

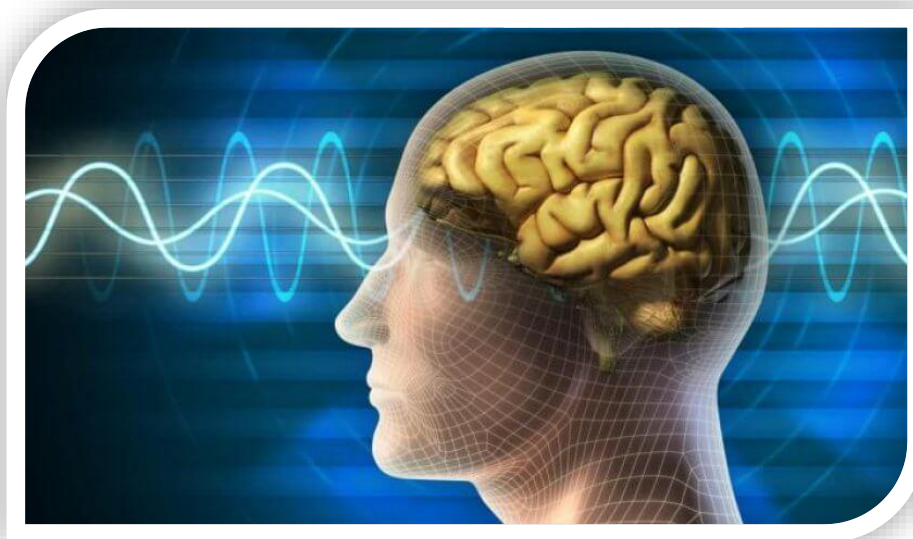
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



Πανεπιστήμιο
Ιωαννίνων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**Αναγνώριση διαφορετικών ειδών μουσικής με χρήση συσκευών
διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή και μεθόδους ταξινόμησης**



Στέφανος Βούζας

Επιβλέπων καθηγητής
Νικόλαος Γιαννακάς

**IDENTIFYING DIFFERENT TYPES OF MUSIC USING
BRAIN TO COMPUTER INTERFACE DEVICES AND
SORTING METHODS**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα //2019

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακέας,

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

2. Μέλος επιτροπής

Αλέξανδρος Τζάλλας,

Επίκουρος Καθηγητής

3. Μέλος επιτροπής

Δημήτριος Δημόπουλος,

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Ο/Η Προϊστάμενος/η του Τμήματος

Ευριπίδης Γλαβάς,

Καθηγητής

© Βούζας, Στέφανος, 2019.

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 πτυχιακή εργασία είναι εξ 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.

Βούζας Στέφανος

Υπογραφή

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου Νικόλαο Γιαννακέα για την καθοδήγηση και την πολύτιμη βοήθεια του ώστε να καταφέρω να ολοκληρώσω την παρούσα πτυχιακή εργασία.

Περίληψη

Σκοπός της παρούσας πτυχιακής εργασίας είναι η αναγνώριση διαφορετικών ειδών μουσικής με χρήση συσκευών διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή και μεθόδους ταξινόμησης. Στο πρώτο μέρος της εργασίας αναφέρεται η φυσιολογία του ανθρώπινου εγκεφάλου η λειτουργία του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος καθώς και ο τρόπος καταγραφής του και η συχνότητες του ανθρώπινου εγκεφάλου. Στην συνέχεια αναφέρεται ο ορισμός των συστημάτων διεπαφής εγκεφάλου - υπολογιστή καθώς και η εφαρμογή τους και τεστ που χρησιμοποιούνται. Στο επόμενο κεφάλαιο αναφέρονται για την μηχανική μάθηση και αλγορίθμους ταξινόμησης. Στα τελευταία κεφάλαια αναφέρεται η υποδομή και η υλοποίηση των πειραμάτων που έγινε στην εργασία καθώς και τα συμπεράσματα των σεναρίων που υλοποιήσαμε. Από τα αποτελέσματα των πειραμάτων φαίνεται ότι πράγματι τα σήματα του εγκεφάλου μπορούν να διαχωριστούν σε αντιστοιχία με το ακουστικό ερέθισμα διαφορετικών ειδών μουσικής, καθώς επιτυγχάνεται ακρίβεια της τάξης του 95% σε ένα πρόβλημα με 8 διαφορετικά είδη μουσικής.

Λέξεις-κλειδιά: Ανθρώπινος εγκεφάλος, Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, Σύστημα διεπαφής εγκεφάλου, Αναγνώριση είδος μουσικής, Μηχανική μάθηση, Μέθοδοι ταξινόμησης

Abstract

The purpose of this dissertation is to identify different types of music using brain-computer interface devices and classification methods. In the first part of the work is mentioned the physiology of the human brain, the function of the electroencephalography as well as the way of recording it and the frequencies of the human brain. The following is the definition of brain-computer interface systems and their application and tests used. In the next chapter we refer to mechanical learning and classification algorithms. The last chapters refer to the infrastructure and the implementation of the experiments done at work as well as the conclusions of the scenarios we have implemented. According to the results of the experiments it seems that brain signals can be classified in correspondence with the acoustic stimulus of different types of music, as 95% accuracy is achieved in a problem with 8 different types of music.

Keywords: Human brain, Electroencephalogram, Brain interface system, Music recognition, Machine Learning, Classification methods.

Περιεχόμενα

Περίληψη	- 8 -
Abstract	- 9 -
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	- 12 -
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	- 14 -
Ο ανθρώπινος εγκέφαλος	- 14 -
1.1 Φυσιολογία εγκεφάλου	- 14 -
1.1.1 ANATOMIA	- 14 -
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ).....	- 16 -
1.2.1 Τρόποι καταγραφής.....	- 16 -
1.2.2 Συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου	- 18 -
1.3 Η επίδραση της μουσικής στον εγκέφαλο.	- 20 -
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.....	- 21 -
Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή (Brain-Computer Interfaces Systems) ...	- 21 -
2.1 Ορισμός – Κατηγοριοποίηση BCI.....	- 21 -
2.2 Τεστς που χρησιμοποιούνται.....	- 25 -
2.3 Παρούσα επιστημονική στάθμιση.....	- 28 -
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	- 30 -
Ευφυείς μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning).....	- 30 -
3.1 Γενικά για μηχανική μάθηση και data mining	- 30 -
3.1.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning)	- 30 -
3.1.2 Κατηγορίες μηχανικής μάθησης	- 31 -
3.1.3 Εξόρυξη δεδομένων (Data Mining)	- 32 -
3.1.4 Κατηγορίες μοντέλων εξόρυξης.....	- 34 -
3.2. Μέθοδοι ταξινόμησης	- 35 -
3.2.1 Ανάλυση κύριων συνιστωσών Linear Discriminant analysis (LDA)	- 36 -
3.2.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)	- 37 -
3.3.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM) ...	- 38 -
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	- 40 -
Υποδομή	- 40 -
4.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv Eroc+)	- 40 -
4.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe.....	- 43 -
4.2.1 Βασικά χαρακτηριστικά του OpenViBE.....	- 43 -
4.2.2 Τύποι χρηστών στην πλατφόρμα OpenViBE.....	- 44 -
4.2.3 WEKA	- 45 -

4.3 Λήψη σήματος από την συσκευή σε πραγματικό χρόνο	46 -
Κεφάλαιο 5	48 -
Υλοποίηση – Αποτελέσματα	48 -
5.1 Σύνολο δεδομένων	48 -
5.2 Σενάρια του πειράματος	48 -
5.3 Υλοποίηση των σεναρίων	51 -
5.4 Αποτελέσματα ταξινόμησης.....	53 -
5.4.1 Αποτελέσματα ταξινόμηση με όλα τα χαρακτηριστικά	53 -
5.4.2 Αποτελέσματα ταξινομήσεις με spectral.....	55 -
Κεφάλαιο 6	57 -
Συμπεράσματα.....	57 -
Βιβλιογραφία.....	59 -

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η αναγνώριση του είδους μουσικής μέσου συστήματος διεπαφής εγκεφάλου – υπολογιστή και μεθόδους ταξινόμησης. Ποιο συγκεκριμένα στην εργασία δημιουργήθηκαν δυο σενάρια με σκοπό την εκπαίδευση του συστήματος BCI και την εύρεση του ποιου βέλτιστου αλγόριθμου ταξινόμησης.

Στο πρώτο κεφάλαιο αναλύεται η φυσιολογία του ανθρωπίνου εγκεφάλου καθώς και η ανατομία του. Επιπλέον στο κεφάλαιο αυτό αναλύεται η καταγραφή του σήματος του εγκεφάλου και η συχνότητες του μέσου του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος και τέλος η επίδραση της μουσικής στον εγκέφαλο.

Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται αναφορά για τα συστήματα διεπαφής εγκεφάλου – υπολογιστή. Συγκεκριμένα αναφέρουμε τον ορισμό τους καθώς και την κατηγοριοποίηση τους σε Εξαρτώμενα και μη εξαρτώμενα, Εξωγενή και ενδογενή, Σύγχρονα και ασύγχρονα και σε Επεμβατικά και μη επεμβατικά. Επίσης αναφέρετε τα τεστ που χρησιμοποιούνται όπως P300, ανοιχτά κλειστά ματιά και αγαπημένο τραγούδι καθώς και επιστημονικής στάθμες.

Στην συνέχεια στο τρίτο κεφάλαιο περιγράφουμε γενικά για την μηχανική μάθηση. Ποιο συγκεκριμένα περιγράφουμε τις κατηγορίες της μηχανικής μάθηση όπως Εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, Μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση και Ενισχυμένη μάθηση καθώς και για το Data mining. Επιπλέον περιγράφουμε τους αλγόριθμους ταξινομήσεις Linear Discriminant analysis (LDA), Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron) και Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM) που χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα της εργασίας.

Στο τέταρτο κεφάλαιο περιγράφουμε το υλικό και τα προγράμματα που χρειαστήκαν για να πραγματοποιήσουν τα πειράματα. Συγκεκριμένα περιγράφουμε τα χαρακτηριστικά της φορητής συσκευής τις Emotiv το EmotivEpoс+ καθώς και τα βασικά χαρακτηριστικά του προγράμματος OpenVibe όπου με την βοήθεια του λάβαμε τα δεδομένα για τα πειράματα. Επίσης με την βοήθεια του OpenVibe υλοποιήσαμε τα σενάρια της εργασίας μας. Τέλος του κεφαλαίου αναφέρουμε το πρόγραμμα WEKA.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζουμε την υλοποίηση και τα αποτελέσματα από τα πειράματα της εργασίας. Ποιο συγκεκριμένα αναφέρουμε σύνολο των δεδομένων, τα δυο

σενάριο της πτυχιακής εργασίας καθώς και την υλοποίηση τους. Τέλος του κεφαλαίου παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα της εργασίας.

Τελευταίο κεφάλαιο αναφέρονται τα συμπεράσματα από τα αποτελέσματα των σεναρίων της εργασίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

1.1 Φυσιολογία εγκεφάλου

Ο εγκέφαλος αποτελεί το σπουδαιότερο όργανο όλων των ζωντανών οργανισμών. Τα αισθητικά ερεθίσματα λαμβάνονται διαμέσου κεντρομόλων νευρών και καταχωρούνται ως αισθήσεις, που είναι η βάση της αντίληψης. Αποτελεί την έδρα της συνείδησης, της σκέψης, της μνήμης, της λογικής, της κρίσης και του συναισθήματος. Τα κινητικά ερεθίσματα μεταβιβάζονται διαμέσου φυγόκεντρων νευρών στους μυς και τους αδένες, εκλύοντας τις δραστηριότητες. Μέσω αντανακλαστικών κέντρων διατηρείται ο αυτόματος έλεγχος των δραστηριοτήτων του σώματος. Τα πιο κύρια αντανακλαστικά κέντρα είναι το καρδιακό, το αγγειοκινητικό και το αναπνευστικό κέντρο στον προμήκη μυελό, τα οποία ρυθμίζουν την κυκλοφορία και την αναπνοή. Για τον άνθρωπο, αποτελεί και τη βάση όλων των ψυχικών του λειτουργιών [2].

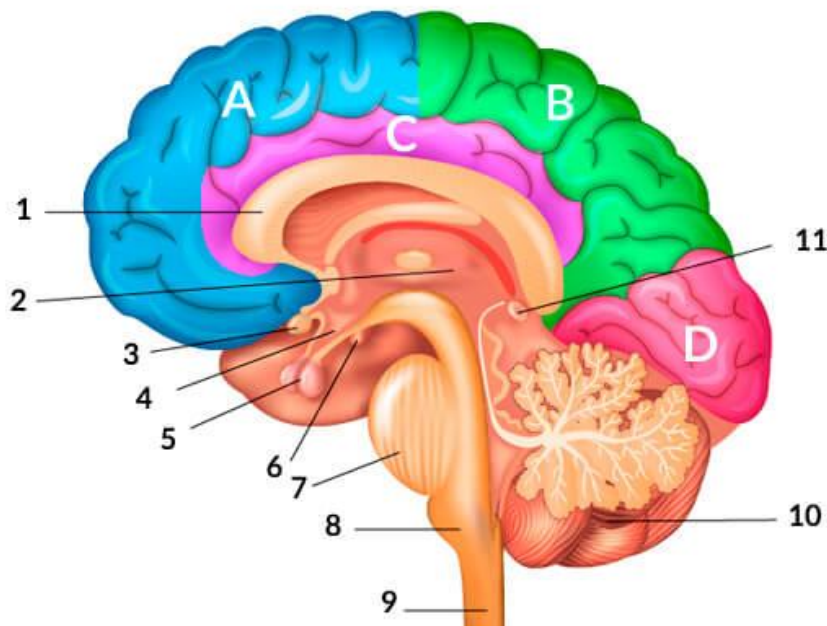
1.1.1 Ανατομία

Ο εγκέφαλος, αποτελείται από φλοιώδεις και υποφλοιώδεις δομές. Οι φλοιώδεις δομές ή εγκεφαλικός φλοιός διαιρούνται σε διαφορετικούς λοβούς: μετωπικός (Α), βρεγματικός (Β), κροταφικός (C), ινιακός (D), χρονικός και νήσος του Reil (αυτά τα δύο είναι κρυμμένες στην εικόνα). Επιπλέον, αυτοί οι λοβοί χωρίζονται στη μέση σε δύο ημισφαίρια: το δεξί και το αριστερό. Οι υποφλοιώδεις δομές αναφέρονται σε εκείνες που είναι κάτω από τον εγκεφαλικό φλοιό, όπως ο μεσολόβιος (1) που συνδέει τα δύο ημισφαίρια, ο θάλαμος (2), τα βασικά γάγγλια, η αμυγδαλή, ο ιππόκαμπος και οι θηλοειδείς προεξοχής φορείς (6). Ο εγκέφαλος είναι υπεύθυνος για την ενσωμάτωση όλων των πληροφοριών που λαμβάνονται από τα αισθητήρια όργανα και οργανώνουν μια απάντηση. Ελέγχει τις κινητικές

λειτουργίες, τις συναισθηματικές και όλες τις ανώτερες γνωστικές λειτουργίες: τον συλλογισμό, την συναισθηματική έκφραση, τη μνήμη, τη μάθηση.

Παρεγκεφαλίτιδα (10): Είναι το δεύτερο μεγαλύτερο όργανο του εγκεφάλου και εμπλέκεται στον ορθοστατικό έλεγχο και την κυκλοφορία κυρίως, αλλά εκτελεί επίσης ορισμένες γνωστικές λειτουργίες. Υποθάλαμος (4) και υπόφυση (5), υπεύθυνοι για τις σπλαχνικές λειτουργίες όπως η ρύθμιση της θερμοκρασίας του σώματος και βασικές συμπεριφορές όπως η διατροφή, η σεξουαλική απόκριση, η αναζήτηση ευχαρίστησης, η επιθετική απόκριση. Η επίφυση (11): είναι υπεύθυνη (μεταξύ άλλων σπλαχνικών λειτουργιών) για το συγχρονισμό της απελευθέρωσης της μελατονίνης ορμόνης και τη ρύθμιση του ύπνου/εγρήγορσης, για το οποίο συντονίζεται με το οπτικό χιάσμα (3). Το εγκεφαλικό στέλεχος αποτελείται από το νωτιαίο μυελό (9), το μυελό (8), την προεξοχή (7) και τον μεσεγκέφαλο. Το εγκεφαλικό στέλεχος ελέγχει τις αυτόματες λειτουργίες, όπως η πίεση του αίματος ή ο καρδιακός ρυθμός, τις κινήσεις των άκρων και τις σπλαχνικές λειτουργίες, όπως η πέψη ή η ούρηση.

Το βάρος του εγκεφάλου και του νωτιαίου μυελού ανέρχεται περίπου σε 1350-1400 γρ., εκ των οποίων το 2% αποτελεί το βάρος του νωτιαίου μυελού. Η παρεγκεφαλίδα αντιπροσωπεύει περίπου το 85% του βάρους του εγκεφάλου.[1]



Εικόνα 1- Τμήματα του ανθρώπινου εγκεφάλου

1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ)

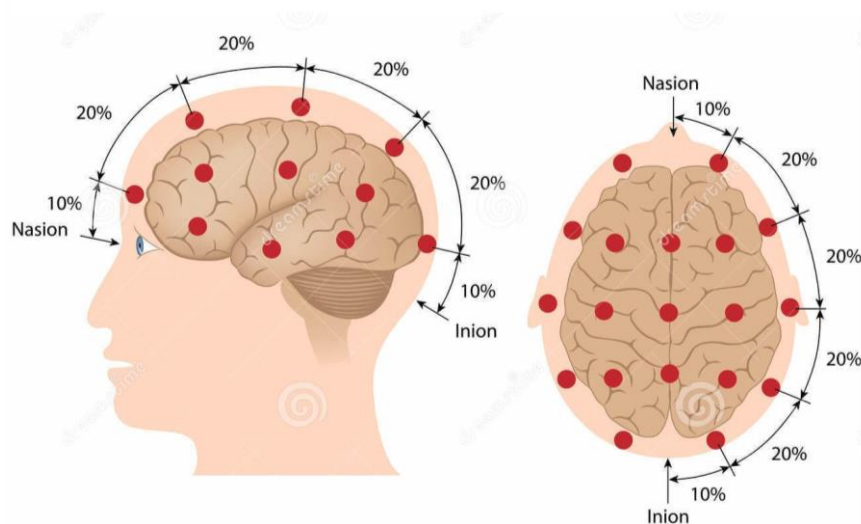
Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ) είναι ένα διαγνωστικό μέσο με το οποίο γίνεται η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Η άποψη που είναι η πιο συχνή είναι ότι τα ηλεκτρικά σήματα που μετράμε είναι αποτέλεσμα της ηλεκτρικής δραστηριότητας των πυραμοειδών νευρικών κυττάρων και αυτό διότι είναι πιο κοντά στον φλοιό. Αυτή η καταγραφή γίνεται με την προσαρμογή ηλεκτροδίων στην επιφάνεια του δέρματος του κρανίου. Τα ηλεκτρόδια εντοπίζουν τις ηλεκτρικές ώσεις και στη συνέχεια με τη βοήθεια των καλωδίων τους μεταφέρουν αυτά τα σήματα στον ηλεκτροεγκεφαλόγραφο. Εκεί γίνεται η μεγέθυνση τους κατά περίπου ένα εκατομμύριο φορές και στη συνέχεια πραγματοποιείται η καταγραφή τους στο χαρτί. Η καταγραφή αυτή είναι το εγκεφαλογράφημα. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα χρησιμοποιείται κυρίως για τη διάγνωση της επιληψίας αν και μπορεί να εντοπίσει και άλλες διάχυτες και εστιακές βλάβες στον εγκέφαλο, οι οποίες μπορεί να εμπλέκονται στην ηλεκτρική του δραστηριότητα [3-7].

1.2.1 Τρόποι καταγραφής

Στα σημεία της επιφανείας του κρανίου όπου θα τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια θα πρέπει να καθαριστεί καλά με οινόπνευμα για να επιτύχουμε χαμηλή αντίσταση επαφής. Στη συνέχεια τοποθετείται στο σημείο που θα ακουμπήσουν τα ηλεκτρόδια αγωγήμη κρέμα, η οποία συμβάλλει στο να μειωθεί η αντίσταση της επαφής σε επίπεδα μικρότερα των 10 KΩ [8-9].

Έτσι το ηλεκτρόδιο έρχεται σε άμεση επαφή με τον ηλεκτρολύτη που χρησιμοποιείτε. Οπότε οι ιστοί του εγκεφάλου παράγουν ρεύμα ιόντων, το οποίο μετατρέπεται από τα ηλεκτρόδια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε ηλεκτρικό ρεύμα. Στη συνέχεια, το ρεύμα αυτό μεταφέρεται στο σύνολο των προ ενισχυτών του ηλεκτροεγκεφαλογραφικού συστήματος. Ο τύπος του μετάλλου των ηλεκτροδίων μπορεί να καθορίσει τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά τους. Συνήθως στα ηλεκτρόδια χρησιμοποιείται άργυρος-χλωριούχος άργυρος (Ag-AgCl) ενώ τα ηλεκτρόδια που τοποθετούνται στην επιφάνεια του κρανίου μπορούν να χρησιμοποιηθούν ξανά. Μεγάλο ρολό έχει και ο τρόπος που θα τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια επηρεάζει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του σήματος του ΗΕΓ όπως είναι το πλάτος του, η φάση και η συχνότητα του. Έτσι, τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται σε περιοχές μετωπιαίες, κροταφικές, πλευρικές και ινιακές. Σύμφωνα με την παγκόσμια ομοσπονδία

ενώσεων ΗΕΓ, το πιο συχνά χρησιμοποιούμενο σύστημα για την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων, είναι το 10-20. Το σύστημα αυτό αναφέρεται στην επιλογή του 20% της αποστάσεως ανάμεσα στα δύο αυτιά ως την απόσταση μεταξύ δύο οποιονδήποτε ηλεκτροδίων και στην επιλογή του 10% της αποστάσεως ανάμεσα στα δύο αυτιά ως την απόσταση από το ένα αυτί ως το κοντινότερο προς αυτό ηλεκτρόδιο. Επιπλέον οι απαγωγές τοποθετούνται στους λοβούς των αυτιών καθώς και σε θέσεις κοντά στα μάτια. Τα ηλεκτρόδια που τοποθετούνται στους λοβούς ή πίσω από το αυτί είναι τα ηλεκτρόδια αναφοράς και τα μετρούμενα δυναμικά σε ένα σημείο της δερματικής επιφάνειας του κρανίου υπολογίζονται ως η διαφορά δυναμικού μεταξύ του σημείου αυτού και των λοβών, οι οποίοι εξαιτίας του γεγονότος ότι διαπερνιούνται από μικρό αριθμό νευρών και έχουν χαμηλή αιμάτωση, εμφανίζουν ιδιαίτερα σταθερό και χαμηλό δυναμικό.



Εικόνα 2 - Διάταξη των ηλεκτροδίων

Για την καταγραφή ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος υπάρχουν δύο τεχνικές που εφαρμόζονται, η μονοπολική και η διπολική.

Στην μονοπολική ένας ακροδέκτης από κάθε ενισχυτή συνδέεται με το ίδιο ηλεκτρόδιο και όλα τα άλλα ηλεκτρόδια λαμβάνουν μετρήσεις με αυτό το κοινό ηλεκτρόδιο. Το κεντρικό ηλεκτρόδιο τοποθετείται σε σημείο όπου χωρίζει το κρανίο σε δύο συμμετρικά μέρη ή σε περιοχές που εικάζεται ότι δεν σχετίζονται με εγκεφαλική λειτουργία.

Αντίθετα στην διπολική και οι δύο ακροδέκτες κάθε ενισχυτή συνδέονται με ηλεκτρόδια τα οποία βρίσκονται πάνω σε εγκεφαλικές περιοχές όπου θα παρουσιάσουν ερεθίσματα όπου

αναφέρετε ότι αντιστοιχούν σε ενεργά σημεία. Τα ηλεκτρόδια συνδέονται σειριακά σε ισάριθμους ενισχυτές [7-9].

1.2.2 Συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου

Τα εγκεφαλικά κύματα είναι το αποτέλεσμα της ηλεκτρικής δραστηριότητας στον εγκεφάλου. Τα κύματα αυτά διακρίνονται σε τέσσερις βασικές ομάδες κυμάτων οι οποίες είναι η ΒΗΤΑ, ΑΛΦΑ, ΘΗΤΑ και ΔΕΛΤΑ. Η μέτρηση τους γίνεται ανάλογα με την ταχύτητα που έχουν οι ηλεκτρικοί τους παλμοί, δηλαδή ανάλογα με τη συχνότητα τους, αλλά και ανάλογα με το εύρος και τη δύναμη τους. Επιπλέον με την καταγραφή των ΗΕΓ έχει καταγραφεί ότι υπάρχει ακόμα μια ομάδα κυμάτων η ΓΑΜΑ.

Αλφα: Πρόκειται για ηλεκτρομαγνητικές ταλαντώσεις με συχνότητα 8 – 13 Hz. Ο α-ρυθμός εντοπίζεται κυρίως στον ινιακό λοβό ενώ είμαστε σε μια χαλάρωση κατάσταση και με τα μάτια κλειστά, με αυτόν τον τρόπο αντιπροσωπεύει κατά κάποιο τρόπο τη απουσία δραστηριότητας του οπτικού φλοιού από εξωτερικούς ερεθισμούς. Έπειτα, ενεργοποιείται με το κλείσιμο των ματιών και την χαλάρωση και διακόπτεται με το άνοιγμα των ματιών ή την προειδοποίηση από οποιοδήποτε μηχανισμό όπως σκέψεις, αριθμητικούς υπολογισμούς, αγνώστους ήχους ή άγχους. Ο ρυθμός αυτός είναι λιγότερο ή περισσότερο συμμετρικός μεταξύ των ημισφαιρίων αλλά συχνά είναι μεγαλύτερου πλάτους στο μη κυρίαρχο ημισφαίριο.

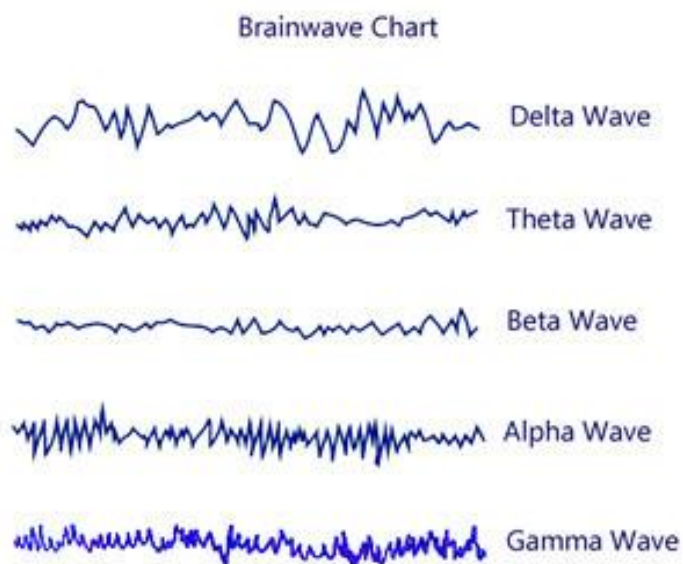
Βήτα: Με τον όρο αυτό χαρακτηρίζεται η εγκεφαλική ηλεκτρομαγνητική δραστηριότητα που καταγράφεται σε συχνότητες από 13 Hz έως και 30 Hz και εμφανίζεται όταν είμαστε ξύπνιοι σε κατάσταση φυσιολογικής εγρήγορσης. Ποικίλει σημαντικά σε πλάτος και το μέγιστος πλάτος παρατηρείται συνήθως στις εμπρόσθιες κεντρικές περιοχές του εγκεφάλου, αλλά μπορεί να είναι και περισσότερο εκτεταμένος. Τα πλάτη του σε διάφορες συχνότητες περιοχές έχουν συχνά συσχετιστεί με λειτουργίες όπως η νοητική συγκέντρωση και η σκέψη σε καταστάσεις άγχους. Η εμφάνιση του β-ρυθμού επηρεάζεται επίσης από παθολογικούς παράγοντες και από τη χρήση φαρμάκων.

Δέλτα: Πρόκειται για σήμα πλάτους ($\approx 75 \mu V$) και χαμηλής συχνότητας από 0.5Hz - 4 Hz με ηλεκτρομαγνητικές ταλαντώσεις που καταγράφονται στους ενήλικες κατά τα στάδια του βαθύ ύπνου ενώ σε κατάσταση εγρήγορσης μόνο σε νεογέννητα έως το δεύτερο έτος της

ηλικίας τους. Αυτά τα σήματα είναι αρκετά δύσκολο να τα διαχωρίσεις διότι οι μεγάλες κινήσεις των μυών του λαιμού ή ακόμη και της κάτω γνάθου βρίσκονται πολύ κοντά στην επιφάνεια του δέρματος και δημιουργούν μεγάλα σήματα. Για να αποφύγουμε αυτά τα σήματα ανακαλύψαμε απλές τεχνικές αναλύσεις σημάτων.

Θήτα: Ο ρυθμός θήτα έχει συχνότητες 4Hz-8Hz και είναι συνήθως εμφανής σε ενήλικες που δεν κοιμούνται. Επίσης εμφανίζεται σε παιδιά που βρίσκονται σε κατάσταση υπνηλίας, διαλογισμού ακόμα και σε δημιουργικές σκέψης. Τα σήματα αυτά εντοπίζεται κύριος στην κεντρική και κροταφική περιοχή και η κατανομή τους θα πρέπει να είναι συμμετρική. Η παρατήρησή του είναι επίσης πιθανή σε περιπτώσεις εγκεφαλικής βλάβης και σε παθολογικές καταστάσεις όπως η επιληψία. Τέλος η συχνότητα ΘΗΤΑ εμπλέκεται στην εξισορρόπηση ανάμεσα στο συμπαθητικό και το παρασυμπαθητικό νευρικό σύστημα.

Γάμα: Η συχνότητα γάμα έχει συχνότητα 30Hz -80Hz και παρατηρείτε όταν ο εγκέφαλο βρίσκεται σε εγρήγορσης. Η δραστηριότητα τύπου γάμα έχει σχετιστεί με την εστιασμένη εγρήγορση, την κίνηση, τη σωματοαισθητική αντίληψη και πρόβλεψη, ενώ υπάρχει η άποψη ότι ο συγχρονισμός στις συχνότητες γάμα είναι σημαντικός για το συσχετισμό στο χρόνο των αισθητικών ερεθισμάτων.[8-9]



Εικόνα 3 – Εγκεφαλικά κύματα.

1.3 Η επίδραση της μουσικής στον εγκέφαλο.

Η μελέτη της αντίληψης της μουσικής είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα πολυεπιστημονικής έρευνας. Η μελέτη αυτή αποτελείται από τρεις μεγάλες κατηγορίες, την αντίληψη μουσικών τόνων, την ερμηνεία της ακουστικής πληροφορίας που είναι σχετική με τη μουσική και την συναισθηματική απόκριση σε μουσικά ερεθίσματα. Τα τελευταία χρόνια έχουν πραγματοποιηθεί διάφορες μελέτες και στις τρεις αυτές κατηγορίες, όπου σημειώθηκε στη γενικότερη κατανόηση των λειτουργιών του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Η ακουστική πληροφορία μεταφράζεται σε νευρωνική δραστηριότητα στον κοχλία και σταδιακά μετατρέπεται στο στέλεχος του εγκεφάλου. Αυτή η επεξεργασία επιτρέπει την καταγραφή των ακουστικών σημάτων στο επίπεδο του άνω δίδυμου κοχλία και το θάλαμο. Από τον θάλαμο, η πληροφορία προβάλλεται κυρίως στον ακουστικό φλοιό. Όταν διεγερθεί ο θάλαμος, δραστηριοποιεί το φλοιό του εγκεφάλου, ο οποίος με τη σειρά του εκπέμπει ερεθίσματα στον θάλαμο, οπότε δημιουργείται ένα κύκλωμα δονήσεων που ενισχύεται όσο διαρκεί η μουσική. Μέσα στον εγκέφαλο ο θάλαμος, ο υποθάλαμος, η παρεγκεφαλίδα και τα εγκεφαλικά ημισφαίρια, παίζουν ενεργό ρόλο στην επεξεργασία των μουσικών τόνων και των ρυθμών, μετατρέποντάς τους σε αναγνωρίσιμες μουσικές δομές και προσδίδοντάς τους διανοητικό και συναισθηματικό νόημα. Ο υποθάλαμος που συνδέεται μέσω νευρικών οδών με το θάλαμο, ρυθμίζει το μεταβολισμό, τον ύπνο, την αφύπνιση και άλλες σωματικές λειτουργίες. Μέσω αυτού, τα ερεθίσματα της μουσικής μεταφέρονται στα άλλα εγκεφαλικά κέντρα.

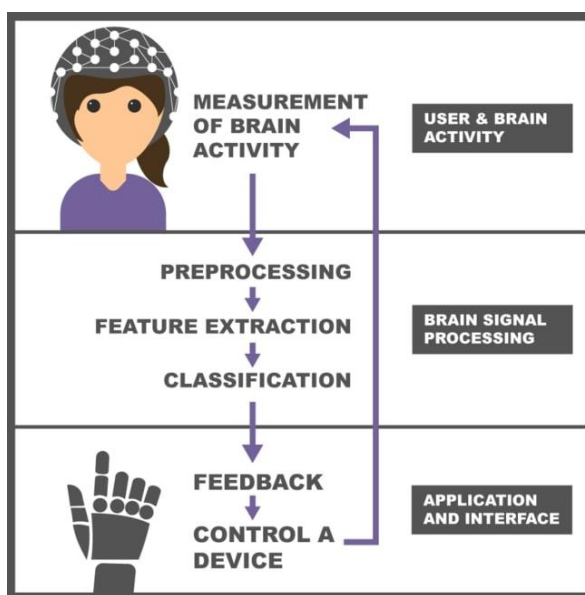
Μελέτες έχουν δείξει ότι οι επαγγελματίες μουσικοί, οι οποίοι έχουν μια μουσική αντίληψη εμφανίζουν στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα πιο ευρείες και συγχρονισμένες ταλαντώσεις στα κομμάτια μουσικής που προτιμούν. Αντίθετα, άνθρωποι χωρίς μια βασική μουσική εκπαίδευση προτιμούν περισσότερο επαναλαμβανόμενη μουσική με λιγότερες μεταβολές. Το αποτέλεσμα αυτό ενισχύει την αντίληψη ότι η πιο σύνθετη μουσική όπως η κλασική μουσική η οποία έχει περισσότερες αλλαγές στην εξέλιξη της αρμονίας και του ρυθμού, ενεργοποιεί περισσότερες ανεξάρτητες ομάδες κυττάρων σε περιοχές του εγκεφάλου σε ανθρώπους με μουσική εκπαίδευση. Αντιθέτως, άνθρωποι με προτίμηση σε λιγότερο σύνθετη μουσική, εμφανίζουν μια πιο επαναλαμβανόμενη, δραστηριότητα λιγότερων ομάδων. Δηλαδή η σύνθετη μουσική παράγει σύνθετη εγκεφαλική δραστηριότητα και η πιο απλή μουσική διεγείρει πιο μικρή εγκεφαλική δραστηριότητα [10-11].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή (Brain-Computer Interfaces Systems)

2.1 Ορισμός – Κατηγοριοποίηση BCI

Σύστημα διεπαφής εγκεφάλου (BCI) είναι η διεπαφή εγκεφάλου-υπολογιστή είναι ένα σύστημα επικοινωνίας που δεν εξαρτάται από τις φυσιολογικές φυγόκεντρες εγκεφαλικές οδούς προς τους περιφερειακούς νευρώνες και μύες. Με λίγα λόγια είναι ένα σύστημα που άνθρωποι με κινητικά προβλήματα μπορούν και στέλνουν εντολές σε ηλεκτρικές συσκευές μόνο με την εγκεφαλική δραστηριότητα. [12-15]



Εικόνα 4- Αναπαράσταση συστήματος BCI

Στα συστήματα BCI θα πρέπει να υπάρχουν τέσσερα βασικά χαρακτηριστικά. Το πρώτο αφορά την καταγεγραμμένη δραστηριότητα του εγκεφάλου που πρέπει να μετρηθεί άμεσα δυναμικά ή όχι. Το δεύτερο και το τρίτο αφορά τη λειτουργία του ίδιου του BCI που πρέπει να παρέχει ανατροφοδότηση στον χρήστη και αυτό πρέπει να γίνεται σε πραγματικό χρόνο.

Το τελευταίο χαρακτηριστικό είναι ότι ο χρήστης πρέπει να είναι πρόθυμος να εκτελέσει ένα ψυχικό έργο προκειμένου να επιτύχει συγκεκριμένο στόχο με το BCI.[12]

Σε ένα τυπικό σύστημα BCI υπάρχουν συγκεκριμένα στάδια επεξεργασίας που είναι απαραίτητα για το BCI τα οποία είναι.

- **Καταγραφή εγκεφάλων:** Το σήμα πρέπει να προέρχεται από τον εγκέφαλο χρησιμοποιώντας μια επεμβατική ή μη επεμβατική μέθοδο.
- **Επεξεργασία σήματος:** Οι εγγραφές του εγκεφάλου επεξεργάζονται ως ακατέργαστα σήματα όπου εφαρμόζονται διάφορες τεχνικές επεξεργασίας ψηφιακού σήματος, όπως φιλτράρισμα ζώνης και άλλες πολλές.
- **Αναγνώριση προτύπου:** Κατά τη διάρκεια αυτού του σταδίου χρησιμοποιούνται τα πρότυπα της εισόδου προκειμένου να δημιουργηθεί ένα σήμα ελέγχου. Χρησιμοποιούνται συνήθως τεχνικές μάθησης μηχανής.
- **Αισθητική ανατροφοδότηση:** Το σήμα ελέγχου που παρήχθη στο προηγούμενο στοιχείο χρησιμοποιείται για να αλλάξει την τρέχουσα κατάσταση του BCI. Ο χρήστης συνήθως αντιλαμβάνεται αυτήν την αλλαγή με διάφορες εσθίσεις όπως βλέποντας, ακούγοντας, αισθάνοντας. Η αλληλοεπίδραση μπορεί επίσης να σταλεί κατευθείαν στον εγκέφαλο μέσω διεγέρσεων.
- **Επεξεργασία σημάτων για διέγερση:** Προκειμένου να διεγερθεί μια συγκεκριμένη περιοχή του εγκεφάλου, πρέπει πρώτα να συνθέσουμε μια εγκεφαλικά δραστηριότητα που να αντιστοιχεί στον επιθυμητό τύπο ερεθισμάτων
- **Ερεθισμός εγκεφάλου:** Το σήμα διέγερσης παρέχεται στον εγκέφαλο χρησιμοποιώντας διάφορες μεθόδους. [12]

Κατά τη διάρκεια ανάπτυξης ενός συστήματος BCI με βάση τους στόχους σχεδιασμού του κατηγοριοποιούνται σε: εξαρτώμενα και μη εξαρτώμενα, εξωγενή και ενδογενή, σύγχρονα και ασύγχρονα και τέλος επεμβατικά και μη επεμβατικά συστήματα.

Εξαρτώμενα και μη εξαρτώμενα

Όταν τα συστήματα BCI λειτουργούν συμπληρωματικά για την παραγωγή εγκεφαλικών σημάτων, ονομάζονται εξαρτώμενα συστήματα. Για παράδειγμα ένα τέτοιο σύστημα είναι όταν ο ένας χρήστης παρατηρεί μία οθόνη στην οποία εμφανίζεται ένας πίνακας με

γράμματα, όπου ανά χρονικά διαστήματα ένα γράμμα αναβοσβήνει. Όταν ο χρήστης κοιτάζει επίμονα το γράμμα που αναβοσβήνει, καταγράφονται στον οπτικό φλοιό του εγκεφάλου του όλα τα γράμματα του πίνακα. Το γράμμα με το μεγαλύτερο δυναμικό, είναι αυτό που ο χρήστης παρατηρούσε κάθε φορά. Δηλαδή η καταγραφή του δυναμικού αποτελεί ένα σήμα, το οποίο εξαρτάται από την κατεύθυνση του βλέμματος. Αντίθετα, ένα μη εξαρτώμενο σύστημα BCI δε λειτουργεί συμπληρωματικά και δε συμμετέχει στη παραγωγή σημάτων. Για παράδειγμα, ε το συστήματος P300, τα εγκεφαλικά σήματα που καταγράφονται προέρχονται αποκλειστικά και μόνο από την απόφαση του χρήστη. [13]

Εξωγενή και ενδογενή

Στα συστήματα BCI ανάλογα με τη καταγραφή του σήματος μπορούν να διαχωριστούν σε ενδογενή και εξωγενή. Εξωγενή ονομάζονται τα συστήματα BCI των οποίων τα εγκεφαλικά σήματα εισόδου βασίζονται σε εξωτερικά ερεθίσματα. Τέτοιου είδους εγκεφαλικά σήματα είναι αυτά που προκαλούνται από ακουστικά, οπτικά και σωματοαισθητικά ερεθίσματα. Τα πλεονεκτήματα τέτοιων σημάτων είναι ότι είναι σχετικά εύκολα ανιχνεύσιμα με αποτέλεσμα να μην απαιτείται μεγάλη δεξιότητα από τον χρήστη και μεγάλο αριθμό ηλεκτροδίων. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα ο χρήστης να βρίσκεται συνέχεια σε εγρήγορση για εξωτερικά ερεθίσματα με αποτέλεσμα να προκαλεί κόπωση μετρά από κάποιο χρονικό διάστημα. Στα ενδογενή συστήματα BCI δεν βασίζονται σε εξωτερικά ερεθίσματα αλλά στους ρυθμούς των εγκεφαλικών σημάτων. Σε τέτοια συστήματα ο χρήστης θα χρειαστεί να εξασκηθεί στην ικανότητα ελέγχου και παραγωγής συγκεκριμένων μοτίβων εγκεφαλικών σημάτων, όπως είναι η πρόθεσης για κίνηση κάποιου συγκεκριμένου άκρου. Με αυτό να έχει σαν αποτέλεσμα να είναι δύσκολο η χρήση ενός τέτοιου συστήματος χωρίς την απαραίτητη εκπαίδευση, αλλά ταυτόχρονα δίνει την ελευθερία στον χρήστη να ελέγχει πλήρως το σύστημα χωρίς να εξαρτάται από κανένα εξωτερικό ερέθισμα. Για να υλοποιηθούν τέτοια συστήματα χιάζετε μεγάλο αριθμό ηλεκτροδίων με αποτέλεσμα να χιάζετε ποιο περιπλοκή σχεδίαση για την ακρίβεια του συστήματος.

Σύγχρονα και ασύγχρονα

Η ανάλυση των εγκεφαλικών σημάτων στα σύγχρονα συστήματα BCI, πραγματοποιείται σε προκαθορισμένες χρονικές περιόδους. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα αυτών των συστημάτων, είναι η σχεδίαση και η αξιολόγηση του σήματος, λόγω της δυνατότητας ελέγχου της καταγραφής του σήματος και ότι το υπολογιστικό σύστημα αγνοεί τα σήματα

που δεν είναι στους χρόνους καταγραφής. Αντίθετα τα ασύγχρονα συστήματα BCI, αναλύουν κάθε καταγραφή με στόχο την ύπαρξη ενός φυσικού μοντέλου. Έτσι ο προκαθορισμένος χρόνος καταγραφής του σήματος, δίνει στον χρήστη την επιλογή να έχει μεγαλύτερο έλεγχο του σήματος.

Επεμβατικά και μη επεμβατικά

Τα συστήματα BCI μπορούν να θωρηθούν επεμβατικά και μη επεμβατικά ανάλογα με τον τρόπο που εξάγουν τα σήματα του εγκεφάλου. Στα επεμβατικά συστήματα BCI, τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται εσωτερικά του κρανίου με επεμβατικές χειρουργικές μεθόδους. Στις επεμβατικές μεθόδους, τα ηλεκτρόδια εμφυτεύονται ενδοεγκεφαλικά, πάνω στον φλοιό του εγκεφάλου, όπου βρίσκονται τα σώματα των νευρώνων, με αποτέλεσμα η ποιότητα του εγκεφαλικού σήματος να είναι εξαιρετική. Ωστόσο, σε τέτοιου είδους επεμβάσεις υπάρχουν σοβαροί κίνδυνοι επιπλοκών, τόσο κατά την διάρκεια, όσο και μετά την επέμβαση, οι οποίοι περιορίζουν για την ώρα την χρήση τους μόνο σε πειραματικό στάδιο και κυρίως σε ζώα. Όπως αναφέρθηκε επειδή ακόμα υπάρχουν κίνδυνος για επιπλοκές, έχουν αναπτυχθεί ημιεπεμβατικές μέθοδοι, στις οποίες τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται επί της σκληράς μήνιγγας ή κάτω από αυτήν. Τα πλεονεκτήματα τέτοιων μεθόδων είναι η αποφυγή των επιπλοκών που παρουσιάζει μια πλήρως επεμβατική μέθοδος, αλλά και η ποιότητα των εγκεφαλικών σημάτων, η οποία είναι μεν μειωμένη, αλλά παραμένει σε υψηλά επίπεδα. Οι μη επεμβατικές είναι οι μέθοδοι που για να πραγματοποιηθούν, δεν χιάζετε οποιαδήποτε να γίνει η επέμβαση στον εγκέφαλο ή στο κρανίο. Στις μη επεμβατικές μεθόδους, τα εγκεφαλικά σήματα καταγράφονται μέσω εγκεφαλογραφήματος, όπου τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στην εξωτερική πλευρά του κρανίου. Τα μη επεμβατικά συστήματα είναι πολύ πιο εύχρηστα, ασφαλή και οικονομικά, αλλά εύχου ποιο χαμηλή ανάλυση σήματος από τα επεμβατικά. Επιπρόσθετα, διάφορα άλλα σήματα, όπως ηλεκτρομυογράφημα, καταγράφονται εσφαλμένα από τα ηλεκτρόδια, κάτι που ενδέχεται να δυσχεραίνει την ανάγνωση των χρήσιμων εγκεφαλικών σημάτων. Στο μέλλον είναι πολύ δύσκολο να υπάρξουν μη επεμβατικές μέθοδοι για καταγραφή εγκεφαλικών σημάτων με μεγαλύτερη ανάλυση από την σημερινή, έτσι πολλοί ερευνητές ισχυρίζονται ότι ο χρήστης για να έχει μεγαλύτερη ελευθέρια κινήσεων, αυτό θα είναι δυνατή μόνο με επεμβατικές μεθόδους.[12]

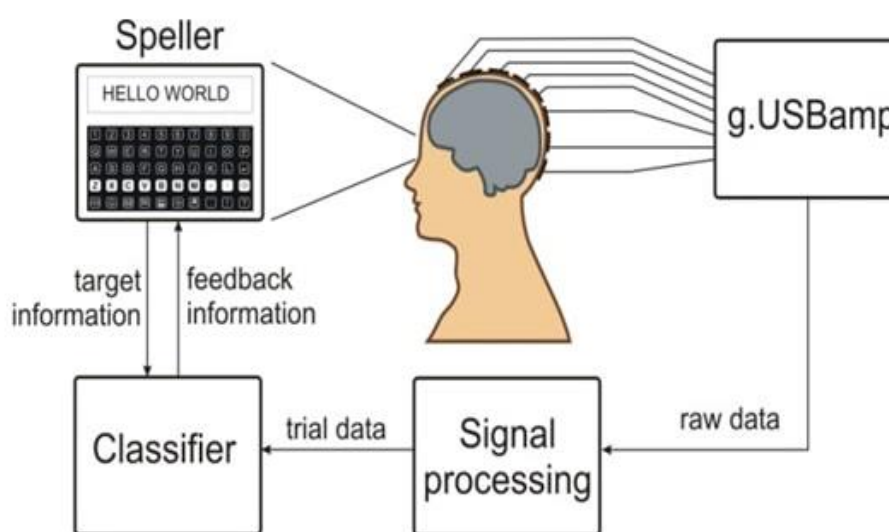
2.2 Τεστ που χρησιμοποιούνται

Ανοιχτά κλειστά μάτια

Για να μπορέσουμε να χρησιμοποιήσουμε το τεστ ανοικτά και κλειστά ματιά και να ανιχνεύσουμε την δραστηριότητα τους θα χρειαστεί να γίνει η ρύθμιση ενός περιβάλλοντος εργασίας το οποίο να εμπεριέχει την συσκευές EEG και υπολογιστές εγκατεστημένους με τα απαιτούμενα λογισμικά. Οι συσκευές EEG τοποθετούνται στους εγκεφάλους των χρηστών. Αυτές οι συσκευές διαθέτουν μεγάλο αριθμό ηλεκτροδίων τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί για τις λήψεις όλων των σημάτων από τον εγκέφαλο. Το σύνολο των ηλεκτροδίων έχουν τοποθετηθεί με βάση το σύστημα με διεθνή εφαρμογή από δέκα έως είκοσι εγκεφαλικούς λοβούς. Κάθε λοβός είναι μετωπικός (F), βρεγματικός (P), κεντρικός (C), ινιακός (O) και χρονικός (T). Το σύνολο αυτών έχει υποβληθεί σε επισημάνση με αρίθμηση από το 1 μέχρι το 8, εντός αριθμητικών ηλεκτροδίων, είναι 2, 4, 6 και 8 που λειτουργούν αντιπροσωπευτικά προς τα ηλεκτρόδια τα οποία έχουν τοποθετηθεί στο δεξί ημισφαίριο, ενώ το σύνολο των περιττών αριθμών από τα ηλεκτρόδια, είναι 1,3, 5 και 7 αντιπροσωπεύουν το σύνολο των ηλεκτροδίων τα οποία είναι τοποθετημένα εντός του αριστερού ημισφαιρίου στον εγκέφαλο. Έπειτα από τις σωστές τοποθετήσεις των ηλεκτροδίων EEG σε αντιστοιχία με τα συστήματα 10-20, το σύνολο των σημάτων τα οποία δημιουργούνται στον εγκέφαλο υποβάλλονται σε καταγραφή. Οι εγγραφές είναι πιθανό να γίνονται για αποκλειστικά έναν χρήση ή σε πολλαπλό επίπεδο. Με στόχο την διεξαγωγή δεδομένων που θα διακρίνονται από ακρίβεια, δίνεται η δυνατότητα καταγραφής δεδομένων από πολλούς χρήστες με στόχο την ελαχιστοποίηση του ρυθμού των σφαλμάτων. Το σύνολο των σημάτων τα οποία υποβάλλονται σε καταγραφή από τις εγκεφαλικές δομές μοιάζουν με μορφές κυμάτων άλφα (8-13 Hz), με κύματα βήτα (>13 Hz) και κύματα δέλτα (<3,5 Hz). Ανάλογα με την μορφή του κύματος μπορούμε να καταλάβουμε αν ένα κύμα είναι άλφα το οποίο μας δείχνει ότι ο χρήστης σκεφτείτε κανονικά, βήτα ότι ο χρήστης είναι σε καταστάσεις χαρμονής και δέλτα ότι ο χρήστης βρίσκεται σε βάθη ύπνο. [16-18]

Το τεστ P300

Το σήμα των κυμάτων P300 αποτελούν δυνητικά στοιχεία τα οποία σχετίζονται με σύνολο συμβάντων και προκαλούνται στις διαδικασίες για τις λήψεις αποφάσεων. Γενικότερα, θεωρούνται ως ενδογενή δυναμικά διότι, οι εμφανίσεις τους δεν έχει συνδεθεί με εύρος φυσικών ιδιοτήτων για τα ερεθίσματα αλλά με το σύνολο των αντιδράσεων των ατόμων σε αυτά. Ειδικότερα, τα P300 κύματα, θεωρούνται ως αντικατοπτρισμός των διαδικασιών οι οποίες διενεργούνται στις αξιολογήσεις ή ταξινομήσεις για τα ερεθίσματα. Συνηθέστερα, προκαλούνται με τις χρήσεις των παραδειγματικών μοντέλων, στα οποία το σύνολο των αντικειμένων με στόχευση χαμηλών πιθανοτήτων προχωρούν σε ανάμειξη με μεγάλο αριθμό αντικειμένων μη στοχεύσεων υψηλών πιθανοτήτων. Σε περιπτώσεις καταγραφής μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων γίνονται επιθέσεις ως θετικές εκτροπές τάσεων με λανθάνουσες καταστάσεις μεταξύ 250 μέχρι 500 ms. Τα σήματα τυπικά μετριοούνται περισσότερο μέσω των ηλεκτροδίων τα οποία δημιουργούν καλύψεις στον βρεγματικό λοβό. Η ύπαρξη, τα μεγέθη, οι τοπογραφίες και οι συγχρονισμοί αυτών των σημάτων εφαρμόζονται συχνότερα ως σύνολο μετρήσεων των γνωστικών λειτουργιών σε εύρος διαδικασιών που σχετίζονται με τις λήψεις αποφάσεων. Το άθροισμα των νευρικών υποστρωμάτων αυτών των συστατικών ERP συνεχίζουν να μην είναι ξεκάθαρα. Οι πράξεις αναπαραγωγικότητας και οι συνεχείς παρουσίες εικόνων κάνουν κοινές επιλογές για σύνολο ψυχολογικών εξετάσεων από την μια μέσω της κλινικής και από την άλλη μέσω του εργαστηρίου [19].



Εικόνα 5 Λειτουργία P300

Αγαπημένο τραγούδι

Με βάση τις νέες μελέτες οι οποίες έχουν στόχο να επιτευχθεί η μάθηση φυσικών έργων χρησιμοποιώντας μουσικούς δείκτες οι οποίοι αναπτύσσουν σε μεγάλο ποσοστό τμήματα του εγκεφάλου. Το σύνολο των ανθρώπων οι οποίοι ασκούν το κύριο κινητικό πλαίσιο καθηκόντων σε συνάρτηση με μουσική υπόκρουση, φαίνεται να αυξάνονται οι δομικές συνδέσεις ανάμεσα στις περιοχές στον εγκέφαλο οι οποίες είναι υπεύθυνες για την επεξεργασία του ήχου και τον τις διαδικασίες ελέγχου για τις κινήσεις. Το σύνολο της ερευνάς έχει εστιάσει στο μονοπάτι της λευκής ουσίας και στις καλωδιώσεις οι οποίες επιτρέπουν σε κάθε κύτταρο στον εγκέφαλο να επικοινωνήσει με άλλα κύτταρα.

Η συγκεκριμένη έρευνα θα ήταν σε θέση να επιφέρει σύνολο θετικών επιπτώσεων στις μελλοντικές έρευνες για τις διαδικασίες αποκατάστασης που αφορούν ασθενή ο οποίος έχει απωλέσει κάποιο μέρος από τον έλεγχο των κινητικών πράξεων του. Ένα σύνολο τριάντα δεξιόχειρων εθελοντών έχουν χωριστεί σε δύο ομάδες και έχουν κατηγορηθεί ότι έχουν μάθει μια νέα εργασία η οποία εμπεριείχε σύνολο ακολουθιών από κινήσεις στα δάχτυλα. Το ένα σύνολο προχώρησε σε εκμάθηση του έργου με μουσική υπόκρουση ενώ το άλλο σύνολο ατόμων υποβλήθηκε σε εκμάθηση με απουσία μουσικής. Έπειτα από ένα μήνα εξάσκησης, και τα δύο σύνολα ατόμων-εθελοντών προχώρησαν σε απόδοση εξίσου καλής εκμάθησης των ακολουθιών. Έγινε χρήση μαγνητικών τομογραφιών, όπου διαπιστώθηκε ότι οι εθελοντές που είχαν μουσική υπόκρουση κατά την εξάσκηση αυξήσαν τις συνδέσεις στις οδούς λευκών ουσιών οι οποίες συνδέουν το σύνολο των ακουστικών και κινητικών περιοχών στις δεξιές πλευρές των εγκεφάλων.

Οι εθελοντές που δεν είχαν μουσική υπόκρουση δεν φαίνεται να έχουν υποστεί κάποια διαφοροποίηση. Οι πλειοψηφία των ερευνητών ευελπιστούν στο ότι οι μελλοντικές μελέτες με μεγαλύτερο ποσοστό εθελοντών θα προχωρήσουν στην εξέταση της πιθανότητας εάν οι μουσικές υποκρούσεις μπορούν να βοηθήσουν μέσω ειδικών ειδών προγραμμάτων για την αποκατάσταση κινητικών πράξεων, για παράδειγμα έπειτα από εγκεφαλικά επεισόδια.

Τα διεπιστημονικά προγράμματα συγκεντρώνουν σύνολο ερευνητών μέσω του Ινστιτούτου Μουσικής Ανθρώπινης και Κοινωνικής Ανάπτυξης από το Πανεπιστήμιο στο Εδιμβούργο, το Κλινικό Ερευνητικό Κέντρο Απεικόνισης και το Κέντρο Κλινικών Εγκεφαλικών Επιστημών και από την Κλινική Νευροψυχολογία του Πανεπιστημίου του Λέιντεν στην Ολλανδία. Ο Katie Overy, ήταν ο επικεφαλής για την ερευνητική ομάδα και ανέφερε ότι η

έρευνα αποτυπώνει ότι η ύπαρξη μουσικής δημιουργεί διαφοροποιήσεις, και οι μουσικές υποκρούσεις ενθαρρύνουν το σύνολο των ανθρώπων να εκτελέσουν κινήσεις και να δημιουργήσουν αλλαγές σε δομές των λευκών υλών εντός του εγκεφάλου [11].

2.3 Παρούσα επιστημονική στάθμιση

Μια ομάδα ερευνητών προχώρησε στην δημοσίευση των αποτελεσμάτων στην έρευνα που αφορά την ταξινόμηση σήματος EGG με Multilayer perceptron κατά την ακρόαση συναισθηματικής μουσικής.

Σε αυτή τη μελέτη διερευνήθηκε ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα βασισμένο στο αλγόριθμο συναισθηματικής ταξινόμησης. Αρκετά αποσπάσματα συναισθηματικής μουσικής χρησιμοποιήθηκαν ως ερέθισμα για την πρόκληση EEG σήματος. Εκτός αυτού, οι ημισφαιρικοί δείκτες ενεργειακής ασυμμετρίας άλφα της ενεργοποίησης του εγκεφάλου εξήχθησαν ως διάνυσμα χαρακτηριστικών για την εκπαίδευση πολλαπλών στρώσεων κατηγοριοποίησης perceptron (MLP) προκειμένου να μάθουν τέσσερις στοχευμένες κατηγορίες συναισθημάτων, συμπεριλαμβανομένης της χαράς, του θυμού, της θλίψης και της ευχαρίστησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η μέση ακρίβεια ταξινόμησης του MLP μπορεί να είναι 69,69% σε πέντε θέματα για τέσσερις συναισθηματικές κατηγορίες, κάτι που είναι πολύ υψηλότερο από την πιθανότητα πιθανότητας 25% [24].

Μια ακόμα ερευνά που αφορά στην αναγνώριση συναισθημάτων EGG με Support Vector Machine (SVM) με την ακρόαση αγαπημένης μουσικής.

Η μελέτη αυτή στοχεύει στην έρευνα της σχέσης μεταξύ ηλεκτροεγκεφαλογραφίας (EEG) στον προμετωπιαίο φλοιό (PFC) και συγκίνησης στην κατάσταση διαφορετικών επιπέδων προτίμησης της μουσικής με την εφαρμογή μιας μηχανής φορέα υποστήριξης (SVM). Για να επιτευχθεί αυτό, αυτή η μελέτη παρουσιάζει ένα μουσικό πρόγραμμα αναπαραγωγής μουσικής διεπαφής εγκεφάλου (BCI), το οποίο μπορεί ταυτόχρονα να αναλύει τις δραστηριότητες του εγκεφάλου σε πραγματικό χρόνο και να παρέχει αντικειμενικά θεραπευτές με φυσιολογικά δεδομένα για την ανίχνευση συναισθημάτων στο πείραμα. Το αποτέλεσμα SVM δείχνει ότι πάνω από 80% ακρίβεια του προκαλούμενου συναισθήματος με βάση 28 συμμετέχοντες αναλύθηκε κάτω από τους δύο παράγοντες της σχέσης μετωπικής μέσης γραμμής θήτα και άλφα. Ως εκ τούτου, μπορεί να υποδηλώνει ότι

σημαντικά διαφορετικά ερεθίσματα είναι ικανά να προσελκύουν διακριτές αντιδράσεις EEG σε μετωπικούς λοβούς, γεγονός που αποτελεί ένδειξη συναισθημάτων και παρέχει μια αποτελεσματική προσέγγιση για την εφαρμογή σε πολυμέσα με τις ικανότητες της ερμηνείας του ΗΕΓ. [25]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Ευφυείς μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning)

3.1 Γενικά για μηχανική μάθηση και data mining

3.1.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning)

Η μηχανική μάθηση βοηθάει τα συστήματα να μαθαίνουν και να βελτιώνονται αυτόματα από την εμπειρία που έχουν χωρίς να έχουν προγραμματιστεί. Η μηχανική μάθηση επικεντρώνεται στην ανάπτυξη προγραμμάτων ηλεκτρονικών υπολογιστών που μπορούν να έχουν πρόσβαση στα δεδομένα και να τα χρησιμοποιούν για να μάθουν από τον εαυτό τους. Ο πρωταρχικός στόχος είναι να επιτρέπεται στους υπολογιστές να μαθαίνουν αυτόματα χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση ή βοήθεια και να προσαρμόζουν ανάλογα τις ενέργειες.

Σύμφωνα με τον Arthur Samuel το 1959 που ασχολήθηκε με τα τυχερά παιχνίδια και την τεχνητή νοημοσύνη: ‘‘Η μηχανική μάθηση είναι ο τομέας της μελέτης που δίνει τη δυνατότητα στους υπολογιστές να μάθουν χωρίς να έχουν προγραμματιστεί’’. Όμως το 1997 ο Tom Mitchell έδωσε έναν ορισμό που αποδείχθηκε πιο χρήσιμος για τους τύπους μηχανικών. Ένα πρόγραμμα ηλεκτρονικού υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από την εμπειρία E σε σχέση με κάποιο έργο T και κάποιο μέτρο απόδοσης P , αν η απόδοσή του σε T , όπως μετράτε από το P , βελτιώνεται με την εμπειρία E . Για παράδειγμα, αν θέλετε το πρόγραμμα να προβλέψει πρότυπα κυκλοφορίας σε μια πολυσύχολη διασταύρωση (έργο T), μπορείτε να το εκτελέσετε μέσω ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης με δεδομένα σχετικά με προηγούμενα μοντέλα κυκλοφορίας (εμπειρία E) και εάν έχει ‘μάθει’ με επιτυχία, τότε θα κάνει καλύτερα την πρόβλεψη των μελλοντικών μοντέλων κυκλοφορίας (μέτρο απόδοσης P) [24-25].

3.1.2 Κατηγορίες μηχανικής μάθησης

Οι κυριότερες κατηγορίες μηχανικής μάθησης είναι η εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, η μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, ημι-εποπτευόμενη μάθηση και η ενισχυμένη μάθηση.

Εποπτευόμενη μηχανική μάθηση

Η εποπτευόμενη μάθηση έχει σαν στόχο να μάθει στο σύστημα μας ένα σύστημα ταξινόμησης. Γενικότερα, η μάθηση είναι κατάλληλη για οποιοδήποτε πρόβλημα, όταν η απόκτηση μιας ταξινόμησης είναι χρήσιμη και η ταξινόμηση είναι εύκολο να προσδιοριστεί. Οι διαδικασίες εποπτευόμενης μάθησης χρειάζεται να χρησιμοποιούνται με στόχο την γενίκευση νέων περιπτώσεων. Ως πρώτο βήμα είναι η συλλογή των δεδομένων. Το επόμενο βήμα είναι όταν οι απαιτούμενοι εμπειρογνώμονες είναι διαθέσιμοι, τότε θα υπάρχει η πρόταση των κατάλληλων πεδίων από το σύνολο των πεδίων που διαθέτουν κοινές τεχνικές για τις καταρτίσεις του νευρωνικού δικτύου και απόφασης. Το άθροισμα και των δύο αυτών τεχνικών έχουν εξαρτηθεί πολύ από το πλαίσιο των πληροφοριών οι οποίες έχουν αποδοθεί από το σύνολο των προκαθορισμένων ταξινομήσεων. Όταν αναφερόμαστε σε νευρωνικά δίκτυα, οι ταξινομήσεις χρησιμοποιούνται με στόχο τον προσδιορισμό των σφαλμάτων για το δίκτυο και ακολούθως με στόχο την προσαρμογή του δικτύου για τις ελαχιστοποιήσεις. Οπότε οι ταξινομήσεις έχουν χρησιμοποιηθεί για να ορίσουν τα χαρακτηριστικά που είναι απαραίτητα για την συλλογή των δεδομένων που θα βοηθήσει στην επίλυση του προβλήματος.

Μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση

Στόχος της είναι το σύστημα να μάθει πώς να εκτελεί κάτι χωρίς να την παρέμβαση ανθρώπου. Υπάρχουν πράγματι δύο προσεγγίσεις για την ανεξέλεγκτη μάθηση. Η πρώτη προσέγγιση είναι η διδασκαλία των πρακτόρων χωρίς ρητές κατηγοριοποιήσεις, αλλά με τη χρήση κάποιου είδους ανταμοιβής για να δείξει την επιτυχία. Αυτός ο τύπος κατάρτισης θα εντάσσεται γενικά στο πλαίσιο προβληματικών αποφάσεων επειδή ο στόχος δεν είναι να παράγει μια ταξινόμηση αλλά να λαμβάνει αποφάσεις που μεγιστοποιούν τα οφέλη. Αυτή η προσέγγιση μεγαλώνει στον πραγματικό κόσμο, όπου οι πράκτορες θα μπορούσαν να ανταμειφθούν για να κάνουν κάποιες πράξεις και τιμωρούνται για να κάνουν άλλες.

Ενισχυμένη μάθηση

Η ενισχυμένη μάθηση και οι μορφές της κύριος χρησιμοποιούνται για την μάθηση του συστήματος μας χωρίς να χρειάζεται να την επιβλέπουμε. Οι πράκτορες βασίζονται στο σύνολο των ενεργειών τους στο πλαίσιο των προηγούμενων ανταμοιβών και τιμωριών με την απουσία της απαραίτητης μάθησης για όλες τις πληροφορίες που σχετίζονται με τον ακριβή τρόπο από τον οποίο, η ενέργεια ασκεί επιδράσεις στον κόσμο. Το σύνολο αυτών των πληροφοριών είναι περιττές, καθώς με τις διαδικασίες εκμάθησης των ανταμοιβών, οι πράκτορες απλώς γνωρίζουν τι θα χρειαστεί να κάνουν χωρίς άλλες επεξεργασίες διότι γνωρίζουν τις ακριβείς ανταμοιβές οι οποίες αναμένονται αν επιτευχθούν όλες οι ενέργειες οι οποίες θα μπορούσαν να ληφθούν. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε θετικά αποτελέσματα σε περίπτωση που οι υπολογισμοί όλων των πιθανοτήτων είναι πολύ χρονοβόροι. Αντίθετα, είναι δυνατό να παίρνουν πολύ χρόνο να μαθευτούν οι δοκιμασίες και τα λάθη. Ειδικότερα, μερικές φορές, το σύνολο των ταξινομήσεων είναι δυνατό να μην θεωρείται το καλύτερο. Παραδείγματος χάρη, οι συνηθισμένες σκέψεις σοφίας για το τάβλι. Οι προγραμματισμένοι ηλεκτρονικοί υπολογιστές οι οποίοι έχουν μάθει μέσα από τις ανεξέλεγκτες διαδικασίες μάθησης να γίνουν πιο δυνατοί από τον καλύτερο ανθρώπινο σκακιστή, απλά κάνοντας διαρκή εξάσκηση. Το σύνολο αυτών των προβλημάτων έχουν δημιουργήσει την ανακάλυψη αρχών οι οποίες δημιούργησαν έκπληξη στον εμπειρογνώμονα για το τάβλι και έκαναν παρουσίαση καλύτερων προγραμμάτων από τα τάβλι στα οποία είχαν εκπαιδευτεί σε προ ταξινομημένο παράδειγμα.

3.1.3 Εξόρυξη δεδομένων (Data Mining)

Η εξόρυξη δεδομένων είναι η διαδικασία για να εντοπίσει κάποιος τα κρυμμένα μοτίβα σε μεγάλες βάσεις δεδομένων. Η διαδικασία αυτή ενσωματώνει στρατηγικές στο σημείο διέλευσης της μηχανικής μάθησης, της μηχανικής λογισμικού, της τεχνητής νοημοσύνης, των διακριτών μαθηματικών, των μετρήσεων και των βάσεων δεδομένων. Πρόκειται για μια θεμελιώδη διαδικασία όπου χρησιμοποιούνται στρατηγικές με έξυπνο τρόπο για την άρση των σχεδίων των πληροφοριών. Τα αποτελέσματα από τη διαδικασία εξόρυξης πληροφοριών είναι να διαχωρίσει τα δεδομένα από ένα πληροφοριακό δείκτη και να τα μετατρέψει για αυτό σε μια κατανοητή δομή για επιπλέον χρήση. Πέρα από αυτό το στάδιο ανάλυσης, ενσωματώνει στο σύστημα του τμήματα όπως διαχείρισης βάσεων δεδομένων

και δεδομένων προεπεξεργασία, εκτιμήσεις μοντέλων και συμπερασμάτων, μετρήσεις ενδιαφερόντων, εκτιμήσεις πολυπλοκότητας, μετα επεξεργασία ανακαλυφθέντων δομών, οπτικοποίηση και ηλεκτρονική ενημέρωση. Η εξόρυξη πληροφοριών είναι η εξέλιξη της εξέτασης της «αποκάλυψης της μάθησης σε βάσεις δεδομένων» ή της KDD (αποκάλυψη της μάθησης σε βάσεις δεδομένων).

Το αποτέλεσμα είναι να εξαχθούν μοτίβα και να γίνει μάθηση πολλών πληροφοριών, όχι να γίνει εξόρυξη των ίδιων των πληροφοριών. Είναι μια λέξη-κλειδί που συνδέεται τακτικά με κάθε είδους διαχείριση πληροφοριών (συλλογή, αποστολή, χωρητικότητα, εξέταση και μετρήσεις). Επιπλέον η οποιαδήποτε χρήση τέτοιων συστημάτων επιλογής αποφάσεων λειτουργεί ως υποστηρικτικό δίκτυο, μηχανική μάθηση και βοηθά στις επιχειρηματικές γνώσεις. Τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται σε τέτοια είδους συστήματα και οι στρατηγικές μηχανικής μάθησης με την Java (που κατά κύριο λόγο καλύπτουν τον εξοπλισμό μηχανικής μάθησης) αρχικά ονομάζονταν λογική μηχανική μάθηση και ο όρος data mining συμπεριλήφθηκε για διαφημιστικούς σκοπούς. Η μεγάλη κλίμακα ανάλυση της πληροφορίας, η συλλογιστική και η μηχανική μάθηση είναι πιο κατάλληλες όταν αναφερθούν σε πραγματικές τεχνικές. [24-25]

Για να θεωρηθεί πραγματική η εξόρυξη δεδομένων θα πρέπει να είναι ημιαυτόματη ή αυτόματη μηχανική διερεύνηση πολλών πληροφοριών για την εξαγωγή προηγουμένως άγνωστων ενδιαφερόντων προτύπων. Παραδείγματος χάριν, συλλογή πληροφοριών (εξέταση μάζας), ασυνήθιστα έγγραφα (αναγνώριση ιδιοτήτων) και εξαρτήσεις (εξόρυξη οδηγού σύνδεσης, διαδοχική εξόρυξη αρχών). Αυτό συνηθέστερα περιλαμβάνει τη χρήση συστημάτων βάσεων δεδομένων, για παράδειγμα, χωρικών δεικτών. Αυτά τα μέτρα θα μπορούσαν στη συνέχεια να θεωρηθούν ως ένα είδος περιγραφής πληροφοριών. Στη συνέχεια, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως μέρος της περαιτέρω εξέτασης. Για παράδειγμα, το βήμα εξόρυξης πληροφοριών μπορεί να αναγνωρίσει πολυάριθμες συγκεντρώσεις στις πληροφορίες, οι οποίες στη συνέχεια θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για να επιτευχθεί ακριβέστερη προσδοκία έρχεται από μια επιλογή συναισθηματικά υποστηρικτικό δίκτυο, μηχανική μάθηση και προφητική εξέταση. Ομοίως, η εξόρυξη πληροφοριών, ο προγραμματισμός της πληροφόρησης, η αποσαφήνιση και η λεπτομερής περιγραφή των αποτελεσμάτων δεν αποτελούν μέρος του βήματος εξόρυξης πληροφοριών, αλλά έχουν μια θέση με τη γενική διαδικασία KDD ως επιπλέον πρόοδο.

Σημαντικοί όροι εξόρυξη δεδομένων, ψαρέματος πληροφοριών και πληροφορίες snooping υπογραμμίζουν τη χρήση στρατηγικών αναζητήσεων πληροφοριών για την επιθεώρηση μιας μεγάλης συλλογής πληροφοριών για τον πληθυσμό. Αυτά είναι πολύ λίγα για αξιόπιστες μετρήσιμες αποφάσεις σχετικά με τη νομιμότητα των παραδειγμάτων που βρέθηκαν. Αυτές οι τεχνικές μπορούν, όπως είναι δυνατόν, να χρησιμοποιηθούν για να δημιουργήσουν νέες υποψίες για να δοκιμάσουν ενάντια σε μεγαλύτερους πληθυσμούς πληροφοριών.

3.1.4 Κατηγορίες μοντέλων εξόρυξης

Υπάρχουν δυο μοντέλα εξόρυξης δεδομένων, το προβλεπτικό μοντέλο (predictive model) και το περιγραφικό μοντέλο (descriptive model). Με το προβλεπτικό μοντέλο δίνεται η δυνατότητα πρόβλεψης των δεδομένων, με τη βοήθεια αποτελεσμάτων από προηγούμενες διαδικασίες εξόρυξης. Το περιγραφικό μοντέλο λειτουργεί διαφορετικά δεν προσπαθεί να προβλέψει τα δεδομένα αλλά να ανακαλύψει κάποιο μοτίβο, εξετάζοντας τις ιδιότητες που παρατηρεί στα δεδομένα και όχι την πρόβλεψη νέων. Και τα δυο μοντέλα έχουν έξι κοινές κατηγορίες που χρησιμοποιούν.

Ανίχνευση ανωμαλιών (Anomaly detection)

Είναι ο εντοπισμός ασυνήθιστων αρχείων δεδομένων, που μπορεί να είναι ενδιαφέροντα ή λάθη δεδομένων που απαιτούν περαιτέρω διερεύνηση.

Εκμάθηση κανόνας σύνδεσης (Association rule learning)

Είναι οι έρευνες για σχέσεις μεταξύ μεταβλητών. Για παράδειγμα, ένα σούπερ μάρκετ ενδέχεται να συγκεντρώνει δεδομένα σχετικά με τις αγοραστικές συνήθειες των πελατών. Χρησιμοποιώντας τη μάθηση των κανόνων σύνδεσης με το σούπερ μάρκετ μπορεί να καθοριστεί ποια προϊόντα αγοράζονται συχνά και να χρησιμοποιηθούν αυτές οι πληροφορίες για σκοπούς μάρκετινγκ. Αυτό μερικές φορές αναφέρεται ως ανάλυση καλαθιού αγοράς.

Ομαδοποίηση (Clustering)

Έχουν ως λειτουργία να ανακαλύπτουν ομάδες και δομές στα δεδομένα που είναι κατά κάποιο τρόπο "παρόμοια", χωρίς να χρησιμοποιηθούν γνωστές δομές στα δεδομένα.

Ταξινόμηση (Classification)

Έχουν το καθήκον της γνωστής δομής που θα εφαρμοστεί στα νέα δεδομένα. Για παράδειγμα, ένα πρόγραμμα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου μπορεί να επιχειρήσει να ταξινομήσει ένα μήνυμα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου ως "νόμιμο" ή ως "spam".

Οπισθοδρόμηση (Regression)

Έχουν σαν στόχο να βρεθεί μια συνάρτηση που διαμορφώνει τα δεδομένα με το λιγότερο σφάλμα, για την εκτίμηση των σχέσεων μεταξύ των δεδομένων ή των συνόλων δεδομένων.

Συνοπτική παρουσίαση (Summarization)

Αποτελούν και είναι μια συμπαγή αναπαράσταση του συνόλου δεδομένων, συμπεριλαμβανομένης της απεικόνισης και της δημιουργίας αναφορών.

3.2.Μέθοδοι ταξινόμησης

Ένα μοντέλο ταξινόμησης προσπαθεί να καταλήξει σε κάποιο συμπέρασμα από τις τιμές που έχει λάβει. Με δεδομένη μία ή περισσότερες εισόδους, ένα μοντέλο ταξινόμησης θα προσπαθήσει να προβλέψει την αξία ενός ή περισσότερων αποτελεσμάτων. Τα αποτελέσματα είναι ετικέτες που μπορούν να εφαρμοστούν σε ένα σύνολο δεδομένων. Για παράδειγμα, κατά το φιλτράρισμα των μηνυμάτων ηλεκτρονικού ταχυδρομείου "spam" ή "μη spam".

Υπάρχουν δύο προσεγγίσεις στη μηχανική μάθηση: επίβλεψη και μη εποπτεία. Σε ένα εποπτευόμενο μοντέλο, ένα σύνολο δεδομένων κατάρτισης τροφοδοτείται στον αλγόριθμο ταξινόμησης. Αυτό επιτρέπει στο μοντέλο να γνωρίζει ποιες είναι, για παράδειγμα, "εξουσιοδοτημένες" συναλλαγές. Στη συνέχεια, το δείγμα δεδομένων δοκιμής συγκρίνεται με αυτό για να προσδιοριστεί εάν υπάρχει μια "δόλια" συναλλαγή. Αυτός ο τύπος μάθησης εμπίπτει στην κατηγορία "Ταξινόμηση".

Τα μοντέλα που δεν παρακολουθούνται, από την άλλη πλευρά, τροφοδοτούνται με ένα σύνολο δεδομένων που δεν φέρει ετικέτα και αναζητά συστοιχίες σημείων δεδομένων. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναζήτηση δεδομένων για ομοιότητες, για την ανίχνευση μοτίβων ή για την αναγνώριση των αποθεμάτων σε ένα σύνολο δεδομένων. Μια

τυπική περίπτωση χρήσης θα μπορούσε να βρει παρόμοιες εικόνες. Τα μη επιτηρούμενα μοντέλα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την εύρεση "δόλιων" συναλλαγών αναζητώντας ανωμαλίες μέσα σε ένα σύνολο δεδομένων. Αυτός ο τύπος μάθησης εμπίπτει στην κατηγορία "Ομαδοποίηση"

Το anti-spam χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο ταξινόμησης Naive Bayes. Καθώς οι άνθρωποι παίρνουν ανεπιθύμητη αλληλογραφία, όταν τα χαρακτηρίζουν ως spam, οι λέξεις σε αυτό το email μπαίνουν σε μια βάση δεδομένων που ονομάζεται spam. Καλή αλληλογραφία εισέρχεται στη βάση δεδομένων ζαμπόν (αλλιώς δεν είναι spam). Με την πάροδο του χρόνου η λίστα των λέξεων και των φράσεων spam δημιουργείται. Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος anti-spam μπορεί να υπολογίσει την πιθανότητα ένα μήνυμα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου να είναι ανεπιθύμητο ή μη spam και να κάνει την απόφασή του με βάση αυτό [26].

3.2.1 Ανάλυση κύριων συνιστωσών Linear Discriminant analysis (LDA)

Η ανάλυση κυρίων συνιστωσών (LDA), είναι μια τεχνική κατηγοριοποίησης που με τη χρήση της βοηθάει ώστε να γίνει ο διαχωρισμός και ο χαρακτηρισμός των κλάσεων, με το συνδυασμό αυτό να χρησιμεύει και ως γραμμικός ταξινομητής.

Η ανάλυση κυρίων συνιστωσών (LDA), μεγιστοποιεί την αναλογία διακύμανσης μεταξύ κατηγοριών στην διακύμανση εντός της κατηγορίας σε οποιοδήποτε συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων, εξασφαλίζοντας έτσι τη μέγιστη διαχωριστικότητα. Επίσης κάνει πιο εύκολο το να αντιληφθεί κάποιος την κατανομή χαρακτηριστικών στα δεδομένα.

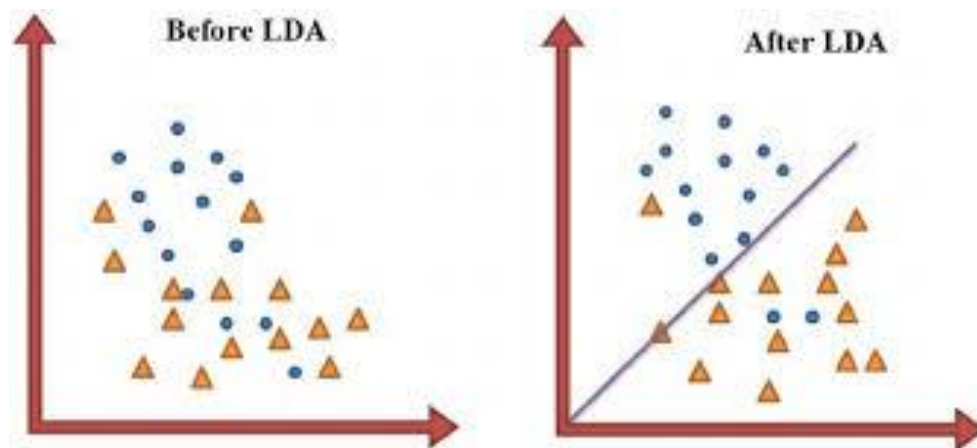
Η ανάλυση κυρίων συνιστωσών (LDA), για την ταξινόμηση δεδομένων χρησιμοποιεί δύο μορφές. Μεταβλητές που εξαρτώνται από την τάξη και ανεξάρτητες από την κλάση.

Εξαρτώνται από την κλάση

Η προσέγγιση που εξαρτάται από την κλάση συνεπάγεται τη μεγιστοποίηση του λόγου της διακύμανσης μεταξύ τάξεων και της διακύμανσης μεταξύ κλάσεων για κάθε κατηγορία ξεχωριστά. Αυτά τα αποτελέσματα σε μετασχηματισμούς, που αντιστοιχούν σε μία κλάση.

Ανεξάρτητη της κλάσης

Στην προσέγγιση που είναι ανεξάρτητη από την τάξη χρησιμοποιείται το κριτήριο βελτιστοποίησης για τον προσδιορισμό ενός μόνο μετασχηματισμού [27].



Εικόνα 6. Ανάλυση κυρίων συνιστωσών (LDA)

3.2.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)

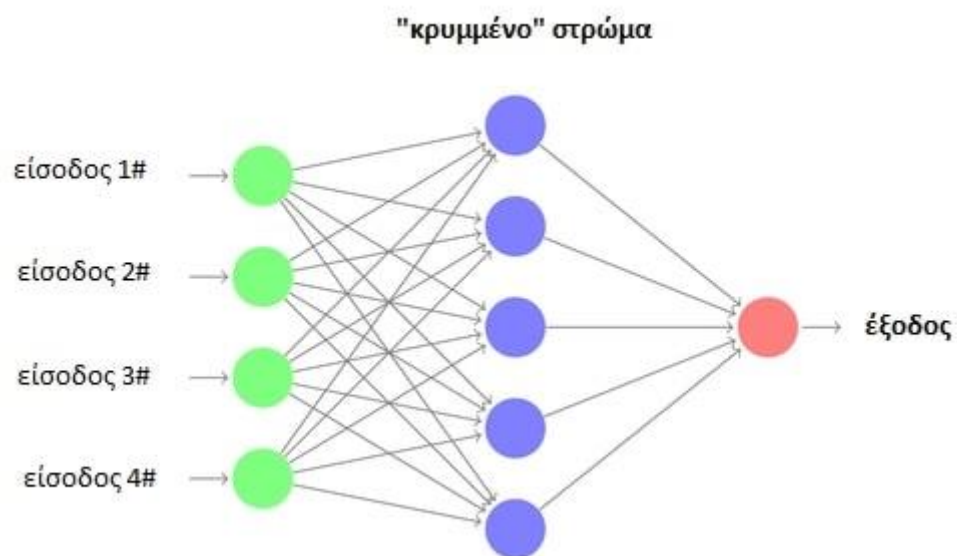
Στον ανθρώπινο εγκέφαλο υπάρχει ένα κύτταρο που συγκεντρώνει, επεξεργάζεται και διαμοιράζει τα ηλεκτρικά σήματα, την επεξεργασμένη πληροφορία του εγκεφάλου όπου κατά κύριο λόγο την κάνουν δίκτυα που αποτελούνται από νευρώνες, τα λεγόμενα νευρωνικά δίκτυα neural networks (NN). Με το σκεπτικό αυτό έγινε και η δημιουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων artificial neural networks.

Η σύσταση ενός νευρωνικού δικτύου περιέχει κόμβους (units) που ενώνονται από κατευθυνόμενους συνδέσμους (links) οι οποίοι χρησιμεύουν για την ενεργοποίηση (activation) ενός κόμβου από έναν άλλο κόμβο. Για τον ορισμό του πρόσημου και της ισχύος της κάθε σύνδεσης γίνεται χρήση του βάρους (weight).

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν στην πραγματικότητα να επιτελέσουν μια σειρά παλινδρόμησης ή εργασίες ταξινόμησης ταυτόχρονα, αν και συνήθως κάθε δίκτυο εκτελεί μόνο ένα. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων, το δίκτυο θα έχει μία μόνο μεταβλητή εξόδου. Εάν ορίσετε ένα ενιαίο δίκτυο με πολλές μεταβλητές εξόδου, αυτό μπορεί υποφέρουν από διασταυρούμενη συζήτηση (οι κρυμμένοι νευρώνες αντιμετωπίζουν δυσκολία στην εκμάθηση, όπως είναι προσπαθώντας να μοντελοποιήσετε τουλάχιστον δύο

λειτουργίες ταυτόχρονα). Η καλύτερη λύση είναι συνήθως η εκπαίδευση ξεχωριστά δίκτυα για κάθε έξοδο, και στη συνέχεια να μπορέσουν συνδυαστούν σε ένα σύνολο ώστε να μπορούν να λειτουργεί ως μονάδα.

Μια μέθοδος είναι τα Πολλαπλά στρώματα Perceptrons αυτή είναι ίσως η πιο δημοφιλής αρχιτεκτονική δικτύου στο χρησιμοποιήστε σήμερα. Επομένως, το δίκτυο έχει μια απλή ερμηνεία ως μορφή εισόδου εξόδου, με τα βάρη και τα όρια τις ελεύθερες παραμέτρους του μοντέλου. Τέτοια δίκτυα μπορούν να μοντελοποιήσουν λειτουργίες σχεδόν αυθαίρετης πολυπλοκότητας, με ο αριθμός των στρώσεων και ο αριθμός των μονάδων σε κάθε στρώμα, προσδιορίζοντας το λειτουργία πολυπλοκότητα. Σημαντικά ζητήματα στο σχεδιασμό πολλαπλών στρώσεων Perceptrons (MLP) περιλαμβάνουν τον καθορισμό του αριθμού των κρυφών επιπέδων και τον αριθμό των μονάδων σε αυτά τα στρώματα. Ο αριθμός των μονάδων εισόδου και εξόδου ορίζεται από το πρόβλημα [28-29]



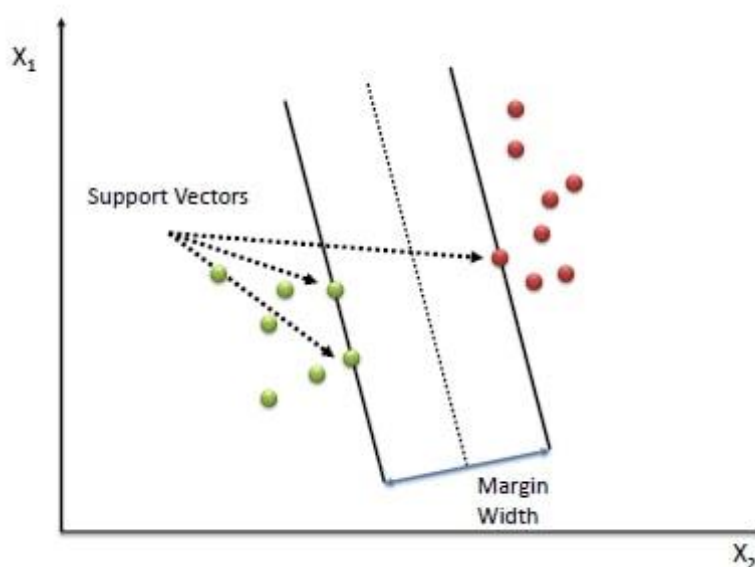
Εικόνα 7 Νευρωνικά δίκτυα πολλαπλών στρωμάτων

3.3.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Οι μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) ταξινομεί κατασκευάζοντας ένα N-διαστάσεων υπερ-επίπεδο που διαχωρίζει βέλτιστα τα δεδομένα σε δύο κατηγορίες. Τα μοντέλα Support Vector Machines (SVM) είναι ένας στενός ξάδερφος των πολλαπλών

στρωμάτων νευρωνικών δικτύων perceptron. Χρησιμοποιώντας μια λειτουργία πυρήνα, τα SVM είναι μια εναλλακτική μέθοδος κατάρτισης για την λειτουργία βάσης και πολλαπλών στρώσεων κατηγοριοποιητών perceptron.

Έτσι, ο στόχος των μοντέλων SVM είναι να βρούνε το βέλτιστο υπερ-επίπεδο διαχωρίζοντας έτσι όλες τις διαφορετικές περιπτώσεις των κλάσεων, εντός ενός πολυδιάστατου χώρου με την δημιουργία υπερ-επιπέδων, υποστηρίζοντας με αυτόν τον τρόπο περιπτώσεις ταξινόμησης, παλινδρόμησης αλλά και συνεχείς μεταβλητές και μεταβλητές χαρακτηριστικών [30].



Εικόνα 8 Ταξινόμηση Support Vector Machines

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Υποδομή

4.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv Eroc+)

Το EROC+ έχει σχεδιαστεί από την EMOTIV για κλιμακωτή και συμφραζόμενη έρευνα στον ανθρώπινο εγκέφαλο και προηγμένες εφαρμογές BCI και παρέχει πρόσβαση σε επαγγελματικά δεδομένα εγκεφάλου με ένα γρήγορο και εύκολο στη χρήση σχεδιασμό. Επίσης το EMOTIV προσφέρει τρία διαφορετικά είδη αλγορίθμων ανίχνευσης, τα οποία βασίζονται σε εκτεταμένες επιστημονικές μελέτες για την ανάπτυξη ακριβών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση και βαθμολόγηση της έντασης διαφορετικών συνθηκών. [31]



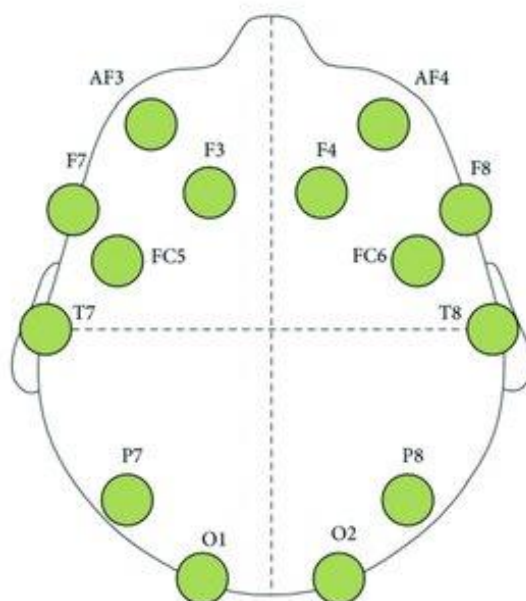
Εικόνα 9 EMOTIV EROC+

Στον παρακάτω πίνακα συγκεντρώνονται όλα τα τεχνικά χαρακτηριστικά της συσκευής που χρησιμοποιήθηκε για τα πειράματα της εργασίας.

- Τεχνικά χαρακτηριστικά του EMOTIV EPOC+

EEG sensors	14 channels: AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4 2 references: CMS/DRL references at P3/P4; left/right mastoid process alternative
Connectivity	Wireless: Bluetooth Low Energy Proprietary USB receiver: 2.4GHz band USB: to change headset settings
EEG signals	Μέθοδος δειγματοληψίας: Διαδοχική δειγματοληψία, μονή ADC Ποσοστό δειγματοληψίας: 2048 εσωτερική υποδειγματοληψία σε 128 SPS ή 256 SPS (διαμορφωμένη από το χρήστη) Ανάλυση: 14 bits με 1 LSB = 0.51μV (ADC 16 bit, απορρίπτεται το όργανο θόρυβο 2 bits) ή 16 bits (ο χρήστης διαμορφώνεται) Εύρος ζώνης: 0,16 - 43 Hz, ψηφιακά φίλτρα κατά 50 Hz και 60 Hz Φιλτράρισμα: Ενσωματωμένο ψηφιακό φίλτρο 5ης τάξης sinc Δυναμικό εύρος (αναφερόμενη είσοδος): 8400 μV (σελ.) Τρόπος ζεύξης : AC coupled
Αισθητήρες κίνησης	Τμήμα IMU: ICM-20948 Τετραμερή: κανονικοποιημένα, 4D Επιταχυνσιόμετρο: 3-άξονα +/- 4g Μαγνητόμετρο: 3-άξονα +/- 4900uT

	Ποσοστό δειγματοληψίας: 0/32/64 Hz (διαμορφωμένος από τον χρήστη) Ανάλυση: 16 bit
Υποστηριζόμενες πλατφόρμες	Windows: 7,8,10; 8GB RAM; 500MB διαθέσιμος χώρος στο δίσκο MAC: OS X; 8GB RAM; 500MB διαθέσιμος χώρος στο δίσκο iOS: 9 + Android: 4.43+ (εκτός από 5.0)
Ενέργεια	Μπαταρία: Εσωτερική μπαταρία πολυμερούς λιθίου 640mAh Διάρκεια ζωής μπαταρίας: έως 12 ώρες με χρήση δέκτη USB, έως και 6 ώρες με χαμηλή ενέργεια Bluetooth
	Βάρος: 1.19 kg Διαστάσεις: 9 x 15 x 15 mm



Εικόνα 10 EMOTIV EPOC+ EEG sensor

4.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe

Το OpenViBE είναι μια ελεύθερη και ανοιχτή πλατφόρμα λογισμικού για το σχεδιασμό, τη δοκιμή και τη χρήση διεπαφών υπολογιστή εγκεφάλου. Η πλατφόρμα αποτελείται από ένα σύνολο ενοτήτων λογισμικού που μπορούν εύκολα και αποτελεσματικά να ενσωματωθούν για την ανάπτυξη πλήρως λειτουργικών BCI τόσο για εφαρμογές πραγματικής όσο και για εικονική πραγματικότητα. Το OpenViBE αναπτύχθηκε στο Γαλλικό Εθνικό Ινστιτούτο Έρευνας Πληροφορικής και Ελέγχου (INRIA), έχει άδεια χρήσης κάτω από τη Γενική Άδεια Δημόσιας Χρήσης του GNU.

Το OpenViBE διαθέτει ένα εργαλείο σχεδίασης για τη δημιουργία και την εκτέλεση προσαρμοσμένων εφαρμογών και πολλών αντικείμενων τα οποία είναι έτοιμα για χρήση. Επιπλέον το OpenVibe, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απόκτηση, το φιλτράρισμα, την επεξεργασία, την ταξινόμηση και την οπτικοποίηση των σημάτων του εγκεφάλου σε πραγματικό χρόνο.

Στο σενάριο που θα δημιουργηθεί στο πρόγραμμα εμπεριέχονται ένα σύνολο από κουτιά που θα συνδεθούν μεταξύ τους. Τα κουτιά, αποτελούν το κυριότερο στοιχείο του προγράμματος και αυτό γιατί το κάθε κουτί χρησιμεύει για μια συγκεκριμένη εργασία, όπως για το φιλτράρισμα των σημάτων. Για να υλοποιηθεί μια ακολουθία από διαδικασίες θα πρέπει να υπάρξει και η κατάλληλη σύνδεση των διάφορων κουτιών μεταξύ τους. Επίσης οι ενότητες χρησιμεύουν για το διαχωρισμό του ρόλου του κάθε κουτιού. Επιπλέον για να λάβουμε τα δεδομένα μας ή τα εισάγουμε μέσω ενός αρχείου ή από συσκευές HEG.

4.2.1 Βασικά χαρακτηριστικά του OpenViBE

Modularity και επαναχρησιμοποίηση: Η πλατφόρμα είναι ένα σύνολο ενοτήτων λογισμικού αφιερωμένο στις κύριες πτυχές της επεξεργασίας σημάτων σε εφαρμογές BCI. Αυτά περιλαμβάνουν: την απόκτηση, την προεπεξεργασία, την επεξεργασία και την απεικόνιση των εγκεφαλικών δεδομένων, καθώς και την ενεργοποίηση της αλληλεπίδρασης με τις οθόνες VR. Χάρη στην ιδέα του κουτιού, οι χρήστες μπορούν εύκολα να προσθέσουν νέες λειτουργικές μονάδες λογισμικού για να καλύψουν τις ανάγκες τους.

Διαφορετικοί τύποι χρηστών: Τα εργαλεία σχεδιάστηκαν για διαφορετικούς τύπους χρηστών. Οι υπεύθυνοι ανάπτυξης VR, οι κλινικοί, οι ερευνητές του BCI, οι νευρολόγοι κ.λπ. μπορούν να χρησιμοποιήσουν την πλατφόρμα, ανάλογα με τις δεξιότητες προγραμματισμού και τις γνώσεις τους στις διαδικασίες του εγκεφάλου.

Φορητότητα: Το OpenViBE λειτουργεί ανεξάρτητα από τους στόχους λογισμικού και τις συσκευές υλικού. Ένα αφηρημένο επίπεδο αντιπροσώπευσης του επιτρέπει να τρέχει με υλικό απόκτησης όπως το EEG.

Σύνδεση με Εικονική Πραγματικότητα: Το λογισμικό μπορεί να ενσωματωθεί με εφαρμογές VR υψηλού επιπέδου μέσω του διακομιστή VRPN (Virtual Reality Peripheral Network). Το OpenViBE λειτουργεί ως εξωτερικό περιφερειακό (client) σε οποιοδήποτε είδος πραγματικού και εικονικού περιβάλλοντος από το οποίο λαμβάνει δεδομένα για επεξεργασία.

4.2.2 Τύποι χρηστών στην πλατφόρμα OpenViBE

Η πλατφόρμα έχει σχεδιαστεί για τέσσερις διαφορετικούς τύπους χρηστών. Οι οποίοι είναι:

Ο προγραμματιστής: OpenViBE συνοδεύεται από ένα εργαλείο ανάπτυξης λογισμικού (SDK) που επιτρέπει στον προγραμματιστή να σχεδιάζει, να δοκιμάζει και να προσθέτει νέες λειτουργίες στην πλατφόρμα. Αυτά θα μπορούσαν να είναι στη βάση του Kernel ή του Plug-in.

Ο προγραμματιστής εφαρμογών: Χρησιμοποιεί το SDK για να δημιουργήσει αυτόνομες εφαρμογές χρησιμοποιώντας το OpenViBE ως βιβλιοθήκη. Οι εφαρμογές κυμαίνονται από εκδότες οπτικών σεναρίων έως εφαρμογές VR που μπορεί να αλληλοεπιδρούν οι χρήστες του BCI.

Ο μη προγραμματιστής: χρησιμοποιεί τον επεξεργαστή οπτικών σεναρίων για να οργανώσει τα υπάρχοντα πλαίσια για να διαμορφώσει ένα σενάριο. Διαμορφώνει αυτά τα σενάρια για να δημιουργήσει ένα ανταγωνιστικό έτοιμο προς χρήση σύστημα BCI. Ωστόσο, χρειάζονται γνώση των εσωτερικών χώρων της πλατφόρμας καθώς και των συστημάτων BCI, συμπεριλαμβανομένης της βασικής επεξεργασίας σημάτων.

Ο χειριστής: Επίσης μη προγραμματιστής αλλά με γνώση των νευροφυσιολογικών σημάτων, ο οποίος θα ήταν γενικά κλινικός ιατρός ή ιατρός. Απλώς τρέχουν τα προκαθορισμένα σενάρια και με την βοήθεια στοιχείων απεικόνισης είναι σε θέση να παρακολουθούν την εκτέλεση του BCI.

Ο χρήστης: Ο χρήστης φοράει την συσκευή ΗΕΓ και αλληλεπιδρά με μια εφαρμογή BCI μέσω ψυχικής δραστηριότητας. Η εφαρμογή θα μπορούσε να είναι ένα εκπαιδευτικό πρόγραμμα neurofeedback, ένα βιντεοπαιχνίδι στην εικονική πραγματικότητα, μια απομακρυσμένη λειτουργία σε επαυξημένη πραγματικότητα κ.λπ. Ο χρήστης σπάνια χρησιμοποιεί απευθείας την πλατφόρμα OpenViBE, αλλά μάλλον αλληλεπιδρά με αυτήν.[32]

4.2.3 WEKA

Το Weka είναι μια συλλογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για εργασίες εξόρυξης δεδομένων. Περιέχει εργαλεία για την προετοιμασία των δεδομένων, την ταξινόμηση, την παλινδρόμηση, την ομαδοποίηση, την εξόρυξη κανόνων σύνδεσης και την απεικόνιση. Αναπτύχθηκε στο Πανεπιστήμιο του Waikato της Ν. Ζηλανδίας και πήρε το όνομα του από το Weka, ένα μικρό και υπό εξαφάνιση πουλί της Ν. Ζηλανδίας. Το WEKA ανήκει στην κατηγορία του λεγόμενου "ελεύθερου λογισμικού" (freeware) και διατίθεται δημοσίως σύμφωνα με τους όρους της άδειας GNU General Public License, η οποία επιτρέπει στους χρήστες να χρησιμοποιούν, αλλά και να τροποποιούν ελεύθερα το λογισμικό. Το WEKA είναι ένα από τα πιο διαδεδομένα λογισμικά Εξόρυξης Δεδομένων. Έχει χρησιμοποιηθεί σε μεγάλο αριθμό επιστημονικών εργασιών, και αρκετά βιβλία Εξόρυξης Δεδομένων αναφέρονται σε αυτό [33].

Τα χαρακτηριστικά του WEKA είναι:

- Περιέχει αρκετά μεγάλη ποικιλία μεθόδων για κατηγοριοποίηση, παλινδρόμηση, ανάλυση συστάδων, και κανόνες συσχέτισης. Επίσης, παρέχει δυνατότητες για προεπεξεργασία των δεδομένων, καθώς και εργαλεία οπτικοποίησης.

- Είναι λογισμικό ανοικτού κώδικα. Αυτό σημαίνει ότι ο πηγαίος κώδικας είναι δημοσίως διαθέσιμος. Χρήστες με γνώσεις προγραμματισμού μπορούν να τροποποιούν και να εξελίσσουν τους αλγορίθμους.
- Είναι γραμμένο σε γλώσσα Java, γεγονός που το καθιστά ικανό να εγκαθίσταται σε διαφορετικές πλατφόρμες υλικού και λογισμικού.
- Διαθέτει γραφικό περιβάλλον εργασίας. Στο διαδίκτυο υπάρχει διαθέσιμη μεγάλη ποικιλία βιβλιοθηκών για μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων. Ωστόσο, η χρήση τους απαιτεί τη συγγραφή κώδικα. Αντιθέτως, το γραφικό περιβάλλον του WEKA επιτρέπει τη χρήση του λογισμικού από τελικούς χρήστες, οι οποίοι δεν διαθέτουν γνώσεις προγραμματισμού.[33]

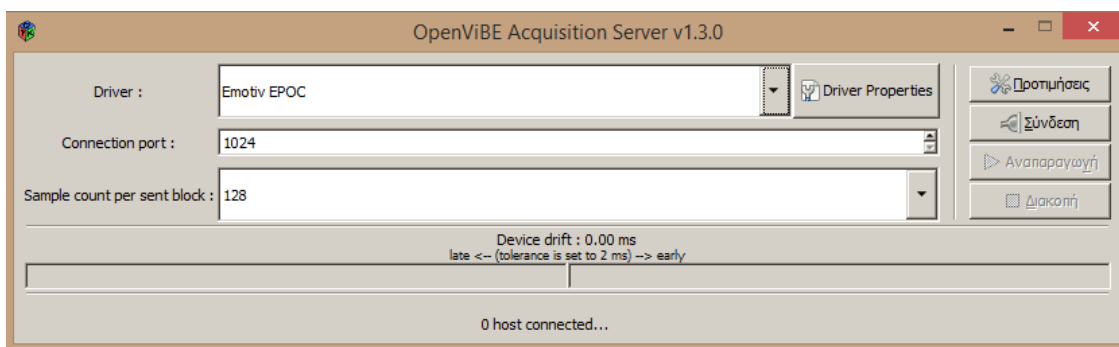
4.3 Λήψη σήματος από την συσκευή σε πραγματικό χρόνο

Για να γίνει εκπαίδευση των σεναρίων τα οποία προορίζονται για ένα σύστημα BCI και τα οποία φτιάχτηκαν για τη συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκε η συσκευή λήψης ΗΕΓ σημάτων της Emotiv Eroc καθώς και το λογισμικό ανοικτού κώδικα που διατίθεται δωρεάν απ' το Εθνικό Γαλλικό Ινστιτούτο Inria.

Η διαδικασία ξεκίνησε ενεργοποιώντας τον διακόπτη ON/OFF της συσκευής ΗΕΓ της Emotiv στο ON, στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε ενεργοποίηση των Bluetooth του Η/Υ για να ανιχνευτεί η συσκευή ΗΕΓ. Ο διακόπτης της συσκευής έμεινε σταθερός για να ανιχνευτεί από τον ηλεκτρονικό υπολογιστή η συσκευή ΗΕΓ έμεινε σταθερός για κάποια δευτερόλεπτα ο διακόπτης ON/OFF της συσκευής ΗΕΓ στο ON (pair) εμφανίζοντας με αυτόν τον τρόπο τη συσκευή ΗΕΓ στο παράθυρο ανίχνευσης του Bluetooth του Η/Υ επιτρέποντας και έτσι να γίνει ζεύξη μεταξύ των συσκευών.

Όταν η σύνδεση και των δυο συσκευών πετύχει θα χρειαστεί το άτομο που θα λάβει μέρος στο πείραμα να φορέσει την συσκευή ΗΕΓ στο κεφάλι του για να καταγραφούν τα εγκεφαλικά του σήματα. Στη συνέχεια στο παράθυρο του acquisition server το οποίο είναι ένα εργαλείο του λογισμικού OpenViBE, με τον οποίο γίνεται επιλογή του οδηγού υλικού από τη λίστα που περιέχει για τη συγκεκριμένη συσκευή που χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα. Όπως βλέπαμε στη εικόνα 10 στο acquisition server έχουμε τη δυνατότητα να ορίσουμε τις ρυθμίσεις σύνδεσης όπως ο αριθμός των δειγμάτων ανά μπλοκ.

Όταν ολοκληρωθούν οι ρυθμίσεις του acquisition server πατώντας το κουμπί ‘Σύνδεση’ η συσκευή θα αναγνωρίσει ως κατευθυντήριο στόχο εκπομπής των σημάτων τον acquisition client του παραθύρου του OpenViBE όπου υπάρχει το σενάριο. Κατόπιν, πατώντας το κουμπί ‘Αναπαραγωγή’ του acquisition server αρχίζει η συσκευή να εκ μπέμνη τα σήματα στο acquisition client. Για να σταματήσει η συσκευή την λήψη των σημάτων θα πρέπει απλώς να πατήσουμε το κουμπί ‘Διακοπή’ του acquisition server. [33]



Εικόνα 10 Acquisition Server

Κεφάλαιο 5

Υλοποίηση – Αποτελέσματα

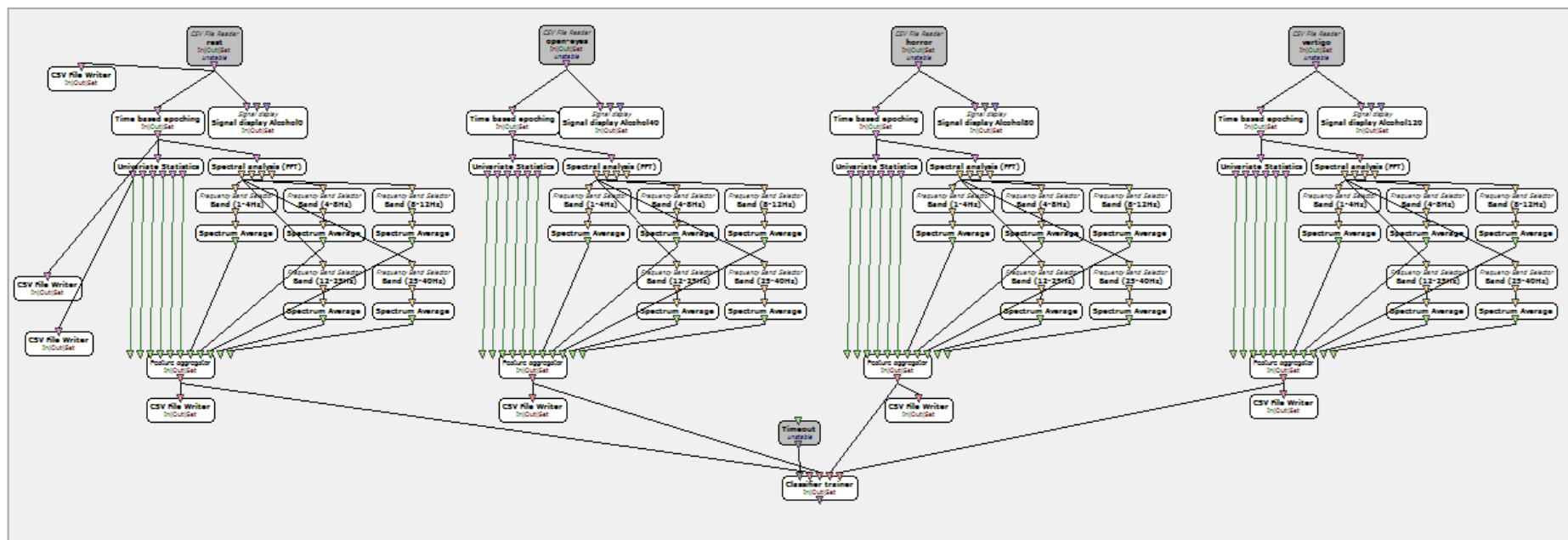
5.1 Σύνολο δεδομένων

Το πείραμα ξεκίνησε συνδέοντας την φορητή συσκευή της Emotiv με τον Η/Υ με την διαδικασία που αναφέρθηκε στο παραπάνω κεφάλαιο. Στην συνέχεια φορέθηκε στο κεφάλι του ατόμου που θα χρησιμοποιήσουμε στο πείραμα και του βάλαμε να ακούσει από 3 λεπτά οκτώ είδη μουσικής, κλασική, ροκ μπαλάντα, μεταλ, κλαρίνα, lounge, resting, λαϊκά και της δικαιοσύνης ήλιε νοητέ που θα τα χρησιμοποιήσουμε για την εκπαίδευση του BCI.

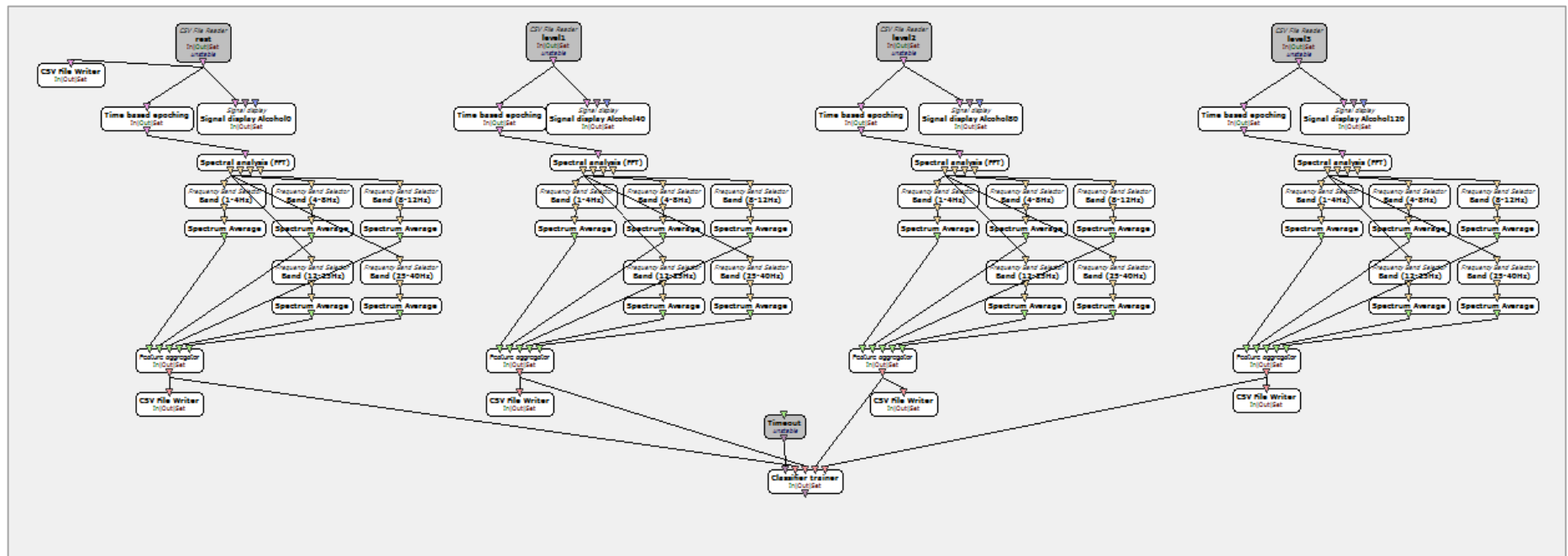
Με την βοήθεια του OpenVibe κάναμε εγγραφή των δεδομένων από τα είδη μουσικής που βάλαμε να ακούσει το άτομο. Τα δεδομένα που λάβαμε ταξινομήθηκαν καταλληλά έτσι ώστε να μπορέσουν να χρησιμοποιηθούν από τα 2 σενάρια που θα χρησιμοποιήσουμε στο πείραμα.

5.2 Σενάρια του πειράματος

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν δυο σενάρια όπως φαίνονται στις εικόνες 11 και 12 με την βοήθεια του OpenVibe.



Εικόνα 11 Σενάριο με όλα τα χαρακτηριστικά.



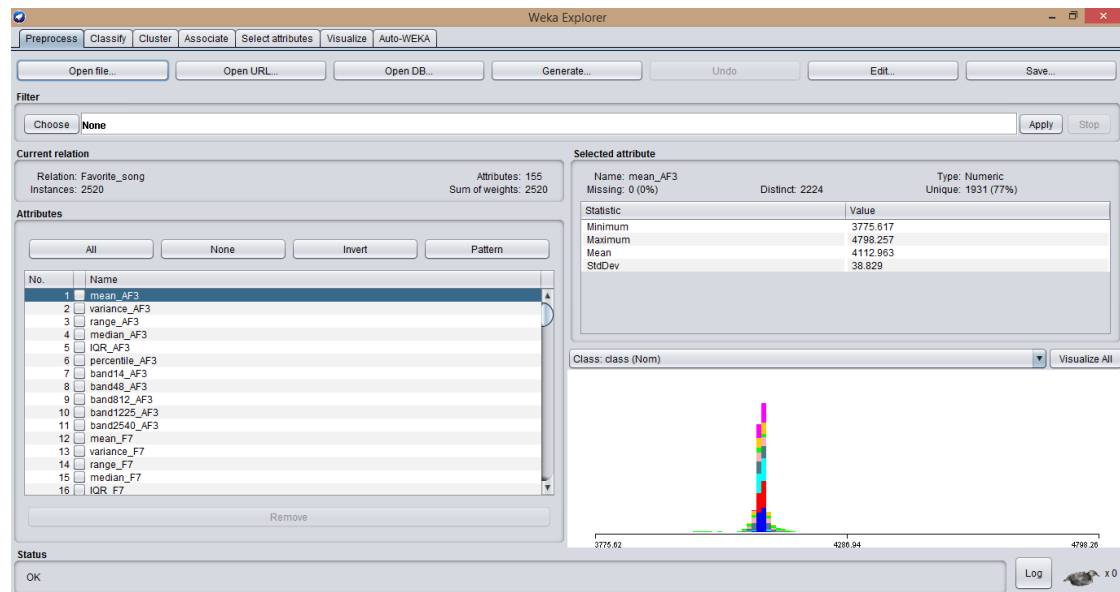
Εικόνα 12 Σενάριο με Spectral.

Από τα δυο σενάρια εξήγαμε τα δεδομένα μας που στην συνέχεια τα ταξινομήσαμε καταλληλά και τα μετατρέπαμε σε μορφή arff έτσι ώστε να μπορέσουμε να τα χρησιμοποιήσουμε από το πρόγραμμα WEKA για την εκπαίδευση του BCI. Σημειώνουμε ότι τα χαρακτηριστικά τα οποία εξήχθησαν από το OpenVibe παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

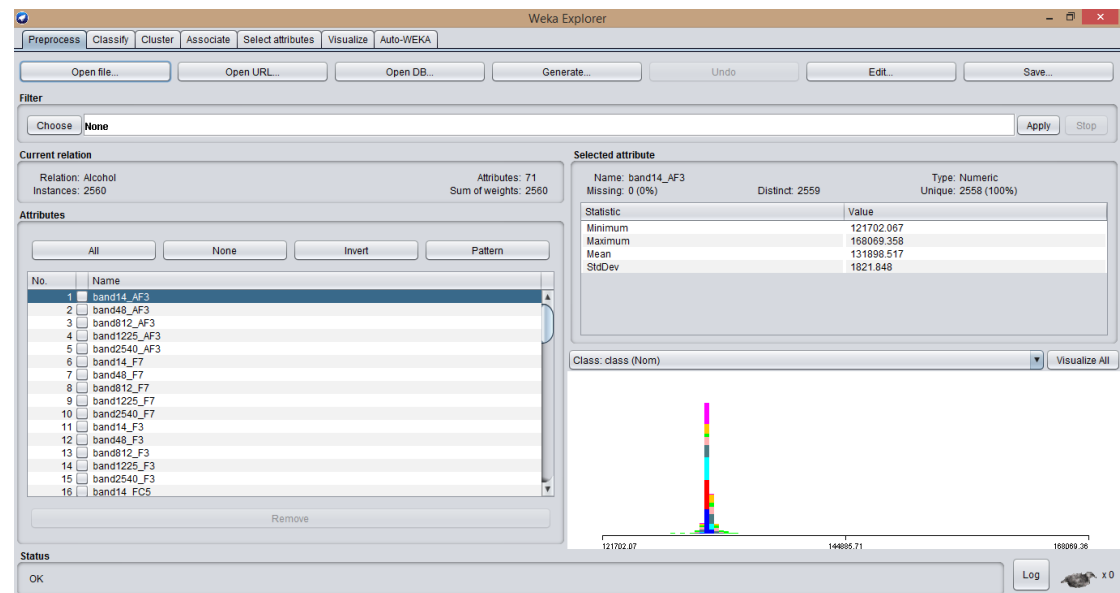
	Features Details	
	<i>Feature Type</i>	<i>Feature Description</i>
1	Time Based Features	Mean value of EEG signal epoch
2		Variance of EEG signal epoch
3		Range of EEG signal epoch
4		Median value of EEG signal epoch
5		Inter- Quantile-Range
6		Percentiles (30%)
7	Spectral Features	Spectrum Amplitude for Band (1-4 Hz)
8		Spectrum Amplitude for Band (4-8 Hz)
9		Spectrum Amplitude for Band (8-12 Hz)
10		Spectrum Amplitude for Band (12-25 Hz)
11		Spectrum Amplitude for Band (25-40 Hz)

5.3 Υλοποίηση των σεναρίων

Τα δεδομένα που εξώγαμε από τα δυο σενάρια και τα μετατρέψαμε σε μορφή arff όπως αναφέρθηκε παραπάνω υλοποιήθηκαν μέσω του προγράμματος WEKA.



Εικόνα 13 Υλοποίηση σεναρίου με όλα τα χαρακτηριστικά.



Εικόνα 14 Υλοποίηση σεναρίου με spectral.

Και τα δυο σενάριο υλοποιήθηκαν με τους 3 τρόπους ταξινόμησης:

- Linear Discriminant analysis (LDA)
- Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)
- Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

5.4 Αποτελέσματα ταξινόμησης

5.4.1 Αποτελέσματα ταξινόμηση με όλα τα χαρακτηριστικά

```
=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      1995           79.1667 %
Incorrectly Classified Instances    525           20.8333 %
Kappa statistic                    0.7611
Mean absolute error                 0.0523
Root mean squared error             0.1802
Relative absolute error             23.9728 %
Root relative squared error         54.5679 %
Total Number of Instances          2520

=== Detailed Accuracy By Class ===
```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,902	0,009	0,942	0,902	0,921	0,909	0,996	0,973	1
	0,961	0,009	0,945	0,961	0,953	0,945	0,999	0,992	2
	0,947	0,015	0,911	0,947	0,929	0,917	0,996	0,979	3
	0,496	0,111	0,423	0,496	0,457	0,360	0,898	0,424	4
	0,165	0,073	0,215	0,165	0,187	0,104	0,886	0,314	5
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	6
	0,890	0,015	0,880	0,890	0,885	0,871	0,992	0,928	7
	0,930	0,006	0,948	0,930	0,939	0,932	0,998	0,988	8
Weighted Avg.	0,792	0,031	0,786	0,792	0,788	0,758	0,971	0,827	

```
=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  e  f  g  h  <-- classified as
322  3  32  0  0  0  0  0 |  a = 1
  0 343  0  0  0  0  0 14 |  b = 2
 19  0 338  0  0  0  0  0 |  c = 3
  0  0  0 177 158  0 22  0 |  d = 4
  0  0  0 217  45  0 11  0 |  e = 5
  0  0  0  0  0 273  0  0 |  f = 6
  0  0  0  24  6  0 243  0 |  g = 7
  1 17  1  0  0  0  0 254 |  h = 8
```

Εικόνα 15 Αποτελέσματα ταξινόμησης LDA.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      1902           75.4762 %
Incorrectly Classified Instances    618           24.5238 %
Kappa statistic                    0.7184
Mean absolute error                0.0647
Root mean squared error            0.2217
Relative absolute error            29.6644 %
Root relative squared error        67.133 %
Total Number of Instances         2520

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,555    0,007    0,930    0,555    0,695     0,687    0,956    0,843    1
0,938    0,016    0,905    0,938    0,922     0,909    0,994    0,963    2
0,966    0,068    0,701    0,966    0,813     0,790    0,983    0,897    3
0,709    0,113    0,508    0,709    0,592     0,521    0,889    0,494    4
0,029    0,018    0,167    0,029    0,050     0,026    0,886    0,357    5
0,996    0,009    0,928    0,996    0,961     0,957    1,000    1,000    6
0,923    0,040    0,735    0,923    0,818     0,800    0,984    0,862    7
0,875    0,011    0,909    0,875    0,892     0,879    0,986    0,941    8
Weighted Avg.  0,755    0,037    0,728    0,755    0,723     0,700    0,959    0,795

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  e  f  g  h  <-- classified as
198 17 129 0 0 6 0 7 | a = 1
 3 335 4 0 0 0 0 15 | b = 2
11 0 345 0 0 0 0 1 | c = 3
 0 0 1 253 40 6 56 1 | d = 4
 0 0 1 224 8 5 35 0 | e = 5
 0 0 0 1 0 272 0 0 | f = 6
 0 0 0 20 0 1 252 0 | g = 7
 1 18 12 0 0 3 0 239 | h = 8

```

Εικόνα 16 Αποτελέσματα ταξινόμησης Perceptron.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      2033           80.6746 %
Incorrectly Classified Instances    487           19.3254 %
Kappa statistic                    0.7777
Mean absolute error                0.1895
Root mean squared error            0.2946
Relative absolute error            86.8408 %
Root relative squared error        89.1928 %
Total Number of Instances         2520

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,860    0,027    0,841    0,860    0,850     0,825    0,962    0,775    1
0,930    0,013    0,922    0,930    0,926     0,914    0,989    0,896    2
0,854    0,017    0,892    0,854    0,873     0,852    0,976    0,826    3
0,913    0,137    0,523    0,913    0,665     0,627    0,920    0,513    4
0,000    0,004    0,000    0,000    0,000     -0,020    0,909    0,411    5
1,000    0,000    1,000    1,000    1,000     1,000    1,000    1,000    6
0,872    0,015    0,875    0,872    0,873     0,858    0,979    0,822    7
0,923    0,011    0,910    0,923    0,916     0,906    0,985    0,876    8
Weighted Avg.  0,807    0,031    0,752    0,807    0,772     0,753    0,964    0,763

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  e  f  g  h  <-- classified as
307 10 35 0 0 0 0 5 | a = 1
 7 332 0 0 0 0 0 18 | b = 2
50 0 305 0 0 0 0 2 | c = 3
 0 0 0 326 8 0 23 0 | d = 4
 0 0 0 262 0 0 11 0 | e = 5
 0 0 0 0 0 273 0 0 | f = 6
 0 0 0 35 0 0 238 0 | g = 7
 1 18 2 0 0 0 0 252 | h = 8

```

Εικόνα 17 Αποτελέσματα ταξινόμησης SVM.

5.4.2 Αποτελέσματα ταξινόμησης με spectral.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

```

Correctly Classified Instances	2349	91.7578 %
Incorrectly Classified Instances	211	8.2422 %
Kappa statistic	0.9056	
Mean absolute error	0.0282	
Root mean squared error	0.1253	
Relative absolute error	12.9228 %	
Root relative squared error	37.9257 %	
Total Number of Instances	2560	

```

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	FRC Area	Class
	0,863	0,022	0,863	0,863	0,863	0,841	0,988	0,928	1
	0,944	0,012	0,928	0,944	0,936	0,926	0,998	0,986	2
	0,877	0,021	0,872	0,877	0,874	0,854	0,990	0,941	3
	0,983	0,006	0,962	0,983	0,972	0,968	1,000	0,997	4
	0,855	0,013	0,893	0,855	0,874	0,859	0,990	0,913	5
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	6
	0,915	0,012	0,906	0,915	0,910	0,899	0,995	0,967	7
	0,905	0,009	0,928	0,905	0,916	0,906	0,997	0,981	8
Weighted Avg.	0,918	0,012	0,917	0,918	0,917	0,905	0,995	0,964	

```

=== Confusion Matrix ===

```

	a	b	c	d	e	f	g	h	<-- classified as
308	2	46	0	0	0	0	0	1	a = 1
1	337	0	0	0	0	0	0	19	b = 2
44	0	313	0	0	0	0	0	0	c = 3
0	0	0	351	6	0	0	0	0	d = 4
1	0	0	13	242	0	27	0	0	e = 5
0	0	0	0	0	283	0	0	0	f = 6
0	0	0	1	23	0	259	0	0	g = 7
3	24	0	0	0	0	0	256	0	h = 8

Εικόνα 18 Αποτελέσματα ταξινόμησης LDA.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

```

Correctly Classified Instances	2475	96.6797 %
Incorrectly Classified Instances	85	3.3203 %
Kappa statistic	0.962	
Mean absolute error	0.011	
Root mean squared error	0.0822	
Relative absolute error	5.0431 %	
Root relative squared error	24.8884 %	
Total Number of Instances	2560	

```

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	FRC Area	Class
	0,930	0,009	0,946	0,930	0,938	0,928	0,994	0,972	1
	0,980	0,004	0,978	0,980	0,979	0,976	1,000	0,998	2
	0,961	0,009	0,945	0,961	0,953	0,945	0,997	0,979	3
	0,992	0,001	0,992	0,992	0,992	0,990	1,000	0,999	4
	0,951	0,006	0,954	0,951	0,952	0,946	0,994	0,984	5
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	6
	0,954	0,005	0,961	0,954	0,957	0,952	0,999	0,993	7
	0,968	0,005	0,961	0,968	0,965	0,960	0,999	0,995	8
Weighted Avg.	0,967	0,005	0,967	0,967	0,967	0,962	0,998	0,990	

```

=== Confusion Matrix ===

```

	a	b	c	d	e	f	g	h	<-- classified as
332	1	20	0	0	0	0	0	4	a = 1
0	350	0	0	0	0	0	0	7	b = 2
14	0	343	0	0	0	0	0	0	c = 3
1	0	0	354	2	0	0	0	0	d = 4
1	0	0	2	269	0	11	0	0	e = 5
0	0	0	0	0	283	0	0	0	f = 6
1	0	0	1	11	0	270	0	0	g = 7
2	7	0	0	0	0	0	274	0	h = 8

Εικόνα 19 Αποτελέσματα ταξινόμησης Perceptron.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      2317          90.5078 %
Incorrectly Classified Instances    243           9.4922 %
Kappa statistic                    0.8913
Mean absolute error                 0.1884
Root mean squared error             0.2929
Relative absolute error             86.312 %
Root relative squared error         88.634 %
Total Number of Instances          2560

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,807	0,034	0,791	0,807	0,799	0,766	0,947	0,705	1
	0,922	0,015	0,911	0,922	0,916	0,903	0,987	0,882	2
	0,818	0,023	0,854	0,818	0,835	0,810	0,968	0,775	3
	0,992	0,003	0,981	0,992	0,986	0,984	0,998	0,979	4
	0,898	0,011	0,907	0,898	0,902	0,890	0,978	0,845	5
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	6
	0,908	0,011	0,915	0,908	0,911	0,900	0,989	0,882	7
	0,919	0,012	0,903	0,919	0,911	0,900	0,985	0,872	8
Weighted Avg.	0,905	0,014	0,905	0,905	0,905	0,891	0,981	0,864	

```

=== Confusion Matrix ===

```

a	b	c	d	e	f	g	h	<-- classified as
288	13	49	0	0	0	0	7	a = 1
10	329	0	0	0	0	0	18	b = 2
62	0	292	0	0	0	0	3	c = 3
0	0	0	354	3	0	0	0	d = 4
1	0	0	4	254	0	24	0	e = 5
0	0	0	0	0	283	0	0	f = 6
0	0	0	3	23	0	257	0	g = 7
3	19	1	0	0	0	0	260	h = 8

Εικόνα 20 Αποτελέσματα ταξινόμησης SVM.

	LDA	Perceptron	SVM
	Ακρίβεια (%)	Ακρίβεια (%)	Ακρίβεια (%)
Σενάριο με όλα τα χαρακτηριστικά	79.16	75.47	80.67
Σενάριο μόνο με τα συχνοτικά χαρακτηριστικά	91.75	96.67	90.50

Πίνακας 1 Συγκεντρωτικός πίνακας ταξινόμηση αποτελεσμάτων σεναρίων (%).

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας στα πρώτα κεφάλαια της παρούσα πτυχιακή εργασία αναφέρονται βασικές εννοιές, ορισμοί και επιστημονικές στάθμες τα οποία κατακτήθηκαν κατά την διάρκεια της ενασχόλησης μας με την εργασίας και αφορούν το θεωρητικό υπόβαθρο των πειραμάτων που πραγματοποιήθηκαν. Στη συνέχεια αναφέρονται μέθοδοι μηχανικής μάθησης και μέθοδοι ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία και στην εξαγωγή των πειραμάτων. Έπειτα περιγράφονται αναλυτικά τα προγράμματα και ο εξοπλισμός που χρειαστήκαν για την διεξαγωγή του πειράματος.

Στην παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκαν σενάρια χρήσης ενός συστήματος διεπαφής εγκεφάλου υπολογιστή με έμφαση στην ταξινόμηση σήματος και πιο συγκεκριμένα στην ταξινόμηση ακουστικών ερεθισμάτων και είδους μουσικής. Για την υλοποίηση των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκε η φορητή συσκευή την Emotiv (Emotiv Eroc+) όπου συνδέθηκε με τον Η/Υ μας και στην συνέχεια με την βοήθεια του προγράμματος OpenVibe λάβαμε τα δεδομένα μας και εξήγαμε τα χαρακτηριστικά του σήματος. Κατόπιν μετατρέψαμε την μορφοποίηση των δεδομένων με σκοπό την χρήση των αλγορίθμων ταξινόμησης από το λογισμικό WEKA.

Συμφώνα με τα αποτελέσματα που εξάγαμε από τα την ταξινόμησης της κάθε εποχής του σήματος στο πρώτο σενάριο με όλα τα χαρακτηριστικά ο αποδοτικότερος αλγόριθμος ταξινόμησης εμφανίζεται να είναι ο SVM με ποσοστό 80.67%, δεύτερος έρχεται ο αλγόριθμος LDA με ποσοστό 79.16% και τελευταίος το Νευρωνικό Δίκτυο με ποσοστό 75.47%. Στο δεύτερο σενάριο στο οποίο έγινε χρήση μόνο των συχνοτικών χαρακτηριστικών του σήματος, ο πιο αποδοτικός αλγόριθμος ήταν το Νευρωνικό Δίκτυο με ποσοστό 96.67%, δεύτερος εμφανίζεται ο αλγόριθμος LDA με ποσοστό 91.75% και τρίτος με μικρή διαφορά ο αλγόριθμος SVM με ποσοστό 90.50%. Συμφώνα με τον συγκεντρωτικό πίνακα βλέπουμε ότι πιο σταθερός αλγόριθμος ταξινόμησης και στα δυο σενάρια είναι ο SVM. Και στα δυο σενάρια ο αλγόριθμος βλέπουμε να έχει διαφορά 9.83% με αντίστοιχα του LDA ποσοστό 12.5% και 21.2% του Perceptron.

Είναι αξιοσημείωτο το γεγονός ότι στο σενάριο με τα συχνοτικά χαρακτηριστικά επιτυγχάνονται καλύτερα αποτελέσματα ακρίβειας. Συγκεκριμένα από τον συγκεντρωτικό πίνακα φαίνεται ότι σε όλες τις περιπτώσεις η βελτίωση της ακρίβειας υπερβαίνει τις 10 ποσοστιαίες μονάδες. Μπορεί λοιπόν να συμπεράνει κανείς ότι η ενέργεια του σήματος στους ρυθμούς του εγκεφάλου, περιέχουν την κατάλληλη πληροφορία για να διαχωριστούν τα σήματα από ακουστικά ερεθίσματα διαφορετικού είδους μουσικής. Είναι εξίσου άξιο λόγου το γεγονός ότι τα πειράματα παρουσίασαν ιδιαίτερα υψηλή ακρίβεια σε ένα πρόβλημα 8 κλάσεων, όπου η απόδοση του τυχαίου πειράματος θα ήταν 12.5%.

Βιβλιογραφία

- [1].Web <https://www.cognifit.com/el/brain> [Πρόσβαση 15.12.2018]
- [2].Web <https://www.iatronet.gr/iatriko-lexiko/egkefalos.html> [Πρόσβαση 15.12.2018]
- [3].Μ. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας, «Ιατρική Πληροφορική», Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016. ISBN: 978-960-603-231-8.
- [4].Τ. Tzallas, Ν. Giannakeas, Κ. Zoulis, Μ. G. Tsipouras, Ε. Glavas, Κ. D. Tzamourta, L. G. Astrakas and S. Konitsiotis, “EEG Classification and Short-Term Epilepsy Prognosis using Brain Computer Interface Software,” In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Thessaloniki, Greece, 2017.
- [5].Κ.Δ. Tzamourta, Α.Τ. Tzallas, Ν. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis and Μ. Tsipouras, “Epileptic seizures classification based on long-term EEG signal Wavelet analysis,” Precision Medicine Powered by pHealth and Connected Health, 165-169, 2018.
- [6].Κ. D. Tzamourta, Μ. G. Tsipouras, Ν. Giannakeas, L. G. Astrakas, S. Konitsiotis and Α. Τ. Tzallas, “Wavelet based classification of epileptic seizures in EEG signals,” In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Thessaloniki, Greece, 2017.
- [7].Α. Τ. Tzallas, Ι. Tsoulos, Μ. G. Tsipouras, Ν. Giannakeas, Ι. Androulidaki and Ε. Zaitseva, “Classification of EEG signals using feature creation produced by grammatical evolution,” In Proceeding of the 24th Telecommunications Forum (TELFOR), Beograd, Serbia, 2016.
- [8].Κ.Δ. Tzamourta, Α.Τ. Tzallas, Ν. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis, Ρ. Angelidis and Μ.Γ. Tsipouras, “A robust methodology for classification of epileptic seizures in EEG signals,” Health and Technology, 2018. <https://doi.org/10.1007/s12553-018-0265-z>
- [9].C. H. Vanderwolf, "Are neocortical gamma waves related to consciousness?", Brain research (2000).
- [10]. Web <https://gerasimos-politis.blogspot.com/2017/02/epidrash-mousikh-ekgefalo-mnhmh-paidia.html> [Πρόσβαση 9.1.2019]

- [11]. Web <https://medicalxpress.com/news/2017-07-music-brain.html#nRlv>
[Πρόσβαση 9.1.2019]
- [12]. Γρηγορίου Ταντανόζη, Πτυχιακή εργασία, Η μουσική ως συστατικό του πολιτισμού του «εθισμού» , ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΤΜΗΜΑ ΜΟΥΣΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΗΣ, Θεσσαλονίκη 2008
- [13]. Νικολάου, Χ. (2017). *Αναγνώριση κίνησης χεριού από εγκεφαλικά σήματα με χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης*. [Διπλωματική Εργασία]. Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα: Τηλεπικοινωνιών και Τεχνολογίας Πληροφορίας.
- [14]. K. Tzimourta , I. Tsoulos , Th. Bilerio, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, N. Giannakeas, “Direct Assessment of Alcohol Consumption in Mental State using Brain Computer Interfaces and Grammatical Evolution,” *Inventions*, vol. 3, no 51, 2018.
- [15]. K.D. Tzimourta, L.G. Astrakas, A.-M. Gianni, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, I. Paliokas, D. G. Tsalikakis M. G. Tsipouras, “Evaluation of window size in classification of epileptic short-term EEG signals using a Brain Computer Interface software,” *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 8, no. 4, 2018.
- [16]. Hornero, R., Corralejo, R. (2012). Brain Computer Interface (BCI) systems applied to cognitive training and home automation control to offset the effects of ageing. [Ομάδα Βιοϊατρικής Μηχανικής. Πανεπιστήμιο Valladolid]. Edition: March 2012, Page 1, No 08.
- [17]. Townsend, G., Graimann, B., & Pfurtscheller, G. (2004). Continuous EEG classification during motor imagery-simulation of an asynchronous BCI. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 12(2), 258–265.
- [18]. Delisle-Rodriguez, D., Castillo-Garcia, J. F., Bastos-Filho, T., Frizzera-Neto, A., & Lopez-Delis, A. *Using linear discriminant function to detect eyes closing activities through alpha wave*.
- [19]. Rik van Dinteren; MartijnArns; Marijtje L. A. Jongsma; Roy P. C. Kessels (2014). "P300 Development across the Lifespan: A SystematicReview and MetaAnalysis". *PLOS ONE*. 9: e87347. doi:10.1371/journal.pone.0087347. PMC 3923761 . PMID 24551055
- [20]. Hochberg et al. (2006). “Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia”. *Nature* 442, 164-171
- [21]. Web:<https://www.intechopen.com/books/new-advances-in-machine-learning/types-of-machine-learning-algorithms>[Πρόσβαση 20.2.2019]

- [22]. Ian H. Witten & Eibe Frank DATAMINING Practical Machine Learning Tools and Techniques(2011)
- [23]. N Giannakeas, DI Fotiadis, “Image processing and machine learning techniques for the segmentation of cDNA microarray images, Machine Learning: Concepts, Methodologies, Tools and Applications, 817-829, 2012.
- [24]. Web:<https://medium.com/fuzz/machine-learning-classification-models-3040f71e2529>[Πρόσβαση 20.2.2019]
- [25]. Balakrishnama S., Ganapathiraju A. Linear Discriminant Analysis-A brief Tutorial. Institute for Signal and Information Processing, (PDF) MS, 1998.
- [26]. Margaret H. Dunham Data Mining Introductory and Advanced Topics. 1st Edition (2004). Εισαγωγικά και Προηγμένα Θέματα Εξόρυξης Γνώσης από Δεδομένα. [Επιμ.] Βερύκιος Β., Θεοδωρίδης Γ. Αθήνα: Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών.
- [27]. Russel J. S., Norvig P. Τεχνητή Νοημοσύνη: Μια Σύγχρονη Προσέγγιση. 2nd Edition (2005). [Επιμ.] Ρεφανίδης Γ. [Μεταφρ.] Άλβας Τ., Καρτσακλής Δ., Σκουλαρίκης Φ., Ψ.Ε. Αθήνα: Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
- [28]. V Christou, MG Tsipouras, N Giannakeas, AT Tzallas, “Hybrid Extreme Learning Machine Approach for Homogeneous Neural Networks”, Neurocomputing 311, 397-412, 2018
- [29]. Web:<https://www.emotiv.com/product/emotiv-epoc-14-channel-mobile-eeeg/> [Πρόσβαση 19.3.2019]
- [30]. N Giannakeas, PS Karvelis, DI Fotiadis, “A classification-based segmentation of cDNA microarray images using support vector machines,”, in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 875-878, 2008.
- [31]. Web <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6521181> [Πρόσβαση 15.5.2019]
- [32]. Web <http://openvibe.inria.fr/> [Πρόσβαση 18.3.2019]
- [33]. Web <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/> [Πρόσβαση 3.6.2019]