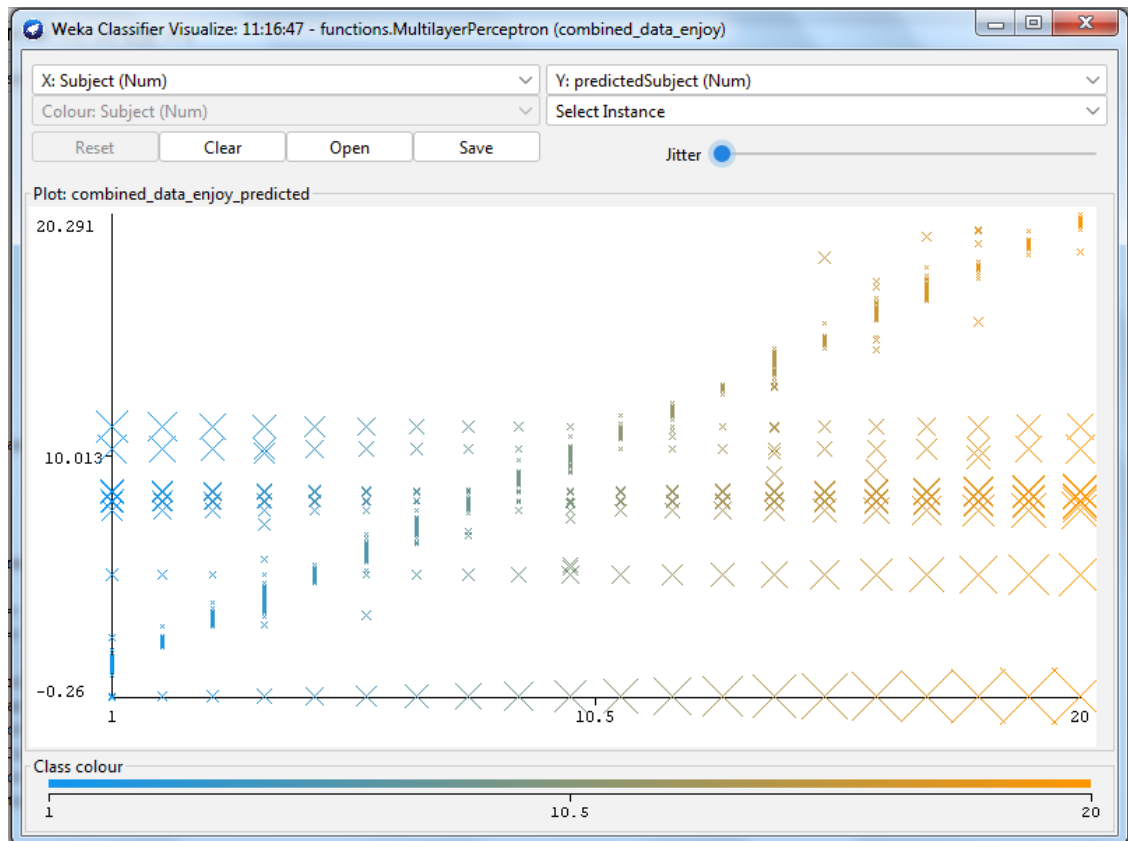
.
. .
. . .

Time taken to build model: 54414.83 seconds

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.3491
Mean absolute error	4.5212
Root mean squared error	6.4418
Relative absolute error	90.3879 %
Root relative squared error	111.6735 %
Total Number of Instances	14599



Εικόνα 17. Ο ταξινομητής MultilayerPerceptron.

Παρουσιάζονται οι μετρήσεις για την απόδοση του μοντέλου MultilayerPerceptron πολλαπλών επιπέδων στο Weka για το δεδομένο σύνολο δεδομένων. Ακολουθεί η βασική ερμηνεία των μετρήσεων:

Correlation coefficient, R (Συντελεστής συσχέτισης):

Ο συντελεστής συσχέτισης μετρά την ισχύ και την κατεύθυνση της γραμμικής σχέσης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών στόχου. Η τιμή του συντελεστή συσχέτισης είναι 0,1565 για την παράμετρο enjoy και 0,3491 για την παράμετρο familiarity. Αν και τιμές έχουν μια σημαντική διαφορά, θεωρούνται και οι δύο πολύ χαμηλές τιμές και υποδηλώνουν μια ασθενή γραμμική σχέση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών. Ο χαμηλός συντελεστής συσχέτισης υποδηλώνει ότι οι προβλέψεις του μοντέλου δεν έχουν ισχυρή γραμμική συσχέτιση με τις τιμές-στόχους.

Mean absolute error, MAE (Μέσο απόλυτο σφάλμα):

Το MAE μετρά τη μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών. Η τιμή 5,3541 για το enjoyment και 4,5212 για το familiarity δείχνουν τον μεγαλύτερο μέσο μεγέθους σφαλμάτων. Ένα MAE γύρω στο 5,00 δείχνει ότι το μοντέλο δεν ανταποκρίνεται επαρκώς στις προβλέψεις.

Root mean squared error, RMSE (Σφάλμα ριζικού μέσου τετραγώνου):

Το RMSE παρουσιάζει μεγαλύτερη βαρύτητα στα μεγάλα σφάλματα επειδή παίρνει το τετράγωνο των σφαλμάτων πριν από τον μέσο όρο και μετά παίρνει την τετραγωνική ρίζα. Η τιμή 6,8581 για το enjoyment και 6,4418 για το familiarity δείχνει ότι το μοντέλο παρουσιάζει μεγάλο μέσο μέγεθος σφαλμάτων.

Relative absolute error, RAE (Σχετικό απόλυτο σφάλμα):

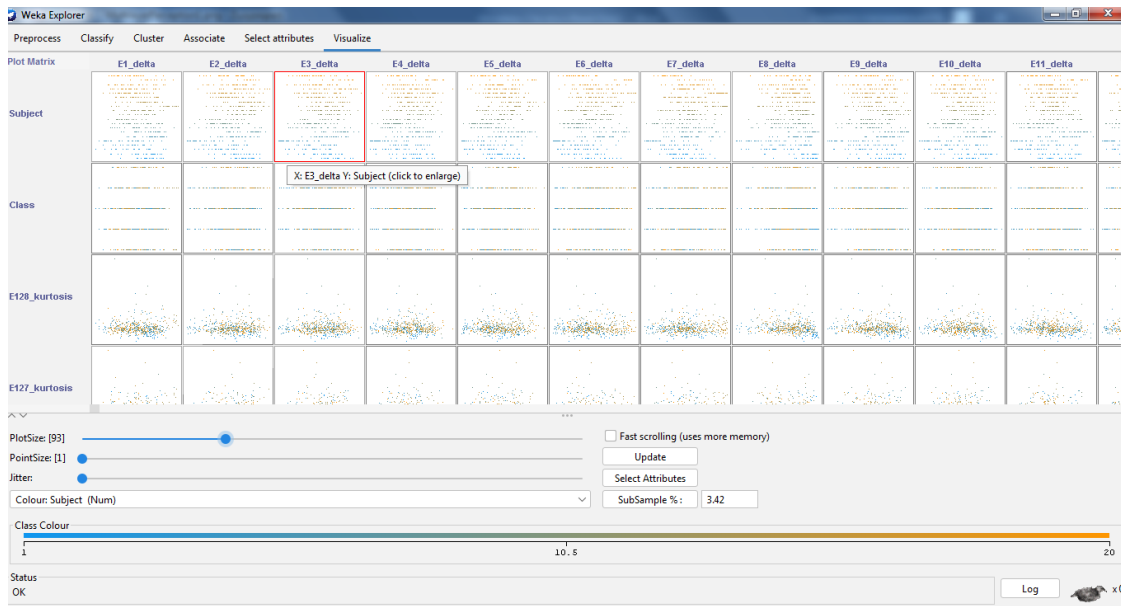
Το σχετικό απόλυτο σφάλμα είναι το MAE εκφρασμένο ως ποσοστό του μέσου όρου των τιμών-στόχων. Η τιμή 97,0399% για το enjoyment και 90,3879% για το familiarity, δείχνει ότι το μοντέλο δεν ανταποκρίνεται επαρκώς στις προβλέψεις.

Root relative squared error, RMSE (Σχετικό τετράγωνο σφάλμα ρίζας):

Το σχετικό τετράγωνο σφάλμα ρίζας είναι παρόμοιο με το RMSE αλλά εκφράζεται ως ποσοστό του εύρους των τιμών-στόχων. Το μοντέλο με ποσοστό ανταπόκρισης 118,8905% για το enjoyment και 111,6735% για το familiarity παρέχει ένα μια μεγάλη τιμή σφάλματος σε σχέση με τον στόχο.

Total Number of Instances (Συνολικός αριθμός περιπτώσεων):

Ο αριθμός περιπτώσεων που υποδεικνύουν τον συνολικό αριθμό σημείων δεδομένων στο σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για διασταυρούμενη επικύρωση είναι 14.599 και για τις δύο παραμέτρους.



Εικόνα 12. Perceptron Multilayer.

Οι μετρήσεις υποδηλώνουν ότι η απόδοση του μοντέλου Perceptron Multilayer στο δεδομένο σύνολο δεδομένων δεν είναι πολύ ισχυρή. Ο χαμηλός συντελεστής συσχέτισης και οι σχετικά υψηλές τιμές MAE και RMSE δείχνουν ότι οι προβλέψεις του μοντέλου δεν είναι ακριβείς και ότι υπάρχει σημαντικό περιθώριο λάθους στις προβλέψεις του.

Το μοντέλο δεν είναι κατάλληλο για τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά των δεδομένων ή να απαιτεί περαιτέρω συντονισμό και βελτιστοποίηση των υπερπαραμέτρων. Επιπλέον, λαμβάνοντας υπόψη τα σχετικά σφάλματα, οι προβλέψεις του μοντέλου φαίνεται να είναι σχετικά υψηλές σε σύγκριση με τον μέσο όρο και το εύρος των τιμών-στόχων, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο κάνει προβλέψεις που διαφέρουν σημαντικά από τις πραγματικές τιμές.

Περαιτέρω διερεύνηση, μηχανική χαρακτηριστικών ή πιθανή δοκιμή διαφορετικών μοντέλων μπορεί να είναι απαραίτητη για τη βελτίωση της προγνωστικής ακρίβειας του μοντέλου.

Ο ταξινομητής SMOreg

Ο ταξινομητής SMOreg στο Weka είναι ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης που βασίζεται σε Υποστήριξη Διανυσματικών Μηχανών (SVM) για εργασίες παλινδρόμησης. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται για υποστήριξη διανυσματικής παλινδρόμησης, η οποία είναι ένας τύπος παλινδρόμησης που χρησιμοποιεί αρχές SVM για την πρόβλεψη συνεχών αριθμητικών τιμών.

Το SMOreg είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν αντιμετωπίζουμε προβλήματα παλινδρόμησης όπου πρέπει να μοντελοποιηθούν περίπλοκες σχέσεις και παρουσιάζουν μη γραμμικότητα. Με την παράμετρο enjoy παρουσιάζονται τα αποτελέσματα.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.SMOreg -C 1.0 -N 0 -I
"weka.classifiers.functions.supportVector.RegSMOImproved -T 0.001 -V -P 1.0E-12 -L 0.001 -
W 1" -K "weka.classifiers.functions.supportVector.PolyKernel -E 1.0 -C 250007"

Relation: combined_data_enjoy

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

Test mode: 10-fold cross-validation

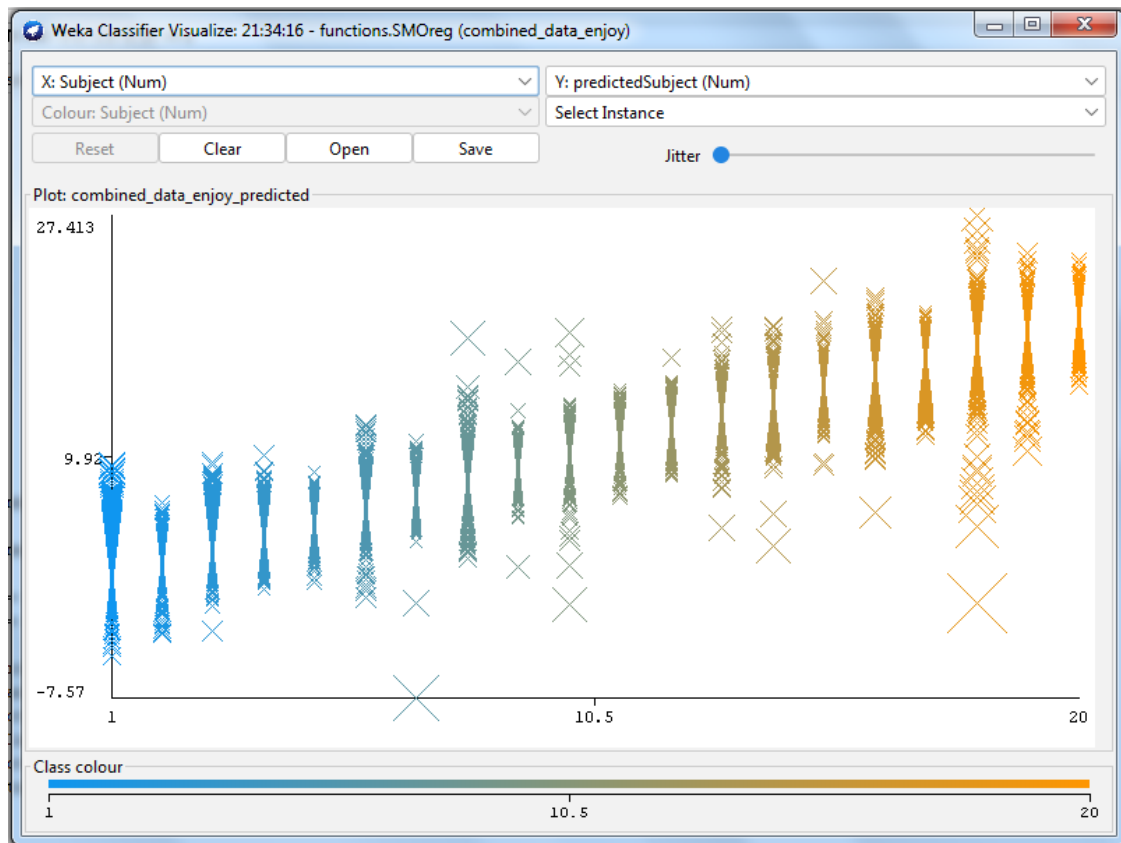
=== Classifier model (full training set) ===

.
. .
. .
. .
. .

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9525
Mean absolute error	1.3164
Root mean squared error	1.758
Relative absolute error	26.3176 %
Root relative squared error	30.4764 %
Total Number of Instances	14599



Εικόνα 13. Ο ταξινομητής SMOreg.

Με την παράμετρο familiarity παρουσιάζονται τα αποτελέσματα.

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.SMOreg -C 1.0 -N 0 -I
 "weka.classifiers.functions.supportVector.RegSMOImproved -T 0.001 -V -P 1.0E-12 -L 0.001 -
 W 1" -K "weka.classifiers.functions.supportVector.PolyKernel -E 1.0 -C 250007"

Relation: combined_data_familiarity

Instances: 14599

Attributes: 1154

[list of attributes omitted]

Test mode: 10-fold cross-validation

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

.

.

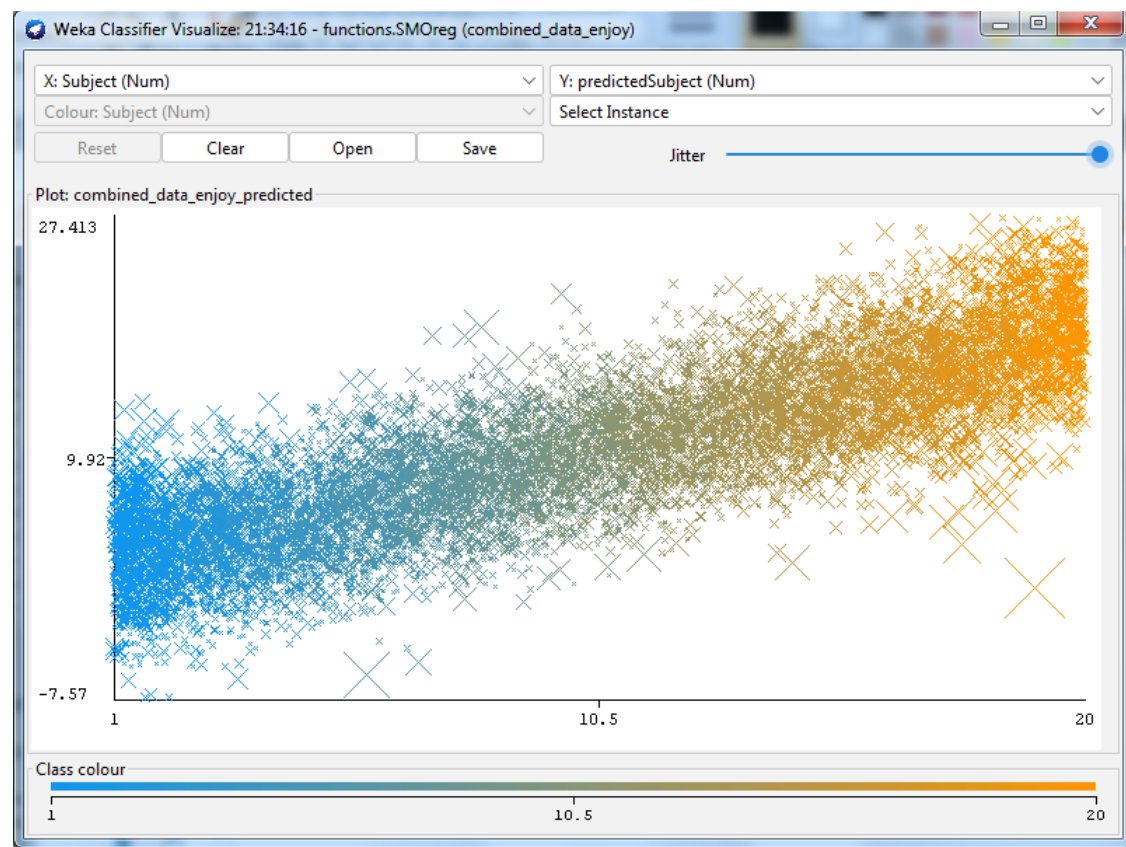
.

Time taken to build model: 46901.59 seconds

=== Cross-validation ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9528
Mean absolute error	1.3182
Root mean squared error	1.7531
Relative absolute error	26.3535 %
Root relative squared error	30.3916 %
Total Number of Instances	14599



Εικόνα 14. Ο ταξινομητής SMOreg.

Ακολουθεί η ερμηνεία όλων των παραμέτρων για το μοντέλο «SMOreg» στο Weka που υποδεικνύουν την απόδοσή του στη δεδομένη εργασία παλινδρόμησης. Ακολουθεί μια ερμηνεία των βασικών μετρήσεων:

Correlation coefficient, R (Συντελεστής συσχέτισης):

Ο συντελεστής συσχέτισης μετρά την ισχύ και την κατεύθυνση της γραμμικής σχέσης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών στόχου. Ο συντελεστής συσχέτισης είναι 0,9525 για το enjoy και 0,9528 για το familiarity είναι τιμές πολύ κοντά στο 1. Φαίνεται ότι παρουσιάζεται μια ισχυρή θετική γραμμική σχέση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών και για τις δύο παραμέτρους. Η τιμή κοντά στο 1 υποδηλώνει μια εξαιρετική προσαρμογή μεταξύ των προβλέψεων του μοντέλου και των πραγματικών τιμών.

Mean absolute error, MAE (Μέσο απόλυτο σφάλμα):

Το MAE μετρά τη μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών. Οι τιμές 1,3164 για το enjoy και 1,3182 για το familiarity, υποδεικνύουν την πολύ καλή απόδοση του μοντέλου.

Root mean squared error, RMSE (Σφάλμα ριζικού μέσου τετραγώνου):

Το RMSE είναι παρόμοιο με το MAE αλλά δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στα μεγάλα σφάλματα επειδή παίρνει το τετράγωνο των σφαλμάτων πριν από τον μέσο όρο και μετά παίρνει την τετραγωνική ρίζα. Το RMSE με τιμές 1,758 και 1,7531 υποδεικνύουν πολύ καλή προσαρμογή του μοντέλου.

Relative absolute error, RAE (Σχετικό απόλυτο σφάλμα):

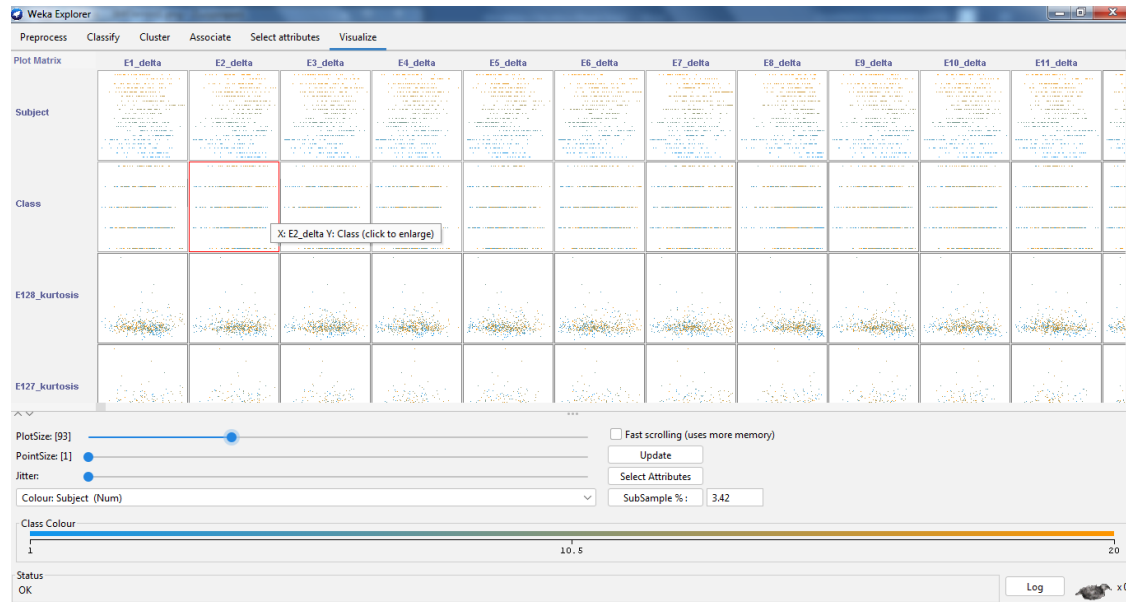
Το σχετικό απόλυτο σφάλμα είναι το MAE εκφρασμένο ως ποσοστό του μέσου όρου των τιμών-στόχων. Οι τιμές είναι 26,3176% για το enjoy και 26,3535% για το familiarity παρέχουν ένα σχετικό μέτρο του σφάλματος σε σύγκριση με τη μέση τιμή στόχο.

Root relative squared error, RMSE (Σχετικό τετράγωνο σφάλμα ρίζας):

Το σχετικό τετράγωνο σφάλμα ρίζας είναι παρόμοιο με το RMSE αλλά εκφράζεται ως ποσοστό του εύρους των τιμών-στόχων. Οι τιμές 30,4764% για το enjoy και 30,3916% για το familiarity. Παρέχει ένα σχετικό μέτρο του σφάλματος σε σύγκριση με το εύρος των τιμών-στόχων.

Total Number of Instances (Συνολικός αριθμός περιπτώσεων):

Ο αριθμός περιπτώσεων που υποδεικνύουν τον συνολικό αριθμό σημείων δεδομένων στο σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για διασταυρούμενη επικύρωση είναι 14.599 και για τις δύο παραμέτρους.



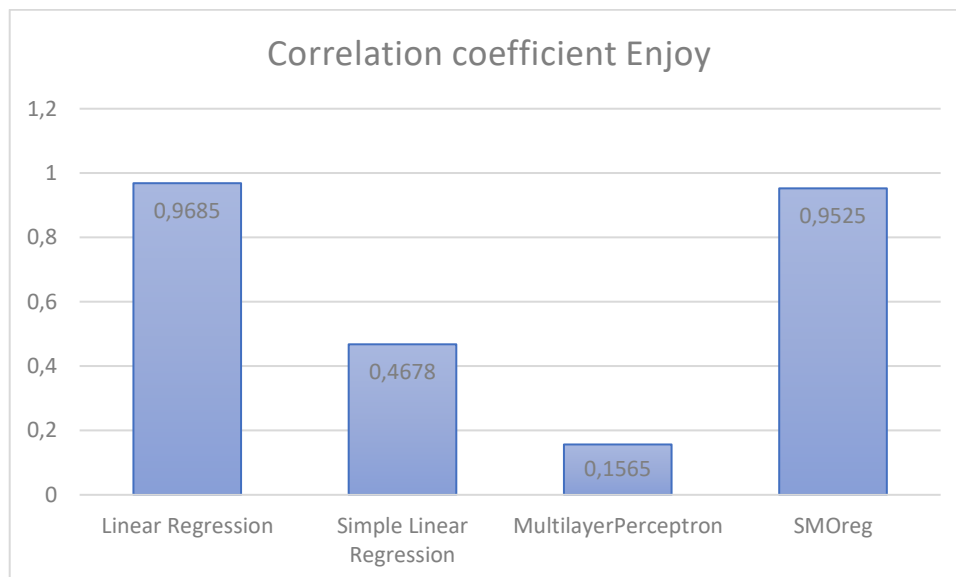
Εικόνα 15. Τα κανάλια του ταξινομητή SMOreg.

Οι μετρήσεις υποδηλώνουν ότι η απόδοση του μοντέλου SMOreg στο δεδομένο σύνολο δεδομένων είναι εξαιρετική. Ο υψηλός συντελεστής συσχέτισης και οι σχετικά χαμηλές τιμές MAE και RMSE δείχνουν ότι οι προβλέψεις του μοντέλου ευθυγραμμίζονται στενά με τις πραγματικές τιμές, με μικρό περιθώριο σφάλματος. Αυτά τα αποτελέσματα είναι συνεπή με ένα καλά προσαρμοσμένο μοντέλο παλινδρόμησης. Το μοντέλο φαίνεται να έχει μια ισχυρή γραμμική σχέση με τη μεταβλητή-στόχο και κάνει ακριβείς προβλέψεις με μικρό περιθώριο σφάλματος.

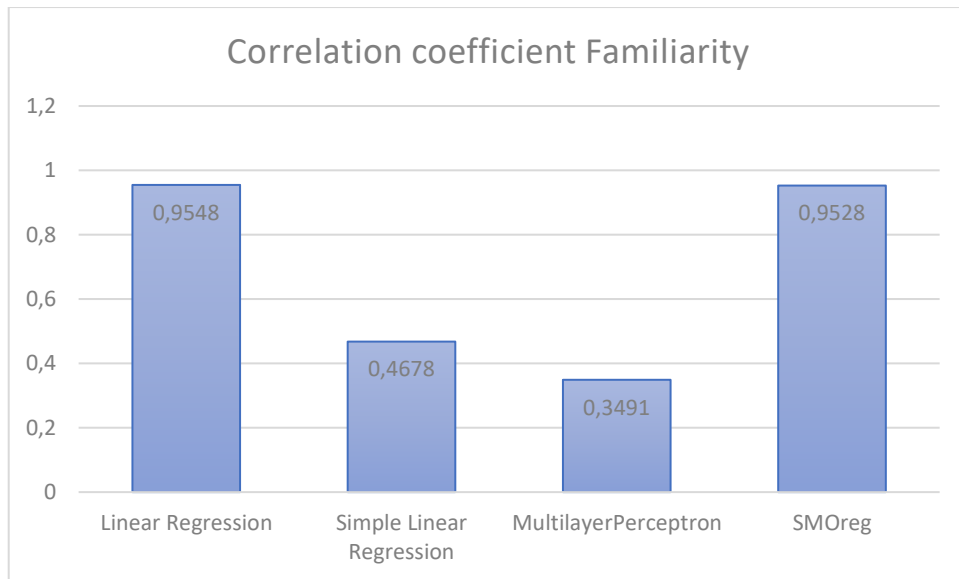
Ερμηνεία των αποτελεσμάτων

Στην συνέχεια, παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των βασικών παραμέτρων, όπως αυτά προέκυψαν μετά την επεξεργασία των δεδομένων.

Ο δείκτης Correlation Coefficient (Συντελεστής Συσχέτισης) δείχνει ότι το μοντέλο παρουσιάζει μια ισχυρή πρόβλεψη στους αλγόριθμους: Linear Reggresion και SMOreg με τιμές πού κοντά στο 1 και για τις δύο παραμέτρους enjoy και familiarity (εικόνες 22, 23). Οι αλγόριθμοι Simple Linear Regression και MultilayerPerceptron φαίνεται ότι δε μπορούν να λειτουργήσουν με ικανοποιητική πρόβλεψη.

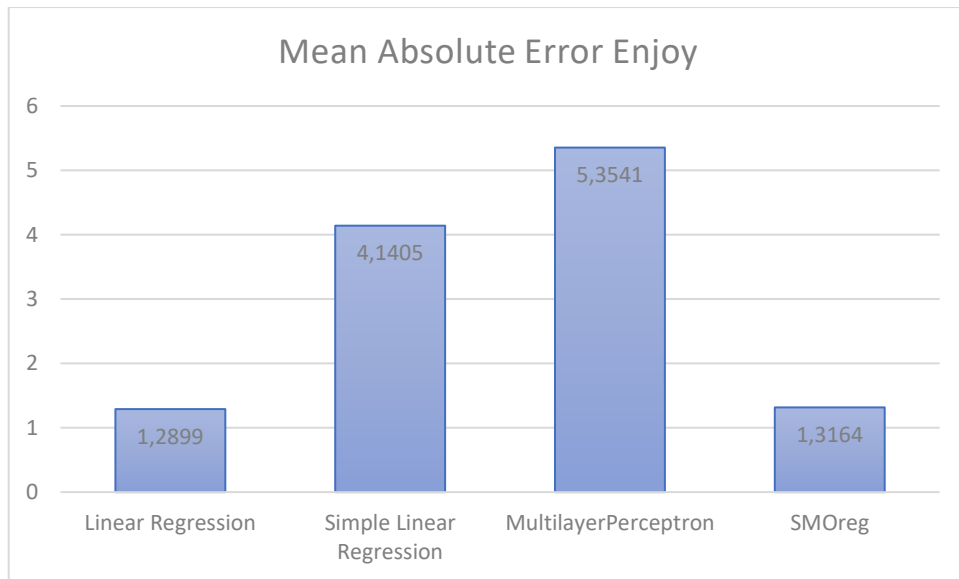


Εικόνα 16. Ο δείκτης Correlation Coefficient για την παράμετρο enjoy.

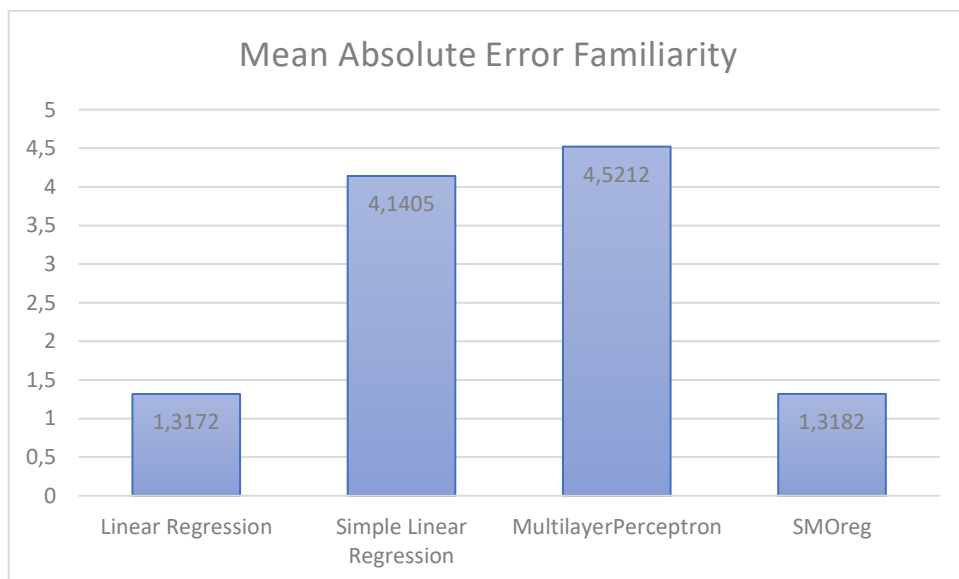


Εικόνα 17. Ο δείκτης Correlation Coefficient για την παράμετρο familiarity.

Ο δείκτης Mean Absolute Error (Μέσο Απόλυτο Σφάλμα) εμφανίζει ένα μεγάλο σφάλμα για τους αλγορίθμους: Simple Linear Regression και MultilayerPerceptron σε αντίθεση με τους αλγορίθμους Linear Regression και SMOreg οι οποίοι παρουσιάζουν ένα πολύ χαμηλό σφάλμα, κοντά στο 1,3, (εικόνες 24, 25) πράγμα που δείχνει ότι το μοντέλο παρουσιάζει μια πολύ καλή απόδοση.



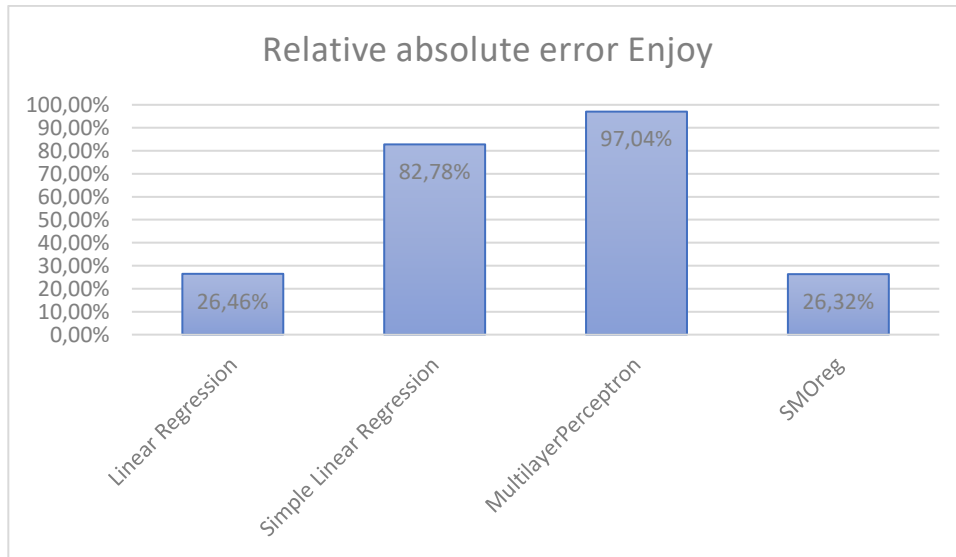
Εικόνα 18. Ο δείκτης Mean Absolute Error για την παράμετρο enjoy.



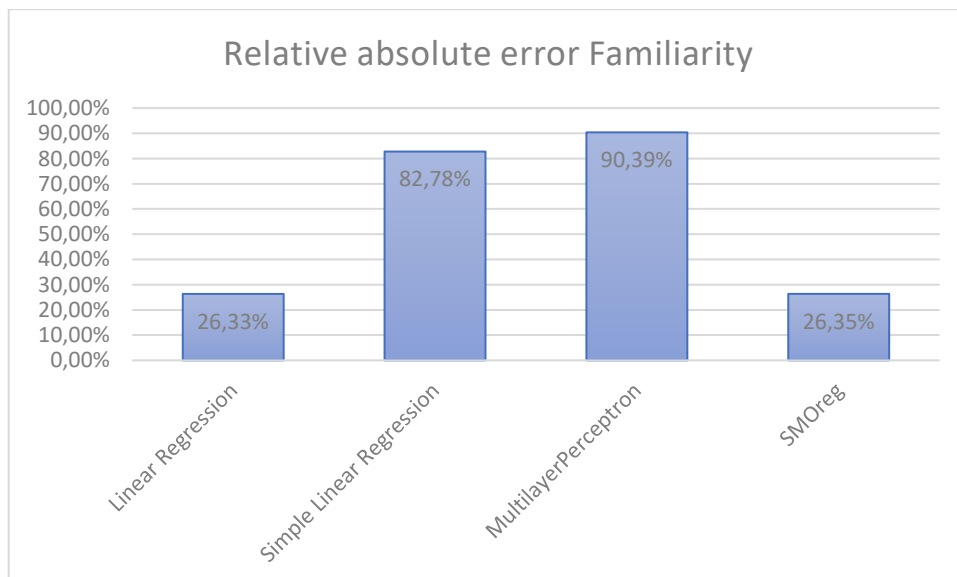
Εικόνα 19. Ο δείκτης Mean Absolute Error για την παράμετρο familiarity.

Ο δείκτης του Relative Absolute Enjoy (Σχετικού Απόλυτου Σφάλματος) παρουσιάζει σε ποσοστιαία κλίμακα το σφάλμα του μοντέλου που διερευνήθηκε. Η συμπεριφορά του παρουσιάζει κοινά στοιχεία με τους προηγούμενους δείκτες με τους αλγόριθμους: Linear Regression και SMOreg να παρουσιάζουν μικρό ποσοστό σφάλματος, κοντά στο 26%, και τους αλγόριθμους: Simple Linear Regression και MultilayerPerceptron να παρουσιάζουν μεγάλο σφάλμα, που στην περίπτωση του MultilayerPerceptron να μην μπορεί ουσιαστικά

ανταποκριθεί σε καμία πρόβλεψη επειδή το σφάλμα παρουσιάζει τιμή 97,04%. (εικόνες 26, 27).



Εικόνα 20. Ο δείκτης Relative Absolute Error για την παράμετρο enjoy.



Εικόνα 21. Ο δείκτης Relative Absolute Error για την παράμετρο familiarity.

Λόγω των μεγάλων τιμών σφάλματος στον δείκτη Relative Absolute Error, ειδικά για την παράμετρο enjoy, τα δεδομένα υποβλήθηκαν και σε περαιτέρω επεξεργασία με τις παρακάτω μεθόδους:

1. RBF ένα δίκτυο ακτινικής βάσης με 10 κόμβους επεξεργασίας
2. FC2: κατασκευή 2 τεχνητών χαρακτηριστικών με Γραμματική Εξέλιξη και αξιολόγηση με RBF
3. FC4: κατασκευή 4 τεχνητών χαρακτηριστικών με Γραμματική Εξέλιξη και αξιολόγηση με RBF
4. GEN_NN: εύρεση του διαστήματος βαρών για αρχικοποίηση με την τεχνική που περιγράφεται στο <https://link.springer.com/article/10.1007/s11063-020-10347-z>

Τα αποτελέσματα για την παράμετρο ενjoy περιγράφονται στον παρακάτω πίνακα :

METHOD	ERROR	PRECISION	RECALL
RBF	33.64%	49.97%	60.20%
FC2	28.61%	62.15%	68.65%
FC4	28.28%	62.29%	69.06%
GEN_NN	25.08%	72.70%	72.09%

Πίνακας 3. Συμπληρωματικά αποτελέσματα για την παράμετρο ενjoy.

Τέλος, τα τελικά στοιχεία για την παράμετρο ενjoy παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.

METHOD	ERROR
RBF	33.64%
FEATURE CONSTRUCTION	28.75%
GENCLASS	27.54%

Πίνακας 4. Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την παράμετρο ενjoy.

Μετά την ανάλυση των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων, οι αλγόριθμοι που ανταποκρίθηκαν με πολύ καλό αποτέλεσμα είναι οι: Linear Regression και SMOreg οι οποίοι σε όλους τους δείκτες παρουσιάζουν τα καλύτερα αποτελέσματα σε επίπεδο πρόβλεψης στο μοντέλο που εξετάστηκε στην παρούσα διπλωματική εργασία. Οι αλγόριθμοι: Simple Linear Regression και MultilayerPerceptron παρουσιάζουν μια αδύναμη προσαρμογή στο μοντέλο που διερευνήθηκε, χωρίς να πετύχουν τιμές που να δείχνουν μια καλή προσαρμογή σε όλους δείκτες. Μια διαφορετική παραμετροποίηση των δεδομένων και την επανεκτέλεση των αλγορίθμων θα μπορούσε να βελτίωση την προσαρμογή του μοντέλου, αυτό όμως ξεπερνάει τα όρια της παρούσας εργασίας.

Η σημασία της μελέτης έγκειται στη μέθοδο της ρυθμικής ομαδοποίησης, των αρμονικών ζωνών, τα διαφορετικά μεγέθη παραθύρων, την απόδοση των ταξινομητών και τον αντίκτυπό της στις γνωστικές και εγκεφαλικές επιστήμες. Ο μουσικός ρυθμός είναι ένα από τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά μεταξύ των πολλών άλλων χαρακτηριστικών της μουσικής. Η σημασία του ρυθμού ως χαρακτηριστικό ενός μουσικού κομματιού μπορεί να παρατηρηθεί μέσω μελετών σχετικά με τη νευρωνική συμπλοκή, υποδεικνύοντας έναν συγχρονισμό των εγκεφαλικών σημάτων με το ρυθμικό μοτίβο του τραγουδιού. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν εγκεφαλικές αποκρίσεις σε εξαιρετικά περίπλοκα ερεθίσματα (τραγούδια).

Οι ατομικές διαφορές στην αντίληψη της μουσικής μπορεί να ήταν ο λόγος του σχετικά χαμηλού ποσοστού προβλεψιμότητας παρατηρήθηκε σε διαφορετικούς αλγορίθμους ταξινόμησης. Η μελέτη περιλαμβάνει και την σχέση μεταξύ του χρονικού παραθύρου των αποκρίσεων του εγκεφάλου και της ακρίβειας της πρόβλεψης.

Συζήτηση και Συμπεράσματα:

Η μουσική αποτελεί κατεξοχήν την τέχνη που μπορεί να μεταδώσει συναισθήματα μέσω της ενασχόλησης με αυτήν. Κατά την ακρόαση μουσικής συναισθήματα όπως: η χαρά, η λύπη, η οικειότητα, η απόλαυση κ.α. κατακλύζουν και υπερισχύουν το νευρικό μας σύστημα. Στην παρούσα εργασία στόχος είναι ο εντοπισμός των συναισθημάτων και η διερεύνησή τους μέσω των σημάτων του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Αυτή η μελέτη μπορεί να θεωρηθεί ως μια εννοιολογική εξερεύνηση της σχέσης ερεθίσματος-απόκρισης, με βάση τις εξαγόμενες αρμονικές του ρυθμού στα ερεθίσματα και τη σχέση του με τις εγκεφαλικές αποκρίσεις.

Τα αποτελέσματά στηρίχθηκαν σε διασταυρούμενη επικύρωση και μπορούν να επεκταθούν με αυστηρή στατιστική ανάλυση.

Τα δεδομένα αντλήθηκαν από την πλατφόρμα Openurgo και πρόκειται για 20 συμμετέχοντες οι οποίοι άκουσαν 12 τραγούδια και τα βαθμολόγησαν, από το 1 μέχρι το 5, σε σχέση με την οικειότητα και την απόλαυση που ένιωσαν κατά την ακρόαση των τραγουδιών.

Η αρχική ανάλυση των δεδομένων της βάσης πραγματοποιήθηκε με το EEGLab που στόχο είχε την κανονικοποίηση τους για περαιτέρω επεξεργασία. Στη συνέχεια τα δεδομένα

επεξεργάστηκαν με αλγόριθμους στην γλώσσα Python (Παράρτημα Α), για την εξαγωγή δεικτών.

Τέλος, εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι: Linear Regression, Simple Linear Regression, MultilayerPerceptron και SMOreg από το πρόγραμμα Weka για την δοκιμή του μοντέλου. Οι αλγόριθμοι Linear Regression και SMOreg πέτυχαν τις καλύτερες επιδόσεις στο μοντέλο υπό διερεύνηση με πολύ καλές τιμές σε όλους τους δείκτες.

Περιορισμοί της μελέτης και προτάσεις για μελλοντικές έρευνες

Κατά την πορεία της εργασίας, στους αλγόριθμους που δεν πέτυχαν τιμές δεν πραγματοποιήθηκε επαναπροσδιορισμός και παραμετροποίηση των δεδομένων που στόχο θα είχαν την βελτίωση των μοντέλων. Μια μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί σε αυτόν τον τομέα, δίνοντας μεγαλύτερη βαρύτητα στους αλγόριθμους με μικρή επιτυχία στους δείκτες. Προτείνεται επίσης, σε μια υποθετική μελλοντική εργασία να διερευνηθούν και άλλες προσεγγίσεις, όπως τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών βαθιάς μάθησης, για να διερευνηθεί μια πιο σημαντική και ακριβής σχέση ερεθίσματος-απόκρισης από τον ακροατή.

Βιβλιογραφία

- Almudena, G., Manuel, S., Jesús, G. J., Almudena, G., Manuel, S., & Jesús, G. J. (2020). EEG Analysis during Music Perception. *Electroencephalography - From Basic Research to Clinical Applications*. <https://doi.org/10.5772/INTECHOPEN.94574>
- american, M. K.-S., & 1993, undefined. (n.d.). Listening with two ears. *JSTOR*. Retrieved March 31, 2024, from <https://www.jstor.org/stable/24941441>
- Ansdell, G. (2016). How music helps in music therapy and everyday life. *How Music Helps in Music Therapy and Everyday Life*, 1–351. <https://doi.org/10.4324/9781315587172/MUSIC-HELPS-MUSIC-THERAPY-EVERYDAY-LIFE-GARY-ANSDELL>
- audioalter.com. (n.d.). <https://audioalter.com/bpm-detector> Επίσκεψη στις 20/5/2023. <https://Audioalter.Com/Bpm-Detector> Επίσκεψη Στις 20/5/2023.
- Baig, M. Z., Aslam, N., & Shum, H. P. H. (2020). Filtering techniques for channel selection in motor imagery EEG applications: a survey. *Artificial Intelligence Review*, 53(2), 1207–1232. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09694-8>
- Bailes, F., Dean, R. T., & Pearce, M. T. (2013). Music cognition as mental time travel. *Scientific Reports*, 3. <https://doi.org/10.1038/SREP02690>
- Brain and Music - Stefan Koelsch - Βιβλία Google*. (n.d.). Retrieved November 23, 2023, from https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=b9OXDpmE9dwC&oi=fnd&pg=PR9&dq=Brain+and+music&ots=ZdeQuWCrS7&sig=IHKhHzJZ_4ITEi7ryL8TAULmQa0&redir_esc=y#v=onepage&q=Brain%20and%20music&f=false
- Cassity, H., Henley, T., instructional, R. M.-J. of, & 2007, undefined. (n.d.). The Mozart effect: Musical phenomenon or musical preference? A more ecologically valid reconsideration. *Go.Gale.Com*. Retrieved November 1, 2023, from <https://go.gale.com/ps/i.do?id=GALE|A162301017&sid=googleScholar&v=2.1&it=r&linkaccess=abs&issn=00941956&p=HRCA&sw=w>
- COLLIER W., & HUBBARD T. (2001). *Musical scales and evaluations of happiness and awkwardness: Effects of pitch, direction and scale mode*.
- Deuel, T. A., Pampin, J., Sundstrom, J., & Darvas, F. (2017). The encephalophone: A novel musical biofeedback device using conscious control of electroencephalogram (EEG). *Frontiers in Human Neuroscience*, 11, 205372. <https://doi.org/10.3389/FNHUM.2017.00213/BIBTEX>
- Dmochowski, J. P. , Ki, J. J. , DeGuzman, P. , Sajda, P. , & Parra, L. C. (2018). <https://github.com/dmochow/SRC/blob/master/extractStimulusFeatures.m>.
- Handbook of Music and Emotion: Theory, Research, Applications - Patrik N. Juslin, John Sloboda - Βιβλία Google*. (n.d.). Retrieved November 20, 2023, from https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=ZtwUDAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR9&dq=Music+and+emotion:+theory+and+research&ots=8G4XHXH4-K&sig=eATQ1nU4cjKGCO1gT9-ni3EcbYQ&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
- https://eeglab.org/tutorials/ConceptsGuide/EEGLAB_functions.html. (n.d.).

- <https://openneuro.org/datasets/ds003774/versions/1.0.0>. (n.d.).
- Husain, G., Thompson, W. F., & Schellenberg, E. G. (2002). Effects of Musical Tempo and Mode on Arousal, Mood, and Spatial Abilities. *Music Perception*, 20(2), 151–171. <https://doi.org/10.1525/mp.2002.20.2.151>
- Jacobsen, J., Stelzer, J., Fritz, T., Chételat, G., Brain, R. L. J., & 2015, undefined. (2015). Why musical memory can be preserved in advanced Alzheimer’s disease. *Academic.Oup.Com*. <https://academic.oup.com/brain/article-abstract/138/8/2438/330016>
- Jr, C. S., Sciences, D. Z.-C. O. in B., & 2019, undefined. (n.d.). Creativity comes in waves: an EEG-focused exploration of the creative brain. *Elsevier*. Retrieved March 31, 2024, from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352154618301967>
- Koelsch, S. (2009a). A Neuroscientific Perspective on Music Therapy. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1169(1), 374–384. <https://doi.org/10.1111/J.1749-6632.2009.04592.X>
- Koelsch, S. (2009b). A neuroscientific perspective on music therapy. *Wiley Online Library*, 1169, 374–384. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2009.04592.x>
- Li, X., Zhang, Y., Tiwari, P., Song, D., Hu, B., Yang, M., Zhao, Z., Kumar, N., & Marttinen, P. (2022). EEG Based Emotion Recognition: A Tutorial and Review. *ACM Computing Surveys*, 55(4). <https://doi.org/10.1145/3524499>
- Lin, Y. P., Wang, C. H., Jung, T. P., Wu, T. L., Jeng, S. K., Duann, J. R., & Chen, J. H. (2010). EEG-based emotion recognition in music listening. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 57(7), 1798-1806.
- Liu, Y., Sourina, O., & Nguyen, M. K. (2011). Real-time EEG-based emotion recognition and its applications. *Transactions on Computational Science XII: Special Issue on Cyberworlds*, 256-277.
- Møller, A. (2012). *Hearing: anatomy, physiology, and disorders of the auditory system*. <https://www.google.com/books?hl=en&lr=&id=kQ62CwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=hearing+ear+anatomy&ots=9QZ3GxXw0k&sig=rEFiE0j4qqgakDnMfZqmHWQqdE>
- Müller-Putz, G., ... R. R.-C. of the, & 2015, undefined. (2015). Electroencephalography (EEG) as a research tool in the information systems discipline: Foundations, measurement, and applications. *Aisel.Aisnet.Org*, 37, 46. <https://aisel.aisnet.org/cais/vol37/iss1/46/>
- Pandey, P., Ahmad, N., Miyapuram, K. P., & Lomas, D. (2021a). Predicting Dominant Beat Frequency from Brain Responses while Listening to Music. *Proceedings - 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2021*, 3058–3064. <https://doi.org/10.1109/BIBM52615.2021.9669750>
- Pandey, P., Ahmad, N., Miyapuram, K. P., & Lomas, D. (2021b). Predicting Dominant Beat Frequency from Brain Responses while Listening to Music. *Proceedings - 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2021*, 3058–3064. <https://doi.org/10.1109/BIBM52615.2021.9669750>
- Parrott, W. (2001). *Emotions in social psychology: Essential readings*. <https://www.google.com/books?hl=en&lr=&id=FNBnKlvFdm4C&oi=fnd&pg=PP13&dq=emotions+in+Social+Psychology&ots=AqLl1aJoPt&sig=hMeA5MLX6475wD9hxUrpXdAJsiw>

- Pearce, M. T., & Wiggins, G. A. (2012). Auditory Expectation: The Information Dynamics of Music Perception and Cognition. *Topics in Cognitive Science*, 4(4), 625–652. <https://doi.org/10.1111/J.1756-8765.2012.01214.X>
- Pereira, C. S., Teixeira, J., Figueiredo, P., Xavier, J., Castro, S. L., & Brattico, E. (2011a). Music and Emotions in the Brain: Familiarity Matters. *PLoS ONE*, 6(11). <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0027241>
- Pereira, C. S., Teixeira, J., Figueiredo, P., Xavier, J., Castro, S. L., & Brattico, E. (2011b). Music and Emotions in the Brain: Familiarity Matters. *PLoS ONE*, 6(11). <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0027241>
- Sonawane, D., Miyapuram, K. P., Bharatesh, R. S., & Lomas, D. J. (2020). GuessTheMusic: Song Identification from Electroencephalography response. *ACM International Conference Proceeding Series*, 154–162. <https://doi.org/10.1145/3430984.3431023>
- stimuli, D. B.-T. influence of visual and auditory, & 2006, undefined. (n.d.). EEG-based emotion recognition. *Academia.Edu*. Retrieved March 31, 2024, from https://www.academia.edu/download/30700221/CS-Oude_Bos-Danny.pdf
- Suhaimi, N., ... J. M.-C., & 2020, undefined. (n.d.). EEG-based emotion recognition: A state-of-the-art review of current trends and opportunities. *Downloads.Hindawi.Com*. Retrieved March 31, 2024, from <https://downloads.hindawi.com/archive/2020/8875426.pdf>
- Teplan, M. (2002). Fundamentals of EEG measurement. *Measurement science review*, 2(2), 1-11.
- Thaut, M. H., Trimarchi, P. D., & Parsons, L. M. (2014). Human brain basis of musical rhythm perception: Common and distinct neural substrates for meter, tempo, and patten. *Brain Sciences*, 4(2), 428–452. <https://doi.org/10.3390/brainsci4020428>
- Towle, V. L., Bolaños, J., Suarez, D., Tan, K., Grzeszczuk, R., Levin, D. N., Cakmur, R., Frank, S. A., & Spire, J. P. (1993). The spatial location of EEG electrodes: locating the best-fitting sphere relative to cortical anatomy. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 86(1), 1–6. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(93\)90061-Y](https://doi.org/10.1016/0013-4694(93)90061-Y)
- Tyner, F. S., & Knott, J. R. (1983). *Fundamentals of EEG Technology: Basic concepts and methods* (Vol. 1). Lippincott Williams & Wilkins.
- Zatorrea, R. J., & Salimpoor, V. N. (2013). From perception to pleasure: Music and its neural substrates. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110(SUPPL2), 10430–10437. <https://doi.org/10.1073/PNAS.1301228110>
- Κόνιαρη, Δ., & Μακεδονίας, Π. (n.d.). Εξερευνώντας τη μουσική μάθηση από τη σκοπιά των νευροεπιστημών: Ο αναδυόμενος ρόλος της Νευροεκπαίδευσης στη μουσική εκπαίδευση. *Academia.Edu*. Retrieved March 31, 2024, from https://www.academia.edu/download/47024349/2009_Koniari_EEME_Athina.pdf
- Μαστρογιάννη, Ν. (2019). *Οι παράγοντες που επηρεάζουν τη συναισθηματική απόκριση μουσικών και μη μουσικών κατά τη μουσική ακρόαση: βιβλιογραφική ανασκόπηση και πειραματική*. <https://core.ac.uk/download/pdf/292408447.pdf>
- Σωτηρίου, Χ. (2010). *Διερεύνηση-αξιολόγηση της μουσικής αντίληψης-δεκτικότητας μαθητών στη μουσική εκπαίδευση*.

<https://olympias.lib.uoi.gr/jspui/bitstream/123456789/5595/1/%CE%94.%20%CE%94.%20%CE%A3%CE%A9%CE%A4%CE%97%CE%A1%CE%99%CE%9F%CE%A5%20%CE%A7%CE%A1%CE%99%CE%A3%CE%A4%CE%99%CE%9D%CE%91.pdf>

Τζιμούρτα, Α. Δ. (2020). *Ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε Συνδυασμό με Δεδομένα από Φορέσιμες Συσκευές για τη Μελέτη Νευρολογικών Διαταραχών και Γνωσιακών Καταστάσεων.*

Τσιπούρας, Γιαννακέας, Ν., Καρβούνης, Ε., & Τζάλλας, Α. (2015). *Ιατρική Πληροφορική.*

Χριστοφίλλου Ι. (1985). *Θεωρία της Μουσικής.*

Παραρτήματα

Παράρτημα Α

Κώδικας Python με παράμετρο Enjoy

```
if __name__ == "__main__":
    csv= filedialog.askopenfilename()
    df = pd.read_csv(csv)
    root = tk.Tk()
    root.withdraw()
    files = filedialog.askopenfilenames(filetypes=[("set file", "*.set")], title="open .set files (must
be preprocessed)")
    controls=[]
    ad=[]
    sample_data_epochs=[]
    total = pd.DataFrame()
    for file in files:
        filename = os.path.basename(file)
        filename = file.split("/")[-1] # Extract just the filename from the full filepath
        sub_num = filename.split("sub-")[1].split("_")[0]
        ses_num = filename.split("ses-")[1].split("_")[0]
        sub_num=int(sub_num)
        ses_num=int(ses_num)
        filtered_df = df[(df['Subject'] == sub_num) & (df['Song_ID'] == ses_num)]
        enjoy = filtered_df['Enjoyment'].values[0] if len(filtered_df) > 0 else None
        data=mne.io.read_raw_eeglab(file,preload=True)
        pos=data.info.ch_names
        epochs=mne.make_fixed_length_epochs(data,duration=4,overlap=2)
        data_array=epochs.get_data()
        sample_data_epochs.append(epochs)
        freq_df,l,m=eeg_power_band(epochs,pos)
        time_df=time_features(data_array,pos)
        entropy_df=entropy_features(data_array, pos)
```

```

fractal_df=fractal_features(data_array, pos)
features=pd.concat([freq_df,time_df], axis=1, ignore_index=False)
total=pd.concat([freq_df,time_df], axis=1, ignore_index=False)
#####
features["Class"]=enjoy
#####
features["Subject"]=sub_num
split_tup = os.path.splitext(file)
file_to_write = split_tup[0]
features.to_csv(file_to_write+"_features_enjoy.csv", index=False)

```

Κώδικας Python με παράμετρο Familiarity

```

if __name__ == "__main__":
    csv= filedialog.askopenfilename()
    df = pd.read_csv(csv)
    root = tk.Tk()
    root.withdraw()
    files = filedialog.askopenfilenames(filetypes=[("set file", "*.set")], title="open .set files (must be preprocessed)")
    controls=[]
    ad=[]
    sample_data_epochs=[]
    total = pd.DataFrame()
    for file in files:
        filename = os.path.basename(file)
        filename = file.split("/")[-1] # Extract just the filename from the full filepath
        sub_num = filename.split("sub-")[1].split("_")[0]
        ses_num = filename.split("ses-")[1].split("_")[0]
        sub_num=int(sub_num)
        ses_num=int(ses_num)
        filtered_df = df[(df['Subject'] == sub_num) & (df['Song_ID'] == ses_num)]
        famil = filtered_df['Familiarity'].values[0] if len(filtered_df) > 0 else None

```

```

data=mne.io.read_raw_eeglab(file,preload=True)
pos=data.info.ch_names
epochs=mne.make_fixed_length_epochs(data,duration=4,overlap=2)
data_array=epochs.get_data()
sample_data_epochs.append(epochs)
freq_df,l,m=eeg_power_band(epochs,pos)
time_df=time_features(data_array,pos)
entropy_df=entropy_features(data_array, pos)
fractal_df=fractal_features(data_array, pos)
features=pd.concat([freq_df,time_df], axis=1, ignore_index=False)
total=pd.concat([freq_df,time_df], axis=1, ignore_index=False)
#####
features["Class"]=famil
#####
features["Subject"]=sub_num
split_tup = os.path.splitext(file)
file_to_write = split_tup[0]
features.to_csv(file_to_write+"_features_familiarity.csv", index=False)

```

Παράρτημα Β

Behaviour Data

Subject	Song_ID	Enjoyment	Familiarity
1	1	2	2
1	2	3	2
1	3	3	3
1	4	2	2
1	5	2	2
1	6	3	3
1	7	3	3
1	8	2	2
1	9	1	3
1	10	2	3
1	11	1	3

1	12	2	2
2	1	3	4
2	2	3	4
2	3	2	4
2	4	2	5
2	5	3	4
2	6	4	3
2	7	2	4
2	8	2	2
2	9	2	3
2	10	2	4
2	11	1	4
2	12	3	4
3	1	4	4
3	2	2	2
3	3	4	2
3	4	3	3
3	5	4	4
3	6	3	4
3	7	2	3
3	8	2	2
3	9	3	2
3	10	2	3
3	11	2	4
3	12	4	3
4	1	4	4
4	2	1	2
4	3	1	2
4	4	5	4
4	5	3	2
4	6	3	3
4	7	2	2
4	8	1	1
4	9	1	1
4	10	4	4
4	11	1	1
4	12	1	2
5	1	2	5
5	2	3	5
5	3	3	5
5	4	2	5
5	5	4	4
5	6	2	5
5	7	3	4
5	8	2	4
5	9	2	5
5	10	2	5
5	11	4	4
5	12	4	4
6	1	2	4

6	2	2	1
6	3	2	4
6	4	2	4
6	5	2	4
6	6	2	4
6	7	3	4
6	8	3	4
6	9	3	2
6	10	2	4
6	11	2	4
6	12	2	4
7	1	2	3
7	2	1	1
7	3	1	2
7	4	1	1
7	5	1	1
7	6	1	1
7	7	2	4
7	8	3	4
7	9	4	5
7	10	3	5
7	11	3	4
7	12	2	4
8	1	3	5
8	2	2	1
8	3	2	4
8	4	3	4
8	5	4	4
8	6	3	3
8	7	3	3
8	8	4	3
8	9	5	2
8	10	1	5
8	11	2	4
8	12	1	2
9	1	3	5
9	2	4	3
9	3	3	4
9	4	4	4
9	5	2	5
9	6	3	5
9	7	1	2
9	8	3	1
9	9	2	2
9	10	3	4
9	11	3	3
9	12	2	4
10	1	3	4
10	2	3	4
10	3	4	3

10	4	3	4
10	5	3	3
10	6	2	4
10	7	2	2
10	8	4	4
10	9	4	5
10	10	2	2
10	11	2	3
10	12	4	3
11	1	2	3
11	2	2	3
11	3	3	4
11	4	4	4
11	5	3	4
11	6	2	4
11	7	1	3
11	8	1	1
11	9	1	4
11	10	3	4
11	11	3	3
11	12	2	3
12	1	3	3
12	2	4	5
12	3	5	5
12	4	2	5
12	5	4	5
12	6	5	5
12	7	1	2
12	8	5	5
12	9	5	5
12	10	3	5
12	11	2	2
12	12	4	4
13	1	3	5
13	2	4	5
13	3	4	5
13	4	3	5
13	5	1	4
13	6	4	5
13	7	2	3
13	8	2	3
13	9	4	5
13	10	3	5
13	11	3	4
13	12	4	5
14	1	2	4
14	2	4	5
14	3	4	5
14	4	3	5
14	5	4	5

14	6	2	5
14	7	1	1
14	8	5	3
14	9	4	5
14	10	3	5
14	11	4	5
14	12	2	5
15	1	2	4
15	2	4	4
15	3	5	5
15	4	3	3
15	5	2	4
15	6	2	4
15	7	3	2
15	8	5	4
15	9	4	4
15	10	2	3
15	11	3	3
15	12	2	2
16	1	2	2
16	2	4	4
16	3	3	4
16	4	3	3
16	5	4	4
16	6	5	5
16	7	3	2
16	8	1	1
16	9	3	3
16	10	5	5
16	11	4	4
16	12	5	5
17	1	3	5
17	2	2	2
17	3	2	4
17	4	3	4
17	5	4	5
17	6	5	4
17	7	3	2
17	8	1	4
17	9	4	5
17	10	2	4
17	11	1	2
17	12	1	3
18	1	4	4
18	2	3	2
18	3	5	4
18	4	3	4
18	5	4	5
18	6	1	5
18	7	2	3

18	8	2	1
18	9	3	5
18	10	3	4
18	11	1	4
18	12	3	2
19	1	3	3
19	2	1	3
19	3	2	3
19	4	3	4
19	5	2	4
19	6	4	5
19	7	3	2
19	8	2	3
19	9	2	5
19	10	1	3
19	11	1	2
19	12	3	3
20	1	2	5
20	2	1	5
20	3	1	5
20	4	3	5
20	5	3	5
20	6	3	5
20	7	3	5
20	8	2	3
20	9	2	5
20	10	1	4
20	11	1	5
20	12	2	5

Παράρτημα Γ

Λίστα μουσικών κομματιών

The stimuli consist of 12 unrelated songs from different genres. Song information has been provided in Table. Most of the songs did not contain any lyrics, except Song 2 (English), Song 8 (Hindi), and Song 9 (Gujarati).

Song No.	Song Name-Artist	Genre	Duration(sec)	Tempo(BPM)	Duration from Song
1	Trip to the lonely planet- Mark Alow	Deep House	125	121	0:00-2:05
2	Sail-Awolnation	Indie	114	119	0:00-1:54
3	Concept 15-Kodomo	Electronics	132	161	0:00-2:12
4	Aurore - Claire David	New Age	111	-	0:00-1:51

5	Proof- Idiotape	Electronic Dance	124	123	0:00-2:04
6	Glider- Tycho	Ambient	100	126	0:00-1:40
7	Raag Bihag- B.Sivaramakrishna Rao	Hindustani Classical	116	70	0:00-1:56
8	Albela sajan - Ismail Darbar	Indian Semi- Classical	121	194	0:00-2:01
9	Mor Bani Thanghat Kare - Sanjay Leela Bhansali	Indian Folk	126	117	0:00-2:06
10	Fallin - Dr. SaxLove	Soft Jazz	129	197	0:00-2:09
11	Master of Running - Rickeyabo	Goth Rock	113	120	0:00-1:53
12	JB - Nobody.one	Progressive Instrumental Ro	117	146	0:00-1:57