

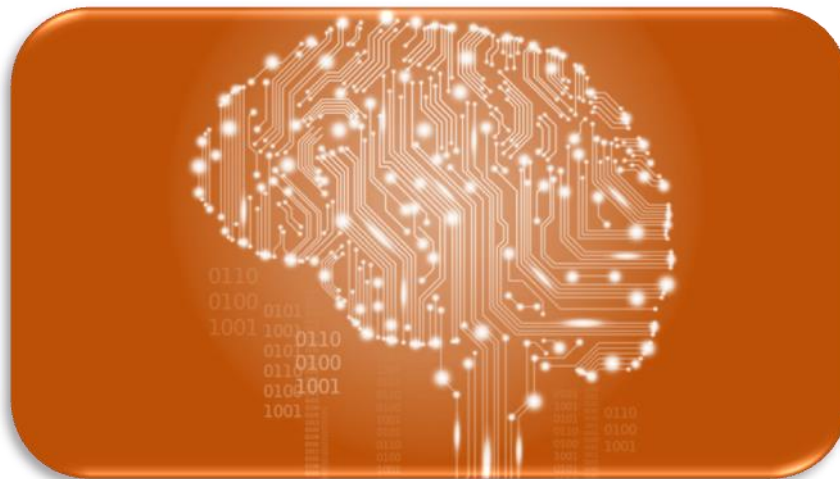
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



Πανεπιστήμιο
Ιωαννίνων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΠΡΟΚΛΗΤΑ ΔΥΝΑΜΙΚΑ ΓΕΥΣΗΣ



ΚΑΤΣΙΡΜΑΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΑΜ:13410

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ
ΓΙΑΝΝΑΚΕΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



Πανεπιστήμιο
Ιωαννίνων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΜΕ ΒΑΣΗ
ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΠΡΟΚΛΗΤΑ ΔΥΝΑΜΙΚΑ ΓΕΥΣΗΣ**

ΚΑΤΣΙΡΜΑΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΑΜ:13410

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ

ΓΙΑΝΝΑΚΕΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

ΑΡΤΑ 2019

**Classification of Electroencephalogram under different favor
Evoked Response Potential**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, Σεπτέμβριος 2019

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Γιαννακέας Νικόλαος

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

2. Μέλος επιτροπής

Τζάλλας Αλέξανδρος

Επίκουρος Καθηγητής

3. Μέλος επιτροπής

Δημόπουλος Δημήτριος

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Ο Προϊστάμενος του Τμήματος

Ευριπίδης Γλαβάς,

Καθηγητής

Υπογραφή

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Δηλώση μη λογοκλοπής

Δηλώνω υπεύθυνα και γνωρίζοντας τις κυρώσεις του Ν.2121/1993 περι 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 για την συγγραφή της περιλαμβάνονται στη βιβλιογραφία.

Κατσιρμάς Κωνσταντίνος

Υπογραφή

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στους καθηγητές του τμήματος, κυρίως στον υπεύθυνο καθηγητή μου κ. Γιαννακέα Νίκο για την βοήθεια του και την -μόνιμα- άμεση ανταπόκρισή του για την ολοκλήρωση της εργασίας μου. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου για την βοήθεια τους όλα αυτά τα χρόνια.

Περίληψη

Στην παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκε η προσομοίωση ενός συστήματος BCI(Brain-Computer-Interfaces), με έμφαση στην ταξινόμηση σημάτων που ανακτώνται σε πραγματικό χρόνο από συσκευή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Συγκεκριμένα, το πείραμα αυτό είναι βασισμένο σε διάφορες ερευνητικές αλλά και πειραματικές εργασίες, οι οποίες έχουν παρουσιαστεί στην διεθνή βιβλιογραφία, εκτελούνται με την επικοινωνία BCI συσκευής με το λογισμικό επεξεργασίας σημάτων. Επίσης με βάση τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης οι οποίοι θα εκπαιδευτούν από τα εγκεφαλογραφήματα στις διάφορες γεύσεις (ξινό, γλυκό, αμυρό, πικρό) αυτό γίνεται με σκοπό την ορθή ταξινόμηση ανάλογα με το ερέθισμα το οποίο δίδεται.

Λέξεις-κλειδιά: εγκέφαλος, σύστημα διεπαφής, μηχανική μάθηση

Abstract

The present work simulated a BCI (Brain-Computer-Interfaces) system, focusing on the classification of signals recovered in real time from an electroencephalogram. Specifically, this experiment is based on various research and experimental works, which have been presented in international literature, performed with the BCI communication software with the signal processing software. Also, based on the algorithmic learning mechanics that will be trained by the encephalographies of different flavors (sour, sweet, salty, bitter), this is done in order to properly classify it according to the stimulus given.

Keywords: brain, interfaces, mechanical learning

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	- 10 -
Abstract	- 11 -
1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος	- 16 -
1.1 Φυσιολογία εγκεφάλου.....	- 16 -
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ).....	- 20 -
1.2.1 Τρόποι καταγραφής.....	- 21 -
1.2.2 Συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου.....	- 25 -
1.3 Επίδραση του αλκοόλ στην εγκεφαλική λειτουργία	- 27 -
2. Προκλητά Δυναμικά.....	- 29 -
2.1 Τι είναι τα προκλητά Δυναμικά.....	- 29 -
2.2 Το προκλητό δυναμικό P300.....	- 31 -
2.3 Έρευνες που έχουν γίνει.....	- 34 -
2.3 Παρούσα επιστημονική Στάθμιση.....	- 37 -
3. Υποδομή Πειραμάτων	- 39 -
3.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv Eroc+)	- 39 -
3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe.....	- 40 -
3.3 Λήψη σήματος από την συσκευή σε πραγματικό χρόνο.....	- 45 -
4. Επεξεργασία Σήματος	- 48 -
4.1 Προεπεξεργασία (Φίλτρα).....	- 48 -
4.2 Ανάλυση συχνοτήτων.....	- 52 -
4.3 Εντοπισμός κορυφών	- 56 -
5. Μηχανική Μαθηση.....	- 57 -
5.1. Θεμελιώδης αρχές Μηχανικής Μάθησης	- 57 -

5.2 Αλγοριθμοί Ταξινόμησης	58 -
5.2.1 Μπευζιανός Ταξινόμητης (Naive Bayes)	58 -
5.2.2 Δέντρα απόφασης	59 -
5.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης	60 -
5.2.4 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)	61 -
6. Υλοποίηση Πειράματα και Αποτελέσματα	62 -
6.1 Πειράματα	62 -
6.2 Μέτρα αξιολόγησης	62 -
6.2 Σενάρια του πειράματος	64 -
6.3. Αποτελέσματα Ταξινόμησης	68
6.2.1 Μπευζιανός Ταξινόμητης (Naive Bayes)	68
6.2.2 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)	69
6.2.3 Δένδρα Απόφασης -	70
6.2.4 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron - MLP)	71
6. Συμπεράσματα	73
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	74

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1 Ανατομία Εγκεφάλου	- 17 -
Εικόνα 2 Σχηματική αναπαράσταση Νευρώνα	- 18 -
Εικόνα 3 Δομή Νευρικού κυττάρου	- 19 -
Εικόνα 4 Κυτταρική μεμβράνη.....	- 19 -
Εικόνα 5 Καταγραφή τυπικού ΗΕΓ	- 21 -
Εικόνα 6 Το διεθνές Σύστημα 10-20	- 22 -
Εικόνα 7 Προσαρμογή ηλεκτροδίων στην επιφάνεια του κεφαλιού με το Σύστημα 10-20. -	23 -
Εικόνα 8 Καταγραφή ΗΕΓ	- 23 -
Εικόνα 9 Συχνά artifacts σε ΗΕΓ.....	- 24 -
Εικόνα 10 Ρυθμός Delta	- 25 -
Εικόνα 11 Ρυθμός theta	- 25 -
Εικόνα 12 Ρυθμός alpha	- 26 -
Εικόνα 13 Ρυθμός Beta.....	- 26 -
Εικόνα 14 Ρυθμός Gamma	- 27 -
Εικόνα 15 Σχηματική αναπαράσταση ΠΔ	- 29 -
Εικόνα 16 Σχηματική αναπαράσταση προκλητού δυναμικού.....	- 30 -
Εικόνα 17 Τυπική κυματομορφή P300.....	- 32 -
Εικόνα 18 Κυματομορφή χρονικής διάρκειας P300.....	- 33 -
Εικόνα 19 Κυματομορφή πλάτους του P300.....	- 33 -
Εικόνα 20 Τυπικό σύστημα BCI	- 34 -
Εικόνα 21 Παραδείγματα εφαρμογής του P300 σε έρευνα	- 36 -
Εικόνα 22 Η συσκευή καταγραφής Emotiv Eroc +	- 39 -
Εικόνα 23 Open ViBE workshop	- 41 -
Εικόνα 24 Το γραφικό περιβάλλον του Open Vice.....	- 42 -
Εικόνα 25 Σενάριο με το λογισμικό Open ViBE.....	- 44 -
Εικόνα 26 Παράθυρο του Acquisition Server	- 45 -
Εικόνα 27 Το διεθνές σύστημα 10-20 στον acquisition server του open ViBE.....	- 46 -
Εικόνα 28 Εμφάνιση σήματος στον designer	- 47 -
Εικόνα 29 Τοπογραφικοί χάρτες στο λογισμικό Open ViBE.....	- 47 -
Εικόνα 30 Στάδια υλοποίησης και επεξεργασίας ενός ΗΕΓ	- 48 -
Εικόνα 31 Η χρήση μικρότερης σταθεράς χρόνου περιορίζει τη βραδεία δραστηριότητα.. -	50 -

Εικόνα 32 Επεξεργασία (Φιλτράρισμα) σήματος με Open ViBE	- 51 -
Εικόνα 33 Επεξεργασία (Φιλτράρισμα) σήματος με το Open ViBE	- 51 -
Εικόνα 34 Μετατροπή αναλογικού σε ψηφιακό σήμα.....	- 53 -
Εικόνα 35 Τα πρώτα 5 δευτερόλεπτα καταγραφής ενός ΗΕΓ	- 54 -
Εικόνα 36 Φάσμα Ισχύος αρχικής καταγραφής	- 54 -
Εικόνα 37 Τα πρώτα 15 sec της επιδιορθωμένης καταγραφής	- 55 -
Εικόνα 38 Το φάσμα ισχύος της επιδιορθωμένης καταγραφής.....	- 55 -
Εικόνα 39 Το φάσμα ισχύος της επιδιορθωμένης καταγραφής.....	- 59 -
Εικόνα 40: Παράδειγμα δέντρου απόφασης.....	- 60 -
Εικόνα 41: Υπερεπίπεδα Μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης.....	- 60 -
Εικόνα 42 Απεικόνιση νευρωνικού δικτύου	- 61 -
Εικόνα 43: Χαρακτηριστική καμπύλη λειτουργίας.....	- 63 -
Εικόνα 44 Σενάριο με όλα τα χαρακτηριστικά.	- 65 -
Εικόνα 45: Σενάριο με Συχνοτικά Χαρακτηριστικά	- 66 -
Εικόνα 46 Αποτελέσματα Naïve Bayes με επιλογή χαρακτηριστικών	68
Εικόνα 47 Αποτελέσματα Naïve Bayes χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών	68
Εικόνα 48 - Αποτελέσματα SVM χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών	69
Εικόνα 49 - Αποτελέσματα SVM με επιλογή χαρακτηριστικών	69
Εικόνα 50 - Αποτελέσματα DT χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών	70
Εικόνα 51 -Αποτελέσματα DT με επιλογή χαρακτηριστικών.....	70
Εικόνα 52 Αποτελέσματα MLP με επιλογή χαρακτηριστικών	71
Εικόνα 53 Αποτελέσματα MLP χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών	71

Κεφάλαιο 1

1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

1.1 Φυσιολογία εγκεφάλου

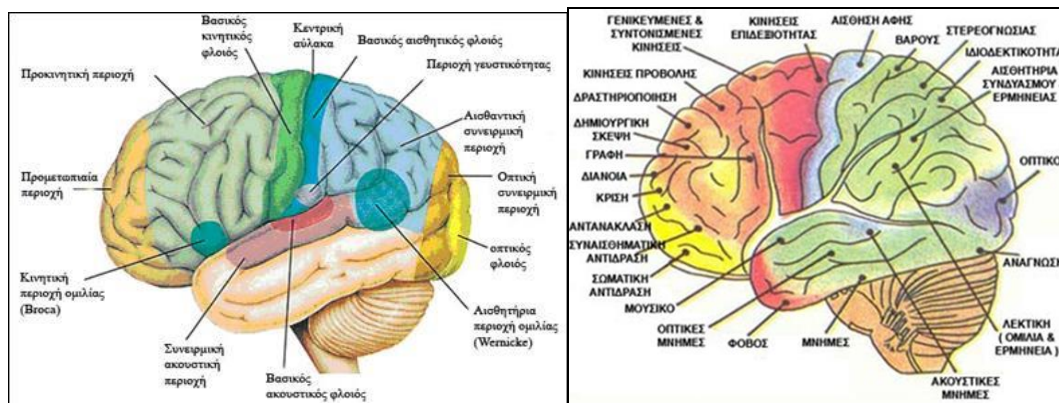
Ο βασικότερος πυλώνας που ελέγχει και ρυθμίζει τη λειτουργία όλων των οργάνων του ανθρώπινου σώματος είναι το νευρικό σύστημα. Αυτό αποτελείται από δύο τμήματα: i) το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα, το οποίο περιλαμβάνει τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό και ii) το Περιφερειακό Νευρικό Σύστημα, το οποίο αποτελείται από τα εγκεφαλικά και τα νωτιαία νεύρα με τα νευρικά γάγγλια τους.

Ο εγκέφαλος – το κυριότερο μέρος του κεντρικού νευρικού συστήματος – βρίσκεται εντός της κρανιακής κοιλότητας και περιβάλλεται από τρεις προστατευτικούς υμένες που ονομάζονται μήνιγγες.

Ανατομικά, ο εγκέφαλος μπορεί να διαιρεθεί σε 5 επιμέρους τμήματα:

A) Ο Έσχατος εγκέφαλος αποτελείται από τον προμήκη μυελό και το κάτω τριφόριο της τέταρτης κοιλίας. B) Ο Οπίσθιος εγκέφαλος περιλαμβάνει την γέφυρα, την παρεγκεφαλίτιδα και την τέταρτη κοιλία του εγκεφάλου. Γ) Ο Μέσος εγκέφαλος περιέχει το τετράδυμο πέταλο, τα δύο εγκεφαλικά σκέλη και τον υδραγωγό του Sylvius. Δ) Ο Διάμεσος εγκέφαλος αποτελείται από τους δύο θαλάμους, τον υποθάλαμο, τον μεταθάλαμο και την Τρίτη κοιλία του εγκεφάλου. E) Ο Τελικός εγκέφαλος ως το μεγαλύτερο μέρος του εγκεφάλου, περιλαμβάνει τα δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια, τους συνδέσμους τους και τις δύο πλάγιες κοιλίες του εγκεφάλου. Στην Εικόνα 1 φαίνεται η

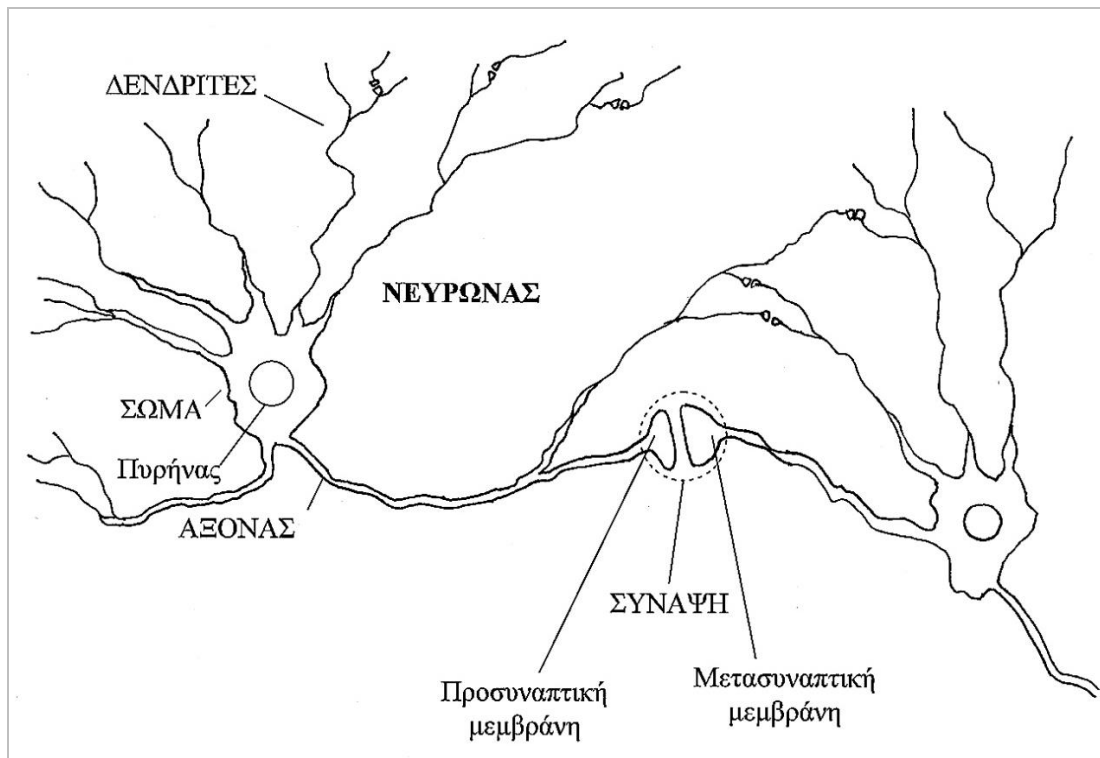
ανατομία του εγκεφάλου, καθώς και οι περιοχές του εγκεφάλου που σχετίζονται με τα διάφορα ερεθίσματα.



Εικόνα 1 Ανατομία Εγκεφάλου

Δύο είδη κυττάρων περιλαμβάνουν τα όργανα του ανθρώπινου νευρικού συστήματος: τα νευρικά κύτταρα ή νευρώνες και τα νευρογλοιακά κύτταρα, τα οποία έχουν έναν πιο υποστηρικτικό ρόλο.

Αντίθετα, οι νευρώνες είναι τα θεμελιώδη λειτουργικά στοιχεία του νευρικού συστήματος. Οι νευρώνες οργανώνονται σε πολύπλοκα δίκτυα που αποτελούν τις οδούς μέσω των οποίων μεταδίδονται οι πληροφορίες στο νευρικό σύστημα. Ανάλογα με τη λειτουργία τους οι νευρώνες διακρίνονται σε αισθητικούς, κινητικούς και ενδιάμεσους. Στην Εικόνα 2 φαίνεται η δομή των νευρώνων.

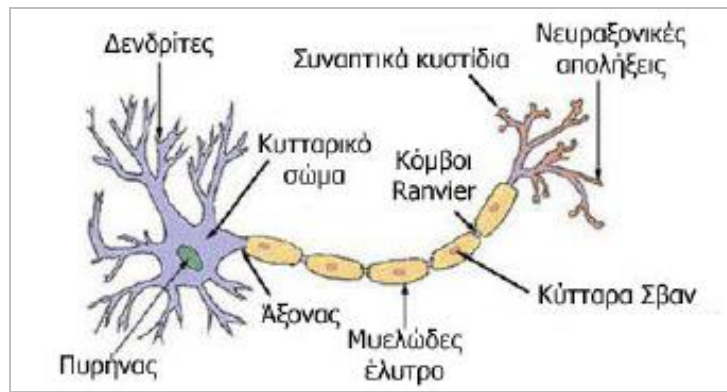


Εικόνα 2 Σχηματική αναπαράσταση Νευρώνα

Ένας νευρώνας είναι αυτόνομος και αποτελείται από το κυρίως νευρικό κύτταρο (σώμα) και τις αποφυάδες του, που ονομάζονται νευρίτες και χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

α) Στην πρώτη κατηγορία έχουμε τον μοναδικό νευράξονα (ή άξονα) κάθε νευρώνα. Αυτός είναι μια νηματοειδής προέκταση του κυρίως νευρικού κυττάρου. Οι νευρικές ώσεις του κυτταρικού σώματος οδεύουν κατά μήκος του άξονα κατευθυνόμενες προς την απόληξή του. Οι άξονες καταλήγουν στην προσυναπτική μεμβράνη που συμμετέχει στο σχηματισμό της σύναψης, της περιοχής δηλαδή όπου έρχεται ο νευρώνας σε ηλεκτροχημική επαφή με άλλους νευρώνες για να τους μεταδώσει σήματα.

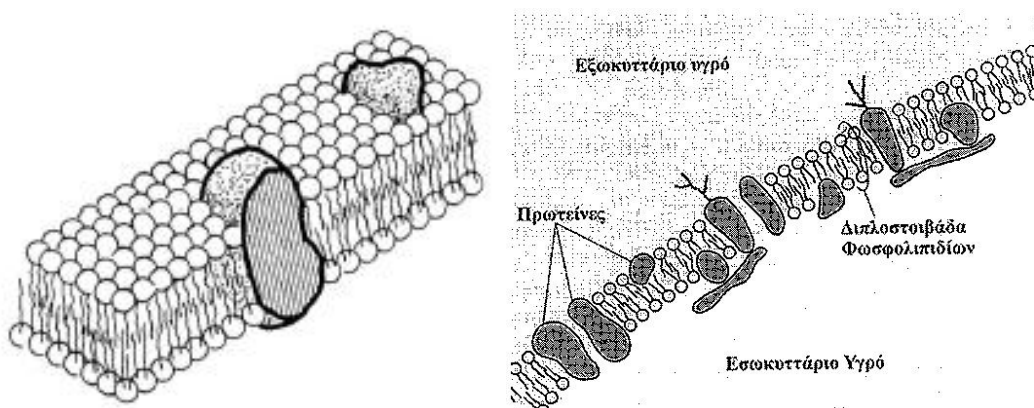
β) Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν οι δενδρίτες που είναι διακλαδισμένες αποφύσεις των νευρώνων. Αυτοί βρίσκονται σε επαφή μέσω των συνάψεων με τις απολήξεις διαφόρων αξόνων, που προέρχονται από γειτονικούς ή απομακρυσμένους νευρώνες. Οι δενδρίτες, μέσω των μετασυναπτικών μεμβρανών, συλλέγουν τα σήματα που εκπέμπονται από τις αξονικές απολήξεις και τα μεταδίδουν στο αντίστοιχο κυτταρικό σώμα του νευρώνα στον οποίο ανήκουν.



Εικόνα 3 Δομή Νευρικού κυττάρου

Στην σύναψη πραγματοποιείται η μεταβίβαση της δράσης από την προσυναπτική μεμβράνη στη μετασυναπτική, μέσω της πολύ λεπτής σχισμής που τα χωρίζει, η οποία ονομάζεται συναπτικό χάσμα. Υπάρχουν επίσης περιπτώσεις όπου η σύναψη βρίσκεται πολύ κοντά ή και πάνω στο σώμα ενός νευρώνα και περιπτώσεις όπου σε μία σύναψη συμμετέχουν τρεις νευρώνες ταυτόχρονα, οπότε απολήξεις δύο αξόνων οδεύουν στο ίδιο σημείο ενός δενδρίτη.

Ολόκληρος ο νευρώνας μαζί με τον άξονα και τους δενδρίτες καλύπτεται από την κυτταρική μεμβράνη. Η κυτταρική μεμβράνη είναι ουσιαστικά ένα διπλό (διμοριακό) στρώμα από μόρια λιπιδίων, μέσα στο οποίο υπάρχουν τοποθετημένα εγκαρσώς πολλά διαφορετικά είδη πρωτεϊνικών μορίων. Η μεμβράνη έχει πάχος περίπου 8-10nm. Τα λιπίδια του διμοριακού στρώματος είναι κυρίως φωσφολιπίδια, τα οποία αποτελούνται από μια υδρόφιλη κεφαλή, η οποία είναι συνδεδεμένη σε δύο υδρογονανθρακικές αλυσίδες που αποτελούν το υδρόφοβο τμήμα (ουρά) του μορίου (Εικόνα 4).



Εικόνα 4 Κυτταρική μεμβράνη

1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ)

Στον ανθρώπινο εγκέφαλο υπάρχουν δισεκατομμύρια νευρώνες οι οποίοι παράγουν το ηλεκτρικό του φορτίο. Αυτό συμβαίνει διότι ολόκληρο το δίκτυο ανταλλάσει συνεχώς ηλεκτροχημικά σήματα, μέσα από τη διαμεμβρανική ρευματική ροή η οποία οφείλεται στα δυναμικά δράσης και τα μετασυναπτικά δυναμικά.

Όταν προκύπτουν ρεύματα ιόντων από ταυτόχρονη ενεργοποίηση ενός συνόλου γειτονικών νευρώνων προκύπτει ένα κύμα (επαγωγή φορτίου) το οποίο μεταδίδεται μέχρι τα ηλεκτρόδια στο κρανίο, καθώς ο εγκεφαλικός ιστός, οι μήνιγγες, το κρανίο και το δέρμα άγουν το ηλεκτρικό ρεύμα. Στα ηλεκτρόδια εμφανίζεται μια διαφορά δυναμικού η οποία είναι ευαίσθητη σε αυτές τις μεταβολές των συγκεντρώσεων των ιόντων, δημιουργώντας μια ροή ηλεκτρονίων από την πλευρά του ηλεκτροδίου. Καταγράφοντας στον χρόνο τις τάσεις μεταξύ δύο ηλεκτροδίων, προκύπτει το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα [1, 2].

Το ηλεκτρικό δυναμικό που παράγεται από έναν μεμονωμένο νευρώνα είναι πολύ μικρό για να καταγραφεί από το EEG, γι'αυτό η λειτουργία του στηρίζεται στην άθροιση σύγχρονης δραστηριότητας χιλιάδων ή και εκατομμυρίων νευρώνων οι οποίοι έχουν κοινή τοπολογία και προσανατολισμό, δημιουργώντας έτσι ανιχνεύσιμα εγκεφαλικά κύματα. Επειδή αυτή η τάση εξασθενεί με το τετράγωνο της απόστασης, δραστηριότητα που προκύπτει από βαθιές δομές του εγκεφάλου ανιχνεύεται πιο δύσκολα, σε σχέση με δομές που βρίσκονται κοντά στην εξωτερική επιφάνεια του κρανίου [3, 4].

Τα κύματα που προκύπτουν εμφανίζουν ταλαντώσεις σε διάφορες συχνότητες. Η συχνοτική συμπεριφορά και η χωρική κατανομή αυτών συσχετίζονται με διαφορετικές καταστάσεις και λειτουργίες του εγκεφάλου, οι οποίες θα αναλυθούν παρακάτω.



Εικόνα 5 Καταγραφή τυπικού ΗΕΓ

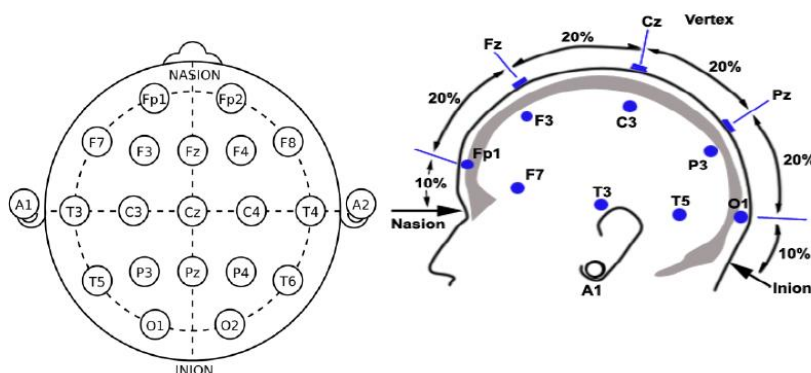
1.2.1 Τρόποι καταγραφής

Όπως προαναφέρθηκε, η λειτουργία του ηλεκτροεγκεφαλογράφου (ΗΕΓ) στηρίζεται στην καταγραφή των διαφορών δυναμικού, οι οποίες παρουσιάζονται πάνω στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του ανθρώπινου κρανίου, ως αποτέλεσμα της λειτουργίας του εγκεφάλου. Τα μετρούμενα ηλεκτρικά σήματα είναι ασθενή, της τάξεως περίπου $1\mu\text{V}$ ως $100\mu\text{V}$. Υπάρχει, λοιπόν, η απαίτηση της όσο το δυνατόν μεγαλύτερης ενίσχυσης των υπό εξέταση σημάτων, και μόνο αυτών, καθώς και της πυκνότερης κάλυψης του κεφαλιού με απαγωγά ηλεκτρόδια. Έτσι θα υπάρχει μια ουσιαστική απεικόνιση - αντανάκλαση της εγκεφαλικής δραστηριότητας που θέλουμε να μελετήσουμε.

Το πρώτο στάδιο για την καταγραφή του EEG αποτελούν τα ηλεκτρόδια, οι αισθητήρες του συστήματος, οι οποίοι τοποθετούνται στην δερματική επιφάνεια του κρανίου είτε ως μεμονωμένα ηλεκτρόδια, καθένα απ'τα οποία συνδέεται με ένα καλώδιο, είτε με τη μορφή καπέλων (cap/net), με τα ηλεκτρόδια ενσωματωμένα, ανάλογα με το σύστημα που χρησιμοποιείται. Συνήθως αποτελούνται από μικρούς μεταλλικούς δίσκους και καλύπτουν ομοιόμορφα το κεφάλι, ενώ ο αριθμός τους μπορεί να είναι από μερικές δεκάδες έως και εκατοντάδες, ανάλογα με τον αριθμό των καναλιών και την ανάλυση που επιθυμείται. Η επαφή τους με το δέρμα γίνεται πολλές φορές με την βοήθεια αγωγίμων ουσιών, ενώ η

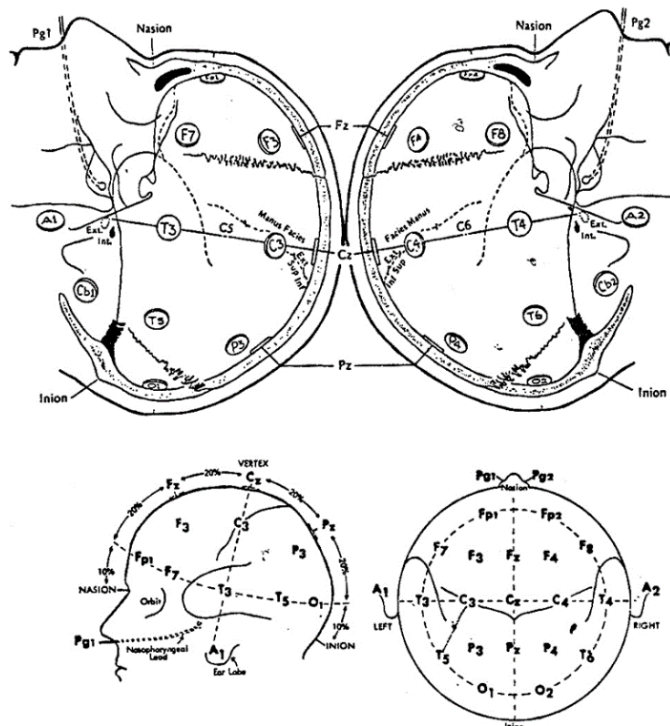
περιοχή μπορεί να καθαριστεί με διάφορους τρόπους προκειμένου να επιτύχουμε χαμηλή αντίσταση. Έτσι λοιπόν τα ηλεκτρόδια έρχονται σε επαφή με τον ηλεκτρολύτη και δημιουργείται μια ισορροπία μεταξύ των δύο φορτισμένων στρωμάτων, η οποία είναι ευαίσθητη στις ιοντικές μεταβολές της εγκεφαλικής λειτουργίας [5, 6].

Για τις θέσεις και τα ονόματα των ηλεκτροδίων πάνω στο κεφάλι έχουν δημιουργηθεί διάφορα πρότυπα, με δημοφιλέστερο να είναι το *Διεθνές Σύστημα 10-20*, το οποίο χρησιμοποιείται και για τις περισσότερες ερευνητικές εφαρμογές (εκτός από περιπτώσεις χρήσης συστοιχιών υψηλής πυκνότητας). Το *Διεθνές Σύστημα 10-20* εξασφαλίζει ότι οι μελέτες που γίνονται πάνω στα άτομα (subjects) μπορούν να συγκριθούν μεταξύ τους στον χρόνο και μεταξύ των διαφορετικών ατόμων, καθώς βασίζεται στην σχέση της θέσης ενός ηλεκτροδίου με την αντίστοιχη υποκείμενη περιοχή του εγκεφαλικού φλοιού. Η ονομασία προκύπτει από την επιλογή του 10% ή 20% της απόστασης μεταξύ των δύο άκρων του κρανίου (inion – nasion), ως την απόσταση μεταξύ των γειτονικών ηλεκτροδίων. Σε κάθε περιοχή του κεφαλιού αποδίδεται ένα γράμμα για τον προσδιορισμό του λοβού και ένας αριθμός για τον προσδιορισμό του ημισφαιρίου. Τα γράμματα F, T, C, P και O αναφέρονται στην μπροστινή (frontal), κροταφική (temporal), κεντρική (central), πλευρική (parietal) και ινιακή (occipital) περιοχή με τους αντίστοιχους λοβούς, εκτός απ'την κεντρική. Το "z" αναφέρεται σε ηλεκτρόδια της κεντρικής γραμμής που διαχωρίζει το δεξί και το αριστερό ημισφαίριο. Οι άρτιοι αριθμοί (2,4,6,8) αναφέρονται σε ηλεκτρόδια του δεξιού ημισφαιρίου, ενώ αντίστοιχα οι περιττοί (1,3,5,7) σε ηλεκτρόδια του αριστερού. Τέλος, τα γράμματα A, Pg και Fr αφορούν την περιοχή των αυτιών, του ρινοφάρυγγα και τις μετωπικές περιοχές αντίστοιχα [7, 8].



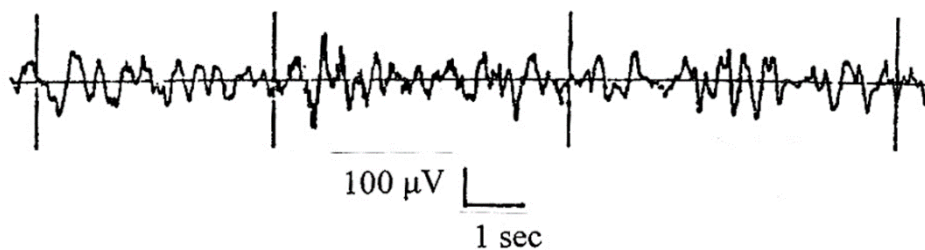
Εικόνα 6 Το διεθνές Σύστημα 10-20

Επίσης, οι θέσεις των ηλεκτροδίων προσαρμόζονται ανάλογα με τις διαστάσεις του κρανίου του εξεταζόμενου, όπως φαίνεται στην Εικόνα 7.



Εικόνα 7 Προσαρμογή ηλεκτροδίων στην επιφάνεια του κεφαλιού με το Σύστημα 10-20

Το κάθε σήμα το οποίο ενισχύεται στον ΗΕΓ είναι η διαφορά μεταξύ των δυναμικών που ανά πάσα στιγμή παρουσιάζουν δύο ηλεκτρόδια μεταξύ τους (Εικόνα 8).

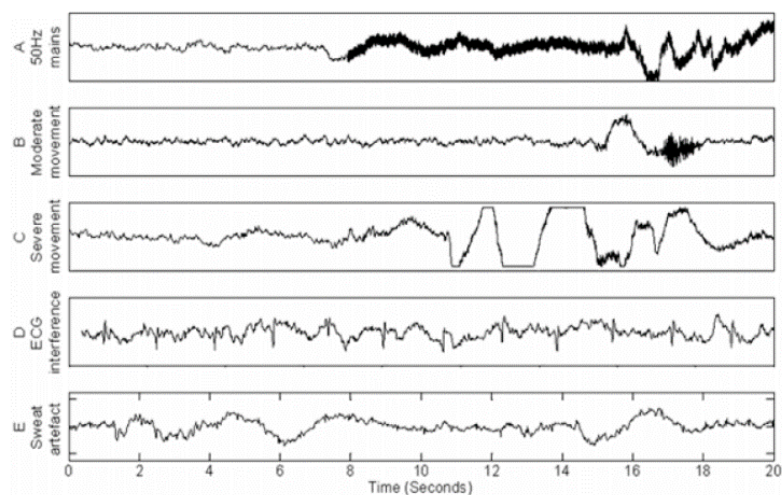


Εικόνα 8 Καταγραφή ΗΕΓ

Ηλεκτρόδια τα οποία βρίσκονται «πάνω» από εγκεφαλικές περιοχές, οι οποίες ενδεχομένως θα παρουσιάσουν δραστηριότητα, λέγεται ότι αντιστοιχούν σε ενεργά σημεία. Αντίθετα, ηλεκτρόδια τοποθετημένα πάνω από περιοχές που θεωρείται ότι δεν έχουν σχέση με εγκεφαλική λειτουργία, λέγεται ότι αντιστοιχούν σε ανενεργά σημεία. Τέτοια σημεία π.χ. είναι το αυτί, ή τα ενωμένα με αγωγίμο δρόμο δύο αυτιά, σημεία του λαιμού κ.ά. Όταν το μετρούμενο σήμα προκύπτει ως διαφορά δυναμικού δύο

ηλεκτροδίων ενεργών περιοχών, τότε, σύμφωνα με την ορολογία του ΗΕΓ, έχουμε «διπολική» μέτρηση. Διπολικές μετρήσεις για 15 ως 30 ηλεκτρόδια είναι η κοινή μεθοδολογία σε κλινικές νευρολογικές εξετάσεις ΗΕΓ. Αυτή η μέθοδος προσφέρει το πλεονέκτημα ότι απορρίπτει τυχόν παράσιτα τα οποία είναι κοινά στα δύο ηλεκτρόδια. Στην περίπτωση της ψυχοφυσιολογικής έρευνας όμως, συνήθως το μετρούμενο σήμα προκύπτει ως διαφορά δυναμικού ενός ηλεκτροδίου ενεργής περιοχής και ενός ηλεκτροδίου ανενεργής περιοχής, οπότε έχουμε «μονοπολική» μέτρηση. Το ηλεκτρόδιο ανενεργής περιοχής είναι κοινό για όλες τις μετρήσεις και αποτελεί το σημείο αναφοράς, το οποίο κανονικά δεν θα πρέπει να επηρεάζεται από εγκεφαλικά ρεύματα. Επιζητούμε κατ' αυτόν τον τρόπο να έχουμε μια ολοκληρωμένη και ταυτόχρονη, από όλα τα ηλεκτρόδια ενεργών περιοχών, πληροφόρηση σχετικά με κάθε εγκεφαλικό ρεύμα ιόντων το οποίο φτάνει στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του κεφαλιού.

Ως γνωστόν, κατά τη διάρκεια της καταγραφής του ΗΕΓ ανιχνεύεται ηλεκτρική δραστηριότητα η οποία δεν προέρχεται από τον εγκεφαλικό φλοιό, αλλά από εξωεγκεφαλικές πηγές, βιολογικές ή περιβαλλοντικές. Οι παρεκτροπές αυτές (artifacts) συνυπάρχουν με την εγκεφαλική δραστηριότητα στα δεδομένα ΗΕΓ σε πολλές περιπτώσεις κατά την διάρκεια της καταγραφής, ενώ το πλάτος τους είναι αρκετά σημαντικό σε σχέση με το πλάτος των εγκεφαλικών σημάτων, κάτι που δημιουργεί πρόβλημα στον διαχωρισμό των δύο και την ανάκτηση της ενδιαφερόμενης πληροφορίας. Στην εικόνα 9 απεικονίζονται συχνές παρεμβολές κατά την καταγραφή ΗΕΓ.

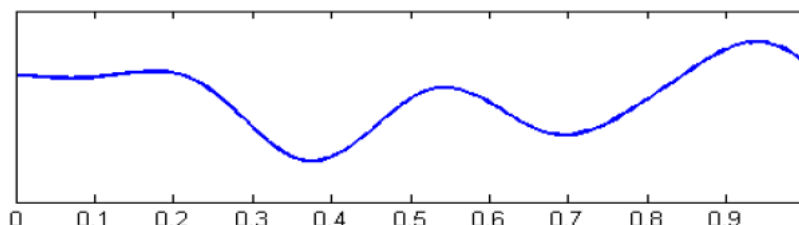


Εικόνα 9 Συχνά artifacts σε ΗΕΓ

1.2.2 Συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου

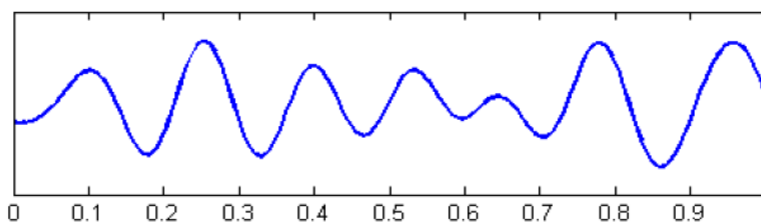
Το ΗΕΓ μπορεί να κατηγοριοποιηθεί με βάση ορισμένα εγκεφαλικά κύματα τα οποία εμφανίζονται κάτω από συγκεκριμένες βιολογικές συνθήκες και συμπεριφορές, κάτι που φάνηκε εξ' αρχής από οπτικές παρατηρήσεις της μορφολογίας των σημάτων σε σχέση με την κατάσταση των ατόμων. Η διάκριση γίνεται χωρίζοντας το φασματικό περιεχόμενο του ΗΕΓ σε επιμέρους ζώνες (bands) με συγκεκριμένο συχνотικό εύρος, οι οποίες αντιστοιχούν σε 5 βασικούς ρυθμούς (delta, theta, alpha, beta, gamma). Τα ονόματα των ρυθμών προσδίδουν πληροφορίες σχετικά με την παρουσία τους σε συγκεκριμένα τμήματα και λειτουργίες του εγκεφάλου, ενώ συχνότητες που βρίσκονται σε οριακές τιμές μπορούν να θεωρηθούν ως artifacts κατά περίπτωση.

- ✓ **Ρυθμός Delta (< 4 Hz)** : Είναι ο πιο αργός ρυθμός και συνήθως με το μεγαλύτερο πλάτος. Εμφανίζεται φυσιολογικά στα νεογέννητα και κατά τη διάρκεια του ύπνου στους ενήλικες. Επίσης εμφανίζεται σε ορισμένες διεργασίες που απαιτούν συνεχή προσοχή. Εντοπίζεται κυρίως μετωπικά στους ενήλικες και απεικονίζεται στην Εικόνα 10.



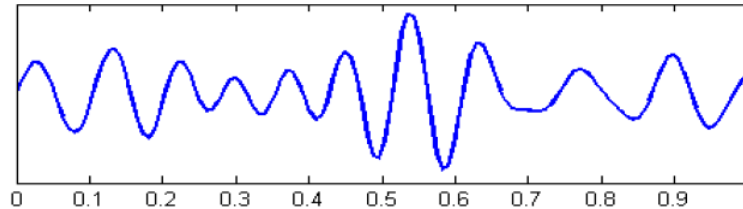
Εικόνα 10 Ρυθμός Delta

- ✓ **Ρυθμός Theta (4 – 8 Hz)** : Εμφανίζεται φυσιολογικά στα παιδιά ή σε κατάσταση υπνηλίας σε ενήλικες. Σχετίζεται επίσης με την αυτοσυγκέντρωση, τη χαλάρωση και τη δημιουργική κατάσταση των ατόμων. Απεικονίζεται στην Εικόνα 11.



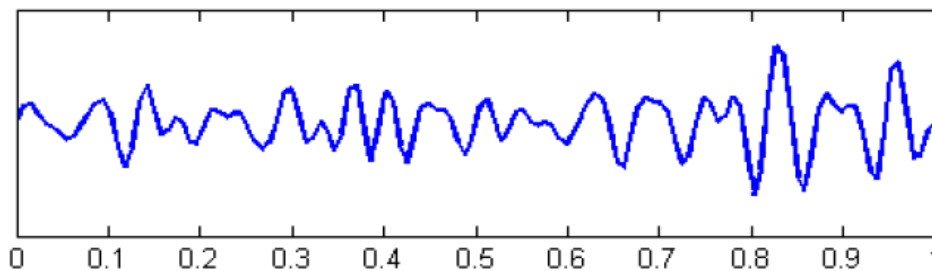
Εικόνα 11 Ρυθμός theta

- ✓ **Ρυθμός Alpha (8 – 13 Hz)** : Σχετίζεται με κατάσταση χαλάρωσης και το άνοιγμα-κλείσιμο των ματιών. Το κλείσιμο των ματιών αυξάνει τη δραστηριότητα του ρυθμού ενώ μείωση του ρυθμού εμφανίζεται με αισθητηριακό ερεθισμό ή πνευματική δραστηριότητα. Εντοπίζεται κυρίως στις οπίσθιες περιοχές, αμφίπλευρα και αποτυπώνεται στην Εικόνα 12.



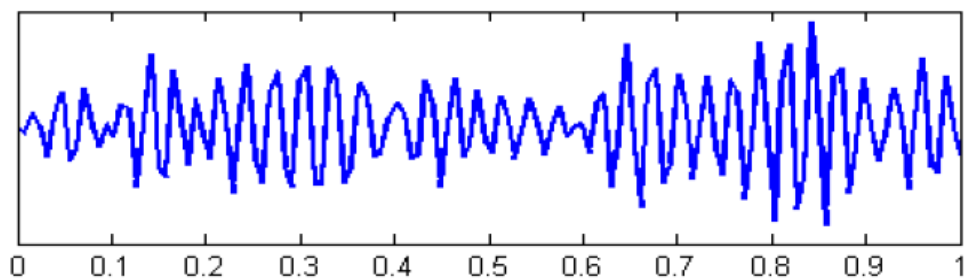
Εικόνα 12 Ρυθμός alpha

- ✓ **Ρυθμός Beta (13 – 30 Hz)** : Εμφανίζεται ως κυρίαρχος ρυθμός κατά τη φάση πλήρους εγρήγορσης ενός ατόμου καθώς σχετίζεται με την έντονη συγκέντρωση και το άγχος. Εντοπίζεται αμφίπλευρα σε συμμετρική κατανομή και περισσότερο μετωπικά.



Εικόνα 13 Ρυθμός Beta

- ✓ **Ρυθμός Gamma (>30 Hz)** : Αντιπροσωπεύει την δραστηριότητα διαφορετικών εγκεφαλικών περιοχών οι οποίες αποσκοπούν σε κάποια κινητική ή γνωστική λειτουργία.



Εικόνα 14 Ρυθμός Gamma

1.3 Επίδραση του αλκοόλ στην εγκεφαλική λειτουργία

Το Αλκοόλ δρα σε νευροδιαβιβαστικά συστήματα του εγκεφάλου που αμβλύνουν τα διεγερτικά μηνύματα ενώ προάγει την αναστολή της νευρωνικής δραστηριότητας. Η μακροχρόνια χρήση αλκοόλ έχει βλαβερές επιπτώσεις στον οργανισμό και ειδικότερα στον εγκέφαλο.

Τα τοξικά αποτελέσματα εμφανίζονται ως ένας συνδυασμός από τα νευροτοξικά αποτελέσματα του αλκοόλ, την αλληλεπίδραση του αλκοόλ με τις θρεπτικές ανεπάρκειες του αλκοολισμού και από τις νευροτοξικές συνέπειες της απόσυρσης του αλκοόλ. Ακόμα και η απόσυρση της αιθανόλης συνδέεται με μειώσεις των δενδριτικών συνάψεων των νευρικών κυττάρων και τη νευρωνική απώλεια.

Η ατροφία, η συρρίκνωση και η νευρωνική απώλεια του εγκεφάλου, έχουν τεκμηριωθεί στον ιστό του εγκεφάλου σε άτομα με αλκοολισμό, ιδίως στις φλοιώδεις και επιχειλίες περιοχές. Όσον αφορά τον όγκο του εγκεφάλου, η μεταθανάτια έρευνα δείχνει ότι η απώλεια λευκής ουσίας, εμφανίζεται να είναι πιο προεξέχουσα από την μείωση της φαιάς ουσίας. Η νευρωνική απώλεια εμφανίζεται να είναι πρώτιστα απώλεια των πυραμιδικών νευρώνων.

Το σύνδρομο **Wernicke-Korsakoff** έχει συνδεθεί με ανωμαλίες στο μετωπικό φλοιό, καθώς επίσης και σε διάφορες υποφλοιώδεις δομές, συμπεριλαμβανομένου του θαλάμου, του ιππόκαμπου, των μαστίων και του αμυγδαλωτού πυρήνα.

Οι νευρωνικές ογκομετρικές απώλειες, είναι προοδευτικές με τη βαριά κατανάλωση και είναι πιο προεξέχουσες στο μετωπικό και κροταφικό φλοιό. Τα εξαρτώμενα από το αλκοόλ άτομα παρουσιάζουν επίσης διεύρυνση ανάμεσα στις έλικες του εγκεφαλικού φλοιού και τις κοιλίες, καθώς επίσης και μείωση όγκου του ιππόκαμπου. Περιγράφονται

επίσης μειώσεις του όγκου του μεσολόβιου (που συνδέει το δεξί με το αριστερό ημισφαίριο του εγκεφάλου).

Η ατροφία του εγκεφάλου που τεκμηριώνεται στις δομικές νεύρο-απεικονιστικές μελέτες είναι πιο μεγάλη με την αύξηση της ηλικίας στους ενηλίκους. Αυτή η ηλικιακή επίδραση μπορεί να απεικονίσει μια ηλικιακή ευπάθεια στο αλκοόλ στους γηραιότερους πληθυσμούς, την αλληλεπίδραση των διαδικασιών γήρανσης, και νευροτοξικότητας του αλκοολισμού, δηλαδή, μια «πρόωρη γήρανση του εγκεφάλου», καθώς επίσης και τον συσσωρευμένο αντίκτυπο του από μακρού υφιστάμενου αλκοολισμού στους παλαιότερους ηλικιακά πληθυσμούς. Κατά συνέπεια, η ατροφία μπορεί να μην είναι εύκολα ανιχνεύσιμη στους νέους υγιείς αλκοολικούς ασθενείς.

Αντίθετα, οι έφηβοι αλκοολικοί, παρουσιάζουν ογκομετρικές αλλαγές του ιππόκαμπου, που δεν φαίνονται στις μελέτες των υγιών νέων ενηλίκων. Η μελέτη στους εφήβους δείχνει τη βλαβερή δυνατότητα, οι έφηβοι αλκοολικοί να παρουσιάζουν αποδιοργανωτικά αποτελέσματα στην ανάπτυξη του εγκεφάλου ή και μια αυξανόμενη ευαισθησία στα νευροτοξικά αποτελέσματα του αλκοόλ.

Κατά τη διάρκεια των αρχικών ετών της διακοπής χρήσης του αλκοόλ, υπάρχει αποκατάσταση στις ποσότητες της φαιάς και λευκής εγκεφαλικής ουσίας, μειώσεις στο κενό ανάμεσα στις έλικες και μειώσεις του κοιλιακού όγκου. Υπάρχουν όμως διαφορές στο ποσοστό συγκεκριμένων περιοχών εγκεφάλου και συγκεκριμένων τύπων ιστού, όσον αφορά το ποσοστό αποκατάστασης. Η σχετικά γρήγορη αποκατάσταση της λευκής εγκεφαλικής ουσίας μετά την διακοπή του αλκοόλ, δεν εμφανίζεται να απεικονίζει και την επιστροφή του ύδατος των ιστών που εκτοπίζεται από το αλκοόλ, δηλαδή την αφυδάτωση.

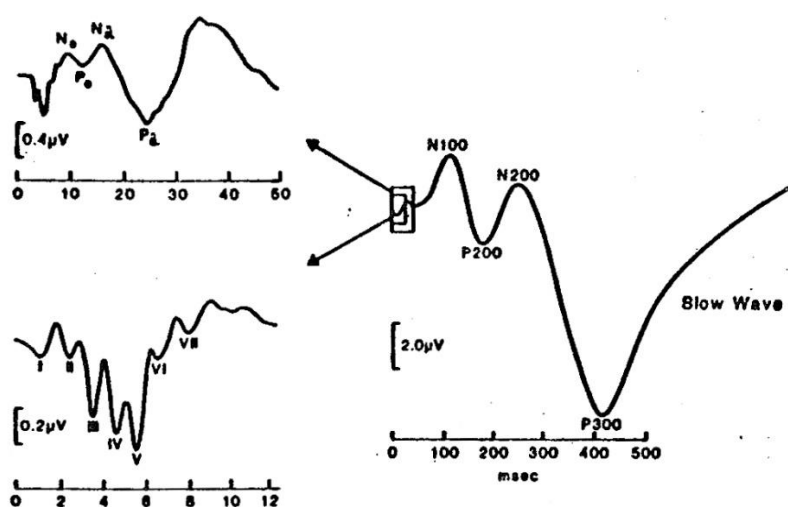
Η θρεπτική κατάσταση, οι νευρολογικές επιπλοκές της απόσυρσης του αλκοόλ, και η ηπατική λειτουργία, εμφανίζονται να σχετίζονται με ευρήματα στις δομικές νεύρο-απεικονιστικές μελέτες. Οι επιληπτικές κρίσεις μετά από απόσυρση του αλκοόλ, έχουν συνδεθεί με τη νευροτοξικότητα στους αλκοολικούς ασθενείς. Υποστήριξη αυτής της σχέσης, είναι ότι η απώλεια λευκής ουσίας στον κροταφικό φλοιό συνδέθηκε ιδιαίτερα με επιληπτικές κρίσεις μετά από απόσυρση της αιθανόλης. Αν και η φλοιώδης ατροφία έχει περιγραφεί και σε αλκοολικούς ασθενείς με καλή θρεπτική κατάσταση, το σύνδρομο Wernicke-Korsakoff και η ηπατική κίρρωση συνδέονται γενικά με μεγαλύτερα ογκομετρικά ελλείμματα στις φλοιώδεις και επιχείλιες δομές του εγκεφάλου.

Κεφάλαιο 2

2. Προκλητά Δυναμικά

2.1 Τι είναι τα προκλητά Δυναμικά

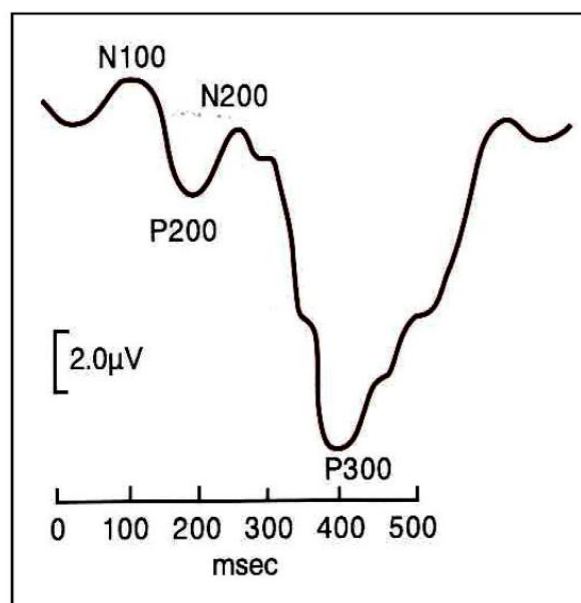
Τα τελευταία χρόνια παρουσιάζεται αυξημένο ενδιαφέρον για τη μελέτη των εγκεφαλικών διαδικασιών οι οποίες προκαλούνται από συγκεκριμένα γεγονότα. Τα Βιοματικά Δυναμικά - ΒΔ (Event Related Potentials - ERP) είναι οι διαφορές δυναμικού που μετρούμε, συνήθως στη δερματική επιφάνεια του κεφαλιού, οι οποίες προκαλούνται ως προετοιμασία ή ως απόκριση σε συγκεκριμένο γεγονός, το οποίο συμβαίνει είτε στον εξωτερικό φυσικό κόσμο, είτε λαμβάνει χώρα ως ψυχολογική διαδικασία. Όταν το ερέθισμα, το γεγονός, προέρχεται απ' τον εξωτερικό κόσμο τότε το δυναμικό ονομάζεται προκλητό δυναμικό – ΠΔ (Evoked Potential – EP). Ανάλογα με το είδος του εξωτερικού ερεθίσματος που τα προκαλεί, τα ΠΔ διακρίνονται σε **οπτικά** προκλητά δυναμικά (Visual Evoked Potentials - VEP), **ακουστικά** προκλητά δυναμικά (Auditory Evoked Potentials – AEP) και **σωματοαισθητικά** προκλητά δυναμικά (Somatosensory Evoked Potentials – SEP).



Εικόνα 15 Σχηματική αναπαράσταση ΠΔ

Το πλάτος των προς μέτρηση δυναμικών είναι μικρό (0,1 ως 20 μV) σε σχέση με τα σήματα τα οποία μετρώνται κατά τη διάρκεια μιας κοινής ηλεκτροεγκεφαλογραφικής μέτρησης, τα οποία έχουν ένα μέσο όρο της τάξης των 50 μV . Η μέτρηση των ΠΔ γίνεται με την ίδια αρχική διάταξη που χρησιμοποιείται στον ΗΕΓ. Κατά τη διάρκεια των μετρήσεων όμως λειτουργούν, εκτός των εγκεφαλικών περιοχών που δέχονται και επεξεργάζονται το ερέθισμα, και όλες οι υπόλοιπες περιοχές οι οποίες ελέγχουν τη γενικότερη λειτουργία του οργανισμού. Το επιθυμητό λοιπόν σήμα, το ΠΔ, είναι «βυθισμένο» μέσα στο συνολικό σήμα που ο ΗΕΓ καταγράφει.

Τα ΠΔ μπορούν να χαρακτηριστούν με βάση τον χρόνο εμφάνισής τους σε σχέση με το εξωτερικό ερέθισμα (λανθάνων χρόνος. Στην περίπτωση των ακουστικών προκλητών δυναμικών υπάρχει η διάκριση σε πρώιμα (early, fast – 2 έως 12 ms), μέσα (middle – 12 έως 50ms) και αργά ή ύστερα (late – 50 έως 800ms) από την στιγμή που χορηγείται το εξωτερικό ερέθισμα (Εικόνα 16).



Εικόνα 16 Σχηματική αναπαράσταση προκλητού δυναμικού

Η μελέτη των ΠΔ γίνεται πιο συστηματοποιημένη αν εξεταστούν τα επιμέρους συστατικά που έχουν αυτά τα σήματα. Τα στοιχεία αυτά είναι κάποιες κυματομορφές του συνολικού σήματος, οι οποίες καθορίζονται με βάση:

- ✓ Τις κορυφές (θετικές ή αρνητικές) του πλάτους δυναμικού
- ✓ Τη χρονική στιγμή στην οποία κατά προσέγγιση λαμβάνει χώρα η κορύφωση

- ✓ Το χρονικό εύρος το οποίο καταλαμβάνει η μερική κυματομορφή που περιέχει τη συγκεκριμένη κορύφωση.

Η αρνητική κορυφή δηλώνεται με το γράμμα N, ενώ η θετική με το γράμμα P. Ο δείκτης στα γράμματα N και P υποδηλώνει τον λανθάνοντα χρόνο εμφάνισης της κορυφής σε msec. Η εμφάνιση κάθε κυματομορφής σχετίζεται με διαφορετικές εγκεφαλικές διεργασίες.

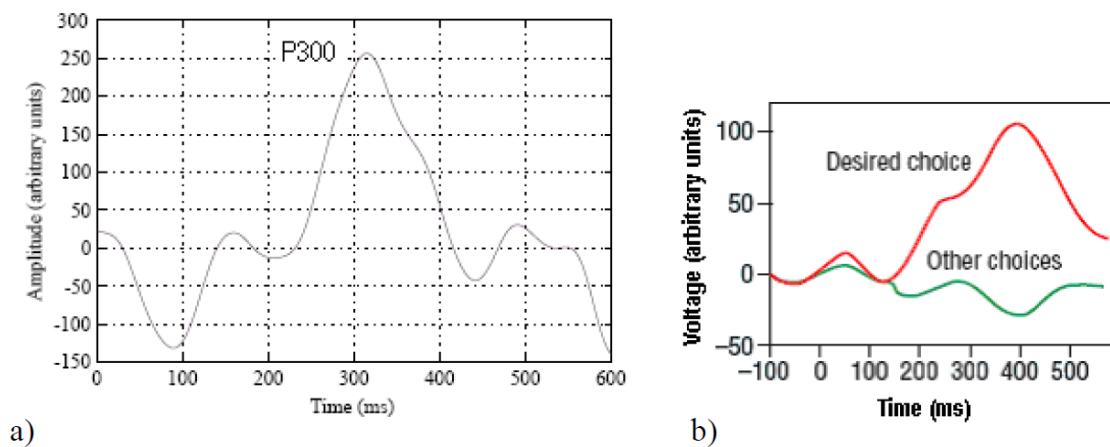
Τα ΠΔ χρησιμοποιούνται ευρέως στη διάγνωση ασθενειών. Έτσι ΠΔ έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία στον τομέα της επιληψίας. Ο συσχετισμός των μεταβολών μεταξύ ΠΔ και κλινικών συμπερασμάτων μπορεί να βοηθήσει στη μελέτη της φυσιοπαθολογίας της επιληψίας. Χρήση των ΠΔ γίνεται επίσης για την αναγνώριση ασθενών που πάσχουν από Alzheimer [9, 10] και την διάκριση από άλλες ασθένειες. Επίσης εφαρμόζονται για τον εντοπισμό ψυχιατρικών ασθενειών όπως η σχιζοφρένεια και η παράνοια. Τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται για τον σκοπό αυτό είναι συνήθως η στατιστική μελέτη των κορυφώσεων των κυματομορφών, την οποία συνοδεύει γραφική αναπαράσταση των κυματομορφών που αποτελούν το συνολικό μέσο όρο κάθε απαγωγής για όλους τους εξεταζόμενους κάθε κατηγορίας ασθενών ή υγιών μαρτύρων.

2.2 Το προκλητό δυναμικό P300

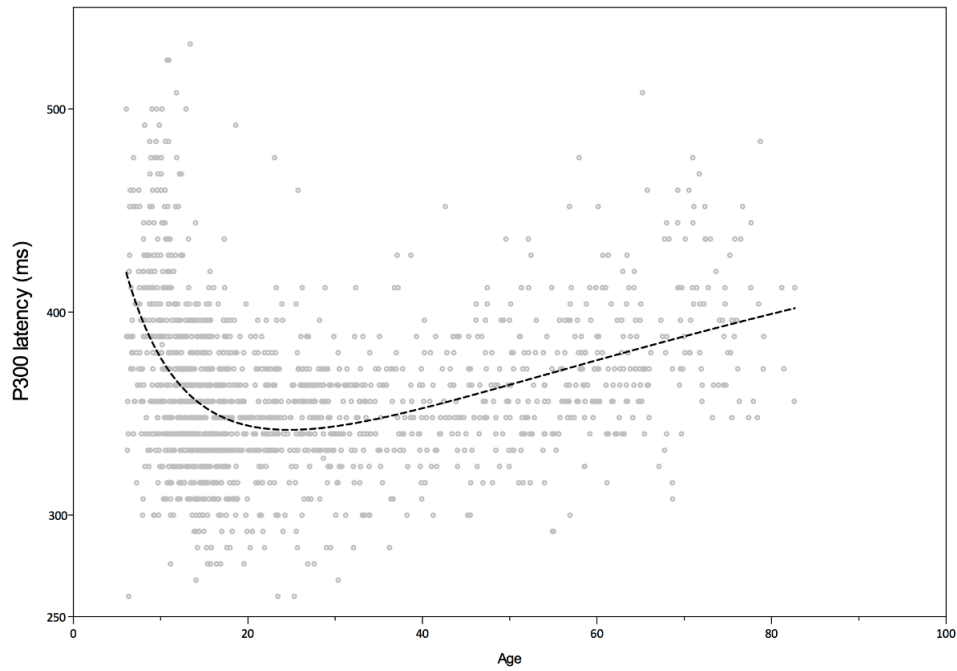
Το P300 θεωρείται ο δείκτης κινητοποίησης προγραμμάτων δράσης σε επίπεδο κεντρικού νευρικού συστήματος. Είναι η πλέον μελετημένη κυματομορφή των Γνωστικών Προκλητών Δυναμικών. Πρόκειται για ένα θετικό δυναμικό ενέργειας που εκλύεται σε περίπου 300 χιλιοστά του δευτερολέπτου μετά την παρουσίαση του ερεθίσματος. Η συγκεκριμένη κυματομορφή είναι ένα φλοιώδες μετασυναπτικό δυναμικό ενέργειας και στη δημιουργία του διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο διάφοροι νευροδιαβιβαστές καθώς και διάφορες εγκεφαλικές δομές. Είναι η πρώτη κυματομορφή των Γνωστικών Προκλητών Δυναμικών που εντοπίστηκε το 1965 από τον S. Sutton και τους συνεργάτες του. Οι συγκεκριμένοι την είχαν χαρακτηρίσει ως μια ηλεκτροφυσιολογική μέτρηση που μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως ένα πολλά υποσχόμενο εργαλείο για την αξιολόγηση μιας διαταραχής με ψυχολογικά συμπτώματα. Η έκλυση της κυματομορφής εξαρτάται από το ποσοστό προσοχής του ατόμου απέναντι σε μια διαδικασία καθώς και την προσπάθεια που καταβάλλει για να διακρίνει τις διαφορές μεταξύ των φυσικών χαρακτηριστικών ενός

ερεθίσματος. Για την καταγραφή της μπορούν να χρησιμοποιηθούν ακουστικά, οπτικά και σωματοαισθητικά ερεθίσματα. Πιο απλά η κυματομορφή αυτή μας παρέχει πληροφορίες για τον τρόπο ενεργοποίησης και λειτουργίας όλων των ανώτερων γνωστικών λειτουργιών του εξεταζόμενου όπως είναι η μνήμη, η μάθηση, η προσοχή, το επίπεδο εγρήγορσης και η αντίληψη.

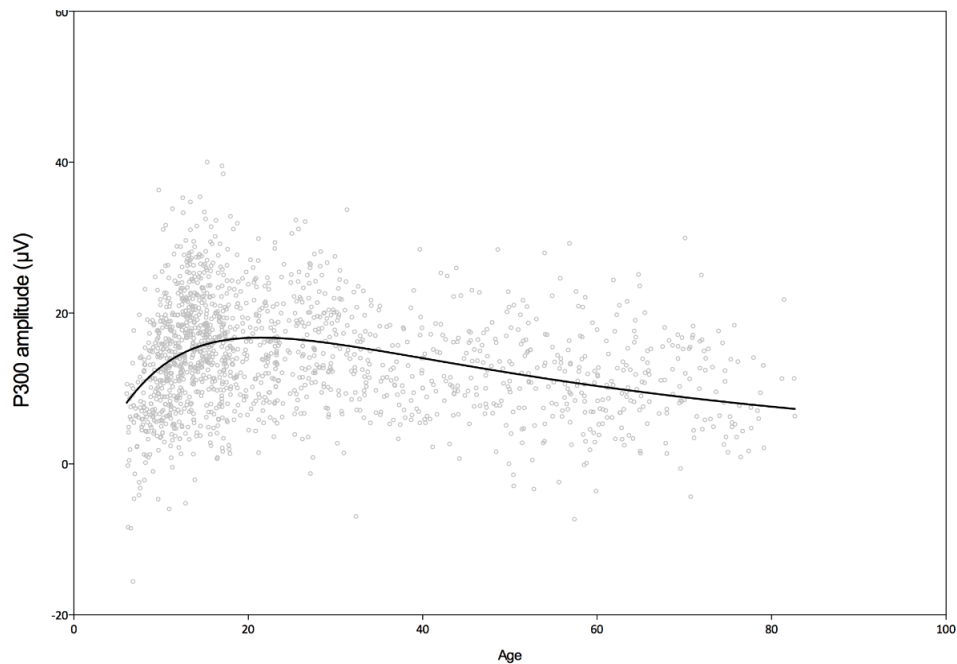
Για παράδειγμα, μια κλασσική μέθοδος είναι να ζητήσουμε από ένα άτομο να σκεφτεί κάποιο χαρακτήρα του αλφαβήτου το οποίο στην συνέχεια θα πρέπει να εντοπίσει σε μια σειρά από εικόνες που θα προβληθούν. Λόγω αυτής της ιδιότητας, το εν λόγω σήμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μη πληθώρα εφαρμογών, όπως συστήματα υποβοήθησης ανθρώπων με ειδικές ανάγκες, εγκεφαλικούς κειμενογράφους κτλ. Η αποδοτική ανίχνευση του σήματος P300 είναι ακόμη ένα ανοικτό πεδίο έρευνας δεδομένου ότι τα εγκεφαλικά σήματα είναι αλλοιωμένα από ισχυρό θόρυβο. Στις Εικόνες 17 – 19 φαίνονται οι κυματομορφές της διάρκειας και του πλάτους του P300 συναρτήσει της διάρκειας ζωής.



Εικόνα 17 Τοπική κυματομορφή P300



Εικόνα 18 Κυματομορφή χρονικής διάρκειας P300



Εικόνα 19 Κυματομορφή πλάτους του P300

Όπως προαναφέρθηκε, το P300 περιγράφει τη θετική κορύφωση του μετρούμενου δυναμικού από 220 ως 500 msec μετά το ερέθισμα. Θεωρείται ότι αποτελείται από δύο υποσυστατικά: το P300α (P3α), που εκφράζει την εκούσια αντίδραση προσανατολισμού, και το P300β (P3β), το οποίο εμφανίζεται στο χρονικό διάστημα 300 ως 500 msec και θεωρείται μέτρο των ελεγχόμενων, σκόπιμων, διαδικασιών επεξεργασίας ερεθισμάτων.

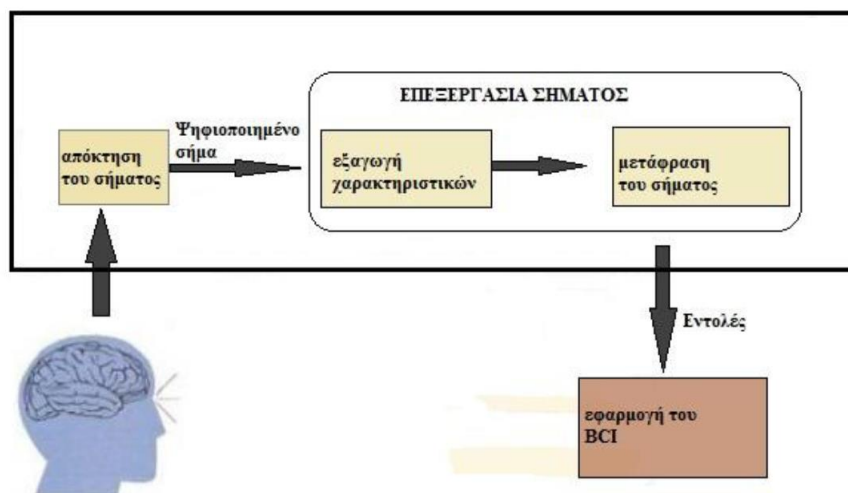
Ο Johnson προέβη στην κατηγοριοποίηση των πολλών μεταβλητών που επηρεάζουν το πλάτος του P300 σε τρεις ομάδες παραγόντων A, B, Γ έτσι ώστε να ισχύει, σε ποιοτικό περισσότερο παρά ακριβές ποσοτικό επίπεδο, η ενδεικτική σχέση:

$$P_{300} = A \times (B + \Gamma)$$

όπου A η ποσότητα πληροφορίας που εμπεριέχει ο ερεθισμός, B η υποκειμενική εκτίμηση της απιθανότητας εμφάνισης του ερεθισμού και Γ το νόημα του ερεθίσματος όσον αφορά την πολυπλοκότητά του, την αξία του, και τη δυσκολία της αποστολής με την οποία συνδέεται το ερέθισμα. Είναι ισχυρή η σύνδεση του συστατικού P300 με τη μνήμη. Είναι σημαντικό να τονιστεί όμως, ότι η μνήμη είναι ένα εξαιρετικά πολύπλοκο φαινόμενο το οποίο μπορεί να επηρεαστεί από πληθώρα παραγόντων και να διερευνηθεί με πολλές τεχνικές. Είναι λοιπόν απίθανο ένα μόνο συστατικό των ΠΔ να μπορεί να ταυτιστεί με τη μνήμη. Αντιθέτως, μια σειρά συστατικών των ΠΔ φαίνεται να είναι σημαντικά, σε διάφορα στάδια των λειτουργιών της μνήμης.

2.3 Έρευνες που έχουν γίνει

Τα συστήματα διεπαφής εγκεφάλου – υπολογιστή (brain computer interface BCI) βασίζονται στη χρήση ταλαντώσεων. Οι εικόνες αυτών αποτελούν το κινητήριο έναυσμα παραγωγής συμβάντων που σχετίζονται με αποσυγχρονισμό (ERD) και με συγχρονισμό (ERS) στις συχνότητες των ρυθμών άλφα και βήτα ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος [11, 12]. Στην εικόνα 20 φαίνεται ένα τυπικό σύστημα BCI.



Εικόνα 20 Τυπικό σύστημα BCI

Τα τελευταία χρόνια έχει πραγματοποιηθεί πληθώρα ερευνών αναφορικά με το BCI συστήματα που αφορούν το P300. Οι Gabriel Preis και συνεργάτες [13, 14, 15] δημιούργησαν ένα μη επεμβατικό BCI βιντεοπαιχνίδι βασισμένο στο Tetris. Υπήρχαν 3 διαφορετικές εκδοχές, οι δύο από τις οποίες είναι βασισμένες στο P300 πρότυπο. Η τελευταία εκδοχή του παιχνιδιού είναι συνδυασμός του P300 και ελέγχεται με τη χρήση αισθητήρων ρυθμού κίνησης. Το παιχνίδι αυτό αναπτύχθηκε για να δοκιμαστεί σε πειράματα πλοήγησης σε παιδιά με ελλειμματική προσοχή και υπερκινητικότητα. Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι το BCI Tetris μπορεί να ελεγχθεί αποτελεσματικά.

Άλλη μία πολύ ενδιαφέρουσα έρευνα παρουσίασε ο Christoph Guger και οι συνεργάτες του για να εξετάσουν πόσοι άνθρωποι είναι ικανοί για τη χρήση του προτύπου P300. Εξέτασαν 100 άτομα με ένα σύστημα BCI βασισμένο στο πρότυπο P300, για το συλλαβισμό μίας λέξης 5 χαρακτήρων με 5 λεπτά εκπαίδευσης. Τα δεδομένα αποκτήθηκαν κατά το ΗΕΓ ενώ το άτομο κοίταζε σε ένα τερματικό 36 χαρακτήρων για να συλλαβίσει τη λέξη νερό. Χρησιμοποίησαν δυο διαφορετικές εκδοχές του συστήματος συλλαβισμού με χρήση του P300 το γραμμής/στήλης (RC) και μονού χαρακτήρα (SC), αφήνοντας τον καθένα να διαλέξει σε ποιο θέλει να δοκιμαστεί. Δεκαενέα από αυτούς επέλεξαν να εξεταστούν και στα δυο. Ο ταξινομητής του BCI συστήματος εκπαιδεύτηκε με τα δεδομένα που συλλέχτηκαν από τη λέξη νερό. Κατά τη διάρκεια της φάσης σε πραγματικού χρόνου του πειράματος, ο εξεταζόμενος συλλάβισε τη λέξη Lucas ενώ είχε τη δυνατότητα επιλογής με ακρίβεια του ταξινομητή μετά από κάθε ένα από τα 5 γράμματα. Επιπρόσθετα οι εξεταζόμενοι συμπλήρωναν ένα ερωτηματολόγιο για το φύλο, την ηλικία, τη μόρφωση, της διάρκειας του ύπνου, τη διάρκεια εργασίας, την κατανάλωση τσιγάρων, την κατανάλωση καφέ και το επίπεδο διαταραχής που παράγεται από τους χαρακτήρες που αναβοσβήνουν. Οι 81 εξεταζόμενοι είχαν 100% ακρίβεια στο RC παράδειγμα και οι 38 είχαν 100% ακρίβεια στο SC παράδειγμα. Λιγότεροι από το 3% των εξεταζόμενων δεν κατάφεραν να συλλαβίσουν σωστά κανένα χαρακτήρα. Επίσης παρατήρησαν πως όσοι κοιμούνται λιγότερο από 8 ώρες απέδωσαν σημαντικά καλύτερα από άλλους. Το φύλο, η μόρφωση, η διάρκεια εργασίας, η κατανάλωση τσιγάρων και καφέ δεν σχετίστηκαν στατιστικώς με διαφορές στην ακρίβεια. Η απόσπαση προσοχής από τους χαρακτήρες που αναβοσβήνουν, βαθμολογήθηκε με μια μέση βαθμολογία του 1 σε μια κλίμακα από τ 1 έως 5 (με 1 το ελάχιστο και 5 το μέγιστο). Η μελέτη τους δείχνει ότι η υψηλή ακρίβεια συλλαβισμού μπορεί να επιτευχθεί με το P300 BCI σύστημα

χρησιμοποιώντας περίπου 5 λεπτά, με τα δεδομένα εκπαίδευσης από ένα μεγάλο αριθμό εξεταζόμενων χωρίς κάποια αναπηρία, αλλά και την ανωτερότητα του RC παραδείγματος σχετικά με το SC παράδειγμα. Το 89% των 81 εξεταζόμενων στο παράδειγμα RC ήταν σε θέση να συλλαβίσουν με ακρίβεια περίπου από 80% έως 100%. Συγκρίνοντας τη δικιά τους μελέτη με μία παρόμοια μελέτη που χρησιμοποιήθηκε ένα BCI με κινητήριο ερέθισμα μέσω εικόνων με 99 άτομα, έδειξε ότι μόνο το 19% των εξεταζόμενων ήταν σε θέση να επιτύχουν ακρίβεια 80-100%. Με αυτές της μεγάλες διαφορές στο ποσοστό ακρίβειας απέδειξαν, πως με περιορισμένο αριθμό ποσότητας δεδομένων εκπαίδευσης, το P300 BCI σύστημα είναι ανώτερο συγκριτικά με ένα σύστημα BCI που βασίζεται ως κινητήριο ερέθισμα του σε εικόνες [16, 17].

Οι Polikoff και συνεργάτες [18, 19] χρησιμοποίησαν ένα BCI σύστημα βασισμένο σε P300 για να επιτρέψουν στους χρήστες να ελέγξουν ένα 2D cursor. Ενώ στην μελέτη τους δεν εφαρμόστηκε πραγματική κίνηση του κέρσορα, η offline ανάλυση έδειξε ότι ήταν εφικτό να ελέγξουν τον κέρσορα στο P300. Επίσης οι Piccione και συνεργάτες [20, 21] μελέτησαν επιπλέον τον έλεγχο του cursor βασισμένοι στο P300. Έδειξαν ότι είναι εφικτό για disabled objects να χρησιμοποιήσουν ένα BCI σύστημα για επικοινωνία βασισμένοι στο P300. Επίσης οι Farewell και Donchin [22] ήταν οι πρώτοι που χρησιμοποίησαν το P300 σαν ένα σήμα ελέγχου σε ένα BCI σύστημα. Περιέγραψαν το P300 σύστημα συλλαβισμού που επέτρεπε σε «στοιχεία» (subjects) να επικοινωνούν με μία διαδοχή γραμμάτων με έναν υπολογιστή.



Εικόνα 21 Παραδείγματα εφαρμογής του P300 σε έρευνα

Παράλληλα, υπήρξαν έρευνες που αναφέρονται σε ασθενείς που έχουν παραλύσει από κάποια νευρολογική ή μυϊκή ασθένεια, όπως η ALS. Οι Hill και συνεργάτες [23]

μελέτησαν τα P300 προκλητά δυναμικά που εμφανίστηκαν σαν αντίδραση σε 2 ταυτόχρονα εμφανιζόμενα ακουστικά ερεθίσματα. Όταν δόθηκε προσοχή στο ερέθισμα στόχου (target stimuli), μπόρεσε να δημιουργηθεί μία κατηγοριοποίηση βασισμένη στα ΗΕΓ φάσματα ανάμεσα στο ερέθισμα στόχου και στο ερέθισμα ελέγχου (control stimuli).

Αν και οι περισσότερες έρευνες σε BCI συστήματα που αφορούν το P300 έγιναν σε ασθενείς με διάφορες αναπηρίες, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και φουτουριστικά, σε ένα περιβάλλον όπου θα μπορούσε να ελεγχθεί με τις σκέψεις και μόνο κάποιου.

2.3 Παρούσα επιστημονική Στάθμιση

Παρακάτω περιγράφονται μερικές παρόμοιες μελέτες που βασίζονται στην αξιολόγηση των σημάτων του εγκεφάλου για να διαχωριστούν διαφορετικές καταστάσεις πρόκλησης.

Η κατανάλωση αλκοόλ επηρεάζει την λειτουργία του εγκεφάλου και το να παίρνεις μακροπρόθεσμα αλκοόλ μπορεί να οδηγήσει σε σοβαρές διαταραχές του εγκεφάλου. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) σε συνδυασμό με την διεπαφή εγκεφάλου-υπολογιστή (BCI) μπορεί να λειτουργήσουν σαν εργαλείο που να βοηθήσει στο πόσο επηρεάζει το αλκοόλ τον εγκέφαλο. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) προτείνεται σαν μέθοδος για την εγγραφή της πνευματικής εκτίμησης του εγκεφάλου. Οι εγγραφές του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος έγιναν με την χρήση του Emotiv Eroc+ που είναι μετά από τρεις ξεχωριστές δώσεις αλκοόλ. Τα δεδομένα τα έλαβαν μέσα από 4 στάδια τα οποία ήταν, το πρώτο χωρίς αλκοόλ και τα επόμενα τρία με τρεις δώσεις αλκοόλ όπου επεξεργάστηκαν χρησιμοποιώντας το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα Open Vibe. Τα φασματικά και τα στατιστικά χαρακτηριστικά υπολογίζονται και η γραμματική εξέλιξη χρησιμοποιείται για την διάκριση τεσσάρων τάξεων. Τα αποτελέσματα που λήφθηκαν με ακρίβεια έφτασαν σε υψηλά επίπεδά (89,95) γεγονός που καθιστά την προτεινόμενη προσέγγιση κατάλληλη για άμεση αξιολόγηση της ψυχικής κατάστασης του οδηγού, για την οδική του ασφάλεια και την αποφυγή ατυχημάτων σε ένα δυναμικό ενσωματωμένο έξυπνο σύστημα εντός οχήματος.

Σε ένα άλλο πείραμα που έγινε, είχαν ως στόχο να μελετήσουν το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) σε κανονικά παιδιά χρησιμοποιώντας την οραση, τον ήχο, την γεύση και την οσμή. Δύο χαρακτηριστικά των σημάτων περιλαμβάνουν την τιμή

κύματος άλφα και το φάσμα ισχύος μέσω αλγορίθμων στο Matlab. Στο θέμα δόθηκαν πέντε συνεδρίες αποτελούμενες από οπτικοακουστικό, αφή και γεύσης. Για γεύση η διέγερση αποτελείται από γλυκό, ξινό και αλάτι. Στο τέλος, η αισθητηριακή απόκριση καταγράφηκε μέσω της ηλεκτροεγκεφαλογραφίας (EEG) και η περιοχή κυμάτων προσδιορίστηκε. Το φάσμα ισχύος υποδεικνύει επίσης ποια ήταν η υψηλότερη ισχύς σήματος κάθε υποκειμένου. Σαν συμπέρασμα, 8-13 Hz είναι το εύρος του κύματος Alpha για παιδιά 7-8 ετών κατά τις πωρινές ώρες που είναι ξεκούραστα.

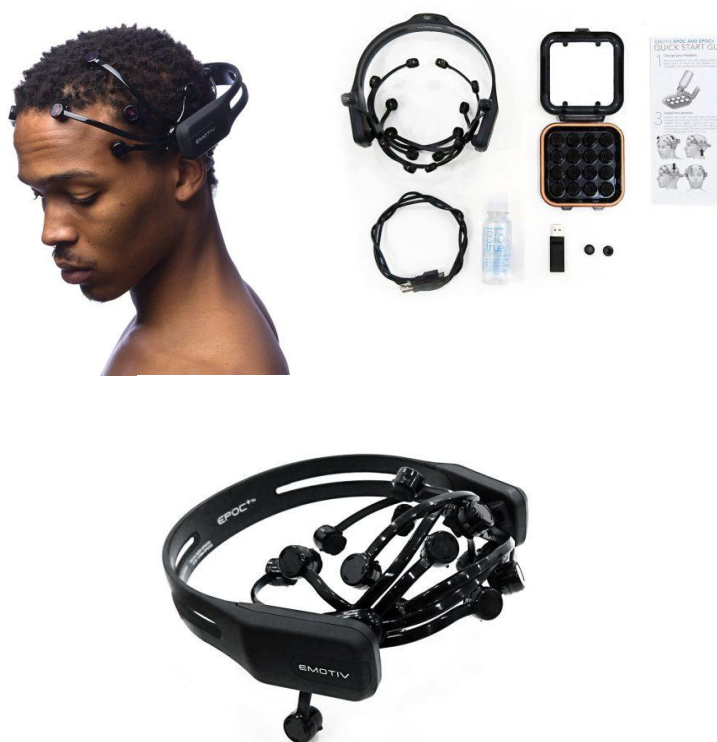
Η κατηγοριοποίηση των τροφίμων μέσω της ανίχνευσης θρεπτικών ουσιών ή τοξινών είναι ζωτικής σημασίας για την επιβίωση οποιουδήποτε οργανισμού. Κατά την κατάποση, απαιτούνται ταχείες απαντήσεις στο σύστημα γευστικής ικανότητας για να προσδιοριστεί το στοματικό ερέθισμα για άμεση καθοδήγηση συμπεριφορά (κατάποση ή απέλαση). Ο τρόπος με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος επιτελεί αυτό το καθήκον έχει μέχρι στιγμής παρέμεινε ασαφής. Χρησιμοποιώντας πολυμεταβλητή ανάλυση των εγγραφών EEG με 64 καναλικά κranία που ελήφθησαν από 16 εθελοντές κατά τη δοκιμή αλμυρών, γλυκών, ξινών ή πικρών λύσεων, διαπιστώσαμε ότι η δραστηριότητα στην περιοχή συχνότητας δέλτα (1-4 Hz ισχύς και φάση δέλτα) έχει πληροφορίες σχετικά με την ταυτότητα γεύσης στον ανθρώπινο εγκέφαλο, με αποκρινόμενη απόκριση μοτίβα σε επίπεδο μονής δοκιμής εντός 130 ms από δοκιμή. Είναι σημαντικό ότι οι λανθάνοντες χρόνοι αυτών των μοτίβων απόκρισης προέβλεψε το χρονικό σημείο στο οποίο οι συμμετέχοντες έδειξαν ανίχνευση μιας γεύσης πατώντας ένα κουμπί. Επί πλέον, η διάκριση του προτύπου γεύσης ήταν ανεξάρτητη από την κινητική ενεργοποίηση και την κωδικοποιημένη ταυτότητα γεύσης μάλλον παρά από άλλα χαρακτηριστικά γεύσης όπως η ένταση και το σθένος. Σε σύγκριση με τα προηγούμενα ευρήματά μας από μια καθυστερημένη γεύση, οι γευστικές νευρικές αναπαραστάσεις εμφανίστηκαν νωρίτερα κατά τη διάρκεια αυτής επιταχυνόμενη προσπάθεια ανίχνευσης γεύσης, υποδηλώνοντας μια ευελιξία που εξαρτάται από το στόχο της κωδικοποίησης απόκρισης γευστιγνωσίας. Μαζί, αυτά τα ευρήματα παρέχουν την πρώτη απόδειξη ενός ρόλου της δραστηριότητας δέλτα στην κωδικοποίηση πληροφοριών γεύσης στους ανθρώπους. Κρίσιμα, αυτά τα πρότυπα νευρωνικής απόκρισης μπορούν να συνδεθούν με την ταχύτητα των απλών γευστικών αντιληπτικών αποφάσεων - ζωτικής σημασίας δείκτη απόδοσης της ανίχνευσης θρεπτικών ουσιών.

Κεφάλαιο 3

3. Υποδομή Πειραμάτων

3.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv Eroc+)

Η απόκτηση των ΗΕΓ σημάτων σε οποιοδήποτε πείραμα απαιτεί την χρήση εξειδικευμένων συσκευών. Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος Emotiv Eroc + (Εικόνα 22) δίνει τη δυνατότητα απόκτησης των ΗΕΓ σημάτων εστιάζοντας στους ρυθμούς alpha και beta, με μέτρα ευαισθησίας την εστίαση, τον διαλογισμό και το βλεφάρισμα των ματιών [20].



Εικόνα 22 Η συσκευή καταγραφής Emotiv Eroc +

Αποτελεί μία συσκευή καταγραφής ΗΕΓ μέσω των 14 καναλιων, η οποία επικοινωνεί ασύρματα με τον Η/Υ ή το κινητό τηλέφωνο για την καταγραφή, την αποθήκευση και την επεξεργασία των ΗΕΓ σημάτων. Η συσκευή Emotiv Eroc + είναι συμβατή με Η/Υ που χρησιμοποιούν λειτουργικό σύστημα Windows ή Mac OS X, όσον αφορά τα κινητά τηλέφωνα είναι συμβατή με συσκευές που έχουν ως λειτουργικό σύστημα iOS ή ANDROID. Επίσης δεν είναι συμβατή με συσκευές λειτουργικού συστήματος Linux, ωστόσο αν κάποιος το επιθυμεί μπορεί να το κάνει με τη χρήση ενός εξομοιωτή των Windows όπως π.χ. ένας τέτοιος εξομοιωτής είναι ο Wine.

Η ζεύξη της μίας συσκευής με την άλλη γίνεται μέσω Bluetooth, για να είναι ανιχνεύσιμη η συσκευή της Emotiv Eroc + από τον Η/Υ ή το κινητό τηλέφωνο. Παράλληλα πρέπει να κρατηθεί ο διακόπτης ON/OFF στο ON για λίγα δευτερόλεπτα και έτσι να πραγματοποιηθεί ζεύξη μεταξύ των δυο συσκευών, όπου στην συνέχεια τοποθετείται στο κρανίο για τη λήψη των σημάτων.

Η συσκευή Emotiv Eroc+ έχει 14 αισθητήρες, οι οποίοι εφάπτονται στο μπροστινό μέρος του κρανίου, επτά στο αριστερό ημισφαίριο και επτά στο δεξί, δηλαδή στην περιοχή που βρίσκεται ο μετωπιαίος λοβός και τα ηλεκτρόδια που χρησιμεύουν ως σημείο αναφοράς.

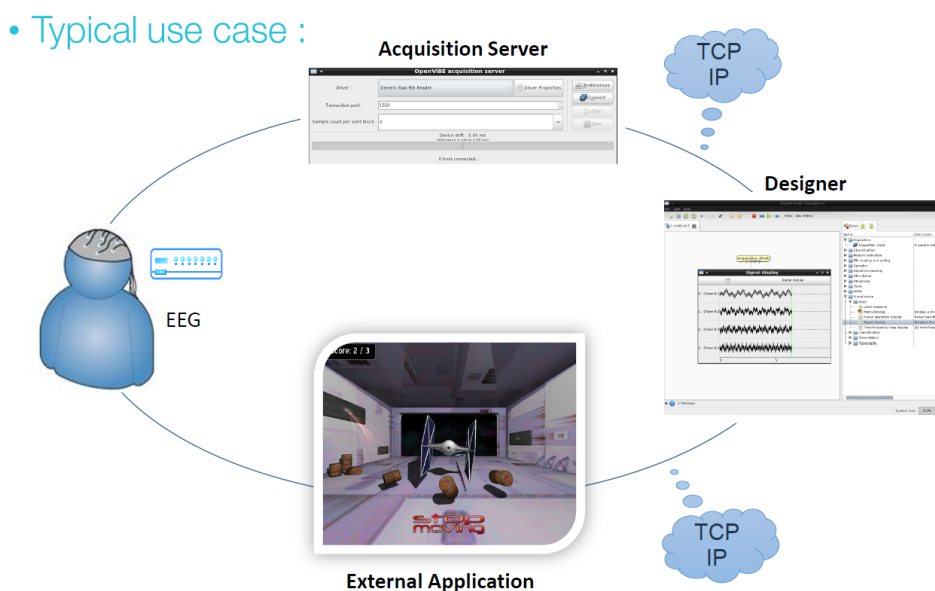
Τα τεχνικά χαρακτηριστικά της Emotiv Eroc + αναφέρονται αναφέρονται ακολούθως. Για την τροφοδοσία της χρησιμοποιεί μια μπαταρία λιθίου που αποδίδει χρήση της συσκευής 12-6h (ωρών). Το Bluetooth της είναι έκδοσης (version) v 2.1 και κλάσης 2, με απόσταση κάλυψης/επικοινωνίας τα 10m (meter) και κατανάλωση ισχύος τα 80mA (milliampere) όταν είναι σε ζεύξη και εκπέμπει. Η ελάχιστη τάση λειτουργίας της είναι το 1V (Volt).

Για τη λειτουργία της η συσκευή έχει ως παραμέτρους την εξαγωγή ακατέργαστων σημάτων των 14 bit, με εύρος ζώνης 0.16 – 43Hz και ρυθμό δειγματοληψίας τα 50-60Hz. Ως γνωστόν, το φάσμα ισχύος για τα σήματα που εξάγονται είναι ρυθμού άλφα και βήτα και μέτρων ευαισθησίας την εστίαση, τον διαλογισμό και το βλεφάρισμα των ματιών. Η συσκευή συνιστάται και προορίζεται για απευθείας σύνδεση μόνο για περιοχές παραγωγής ηλεκτρισμού, με συχνότητα στα 60Hz.

3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe

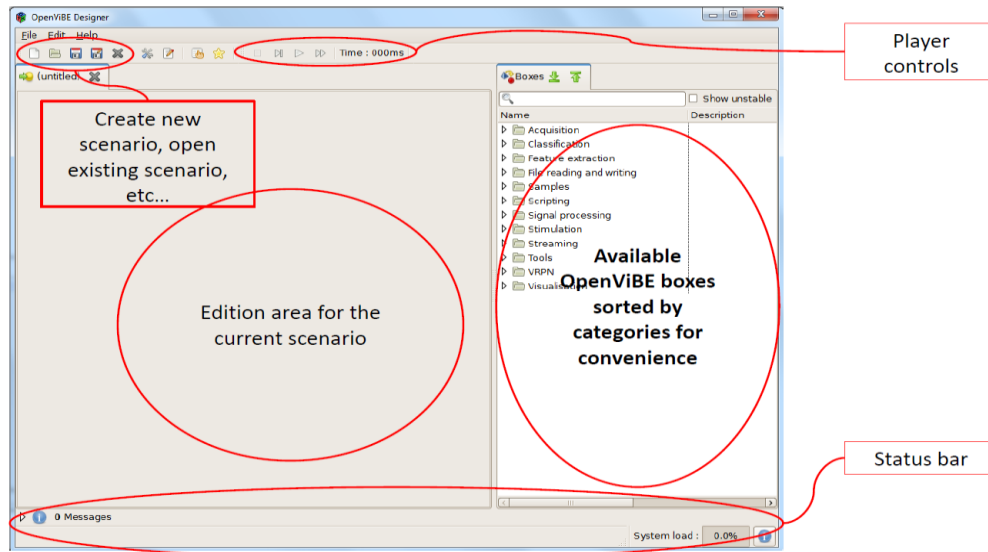
Το *OpenVIBE* είναι ένα λογισμικό ανοιχτού κώδικα το οποίο έχει δημιουργηθεί για την ανάπτυξη συστημάτων BCI και των νευροεπιστημών σε πραγματικό χρόνο, το οποίο διατίθεται δωρεάν από το Γαλλικό Εθνικό Ινστιτούτο *Inria* που εστιάζει στον τομέα της επιστήμης των Η/Υ και τα εφαρμοσμένα μαθηματικά. Είναι

μία πλατφόρμα λογισμικού που έχει ως σκοπό τον σχεδιασμό, τη δοκιμή αλλά και την χρήση των BCI συστημάτων. Χρησιμεύει για την επεξεργασία των ΗΕΓ σημάτων σε πραγματικό χρόνο (νευροεπιστημών πραγματικού χρόνου), όπως τη λήψη, το φιλτράρισμα, την επεξεργασία και την κατηγοριοποίηση και απεικόνιση των σημάτων σε πραγματικό χρόνο. Επίσης το συγκεκριμένο λογισμικό είναι συμβατό με συσκευές που υποστηρίζουν ως λειτουργικό σύστημα Windows ή Linux [24]. Στην εικόνα 23 φαίνεται μία τυπική χρήση του Open Vibe.



Εικόνα 23 Open ViBE workshop

Στην εικόνα 24 φαίνεται το γραφικό περιβάλλον του προγράμματος και περιγράφονται τα κυριότερα σημεία του.



Εικόνα 24 Το γραφικό περιβάλλον του Open Vice

Το κύριο πεδίο εφαρμογής του είναι για ιατρικούς σκοπούς, όπως για παράδειγμα υποστήριξη σε άτομα με ειδικές ανάγκες, διάγνωση σε πραγματικό χρόνο, βιοανάδραση πραγματικού χρόνου και νευροανάδραση. Ωστόσο ακόμα ένα πεδίο εφαρμογής του είναι τα πολυμέσα όπως τα βιντεοπαιχνίδια και η εικονική πραγματικότητα. Η χρήση του μπορεί να γίνει από προγραμματιστές χωρίς βέβαια αυτό να είναι απαραίτητο γι' αυτό μπορούν επίσης να το χρησιμοποιήσουν άτομα μη οικεία με τον προγραμματισμό. Αυτό περιλαμβάνει προγραμματιστές βιντεοπαιχνιδιών, γιατρούς, ερευνητές ρομποτικής ή επεξεργασίας σημάτων και πολλούς άλλους.

Το **OpenViBE** επί της ουσίας έχει πολλές δυνατότητες που σχετίζονται με αλγόριθμους επεξεργασίας σήματος, λειτουργίες για μηχανική μάθηση και την υποστήριξη σεναρίων. Επιπλέον διαθέτει μια μεγάλη ποικιλία από οδηγούς υλικού συσκευών HEG.

Για την κατανόηση όλων όσων αναφέρθηκαν παραπάνω, είναι απαραίτητο να γίνει επεξήγηση κάποιων βασικών εννοιών της λειτουργίας του OpenViBE, οι οποίες αναλύονται παρακάτω:

- ✓ Το σενάριο είναι ο καμβάς σχεδίασης του προγράμματος, εκεί τοποθετείται το σύνολο όλων των κουτιών που θα συνδεθούν μεταξύ τους για ένα μεγαλύτερο σκοπό. Για παράδειγμα αν συνδεθούν πολλά διαφορετικά κουτιά μεταξύ τους, είναι δυνατόν το σενάριο που θα δημιουργηθεί να δώσει το μέγιστο, που αυτό μπορεί να είναι η λήψη και η επεξεργασία των σημάτων.

- ✓ Το κουτί είναι το κυριότερο στοιχείο του προγράμματος και υπάρχει για να εξυπηρετεί μια συγκεκριμένη εργασία, όπως για παράδειγμα το φιλτράρισμα των σημάτων ή την ταξινόμηση. Επιπλέον για να υλοποιηθεί μια ακολουθία διακριτών καθκόντων, είναι εφικτή η σύνδεση των διάφορων κουτιών μεταξύ τους.
- ✓ Οι ενότητες χρησιμεύουν για το διαχωρισμό στο ρόλο που έχει το κάθε κουτί. Με τις ενότητες οι φάσεις της ανάλυσης των δεδομένων χωρίζονται σε ομάδες που είναι η λήψη και η αποθήκευση των δεδομένων, η επεξεργασία των σημάτων, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών, η ταξινόμηση και η απεικόνιση για την διευκόλυνση του εντοπισμού των κουτιών.

Οι ενότητες που συναντώνται στο συγκεκριμένο λογισμικό, έχουν σημαντικό ρόλο για όλες τις λειτουργίες που αναφέρθηκαν και κάθε επιμέρους ενότητα εμπεριέχει μια δόση ανάλυσης των δεδομένων.

Η δυνατότητα που διαθέτει το λογισμικό για την απόκτηση των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο για την επικοινωνία δυο συσκευών του, δίνεται από τα εργαλεία που κατέχει. Η επεξεργασία των δεδομένων, είναι η ενότητα στην οποία πραγματοποιείται η ανάλυση των δεδομένων πριν την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Με τη βοήθεια διαδικασιών τα δεδομένα που έχουν αποκτηθεί υποβάλλονται για παράδειγμα σε φιλτράρισμα, παραθύρωση και πολλές ακόμα διαφορετικές διαδικασίες, προετοιμάζοντας τα έτσι για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών.

Στην ενότητα εξαγωγής των χαρακτηριστικών, τα δεδομένα που έχουν αποκτηθεί αφού έχουν υποστεί επεξεργασία οδηγούνται εδώ έτσι ώστε να εξαχθούν τα χαρακτηριστικά τους με μαθηματικές μεθόδους για την ταξινόμηση τους στις κλάσεις που θα προκύψουν, βασιζόμενα στην μέθοδο που έχει επιλεγθεί.

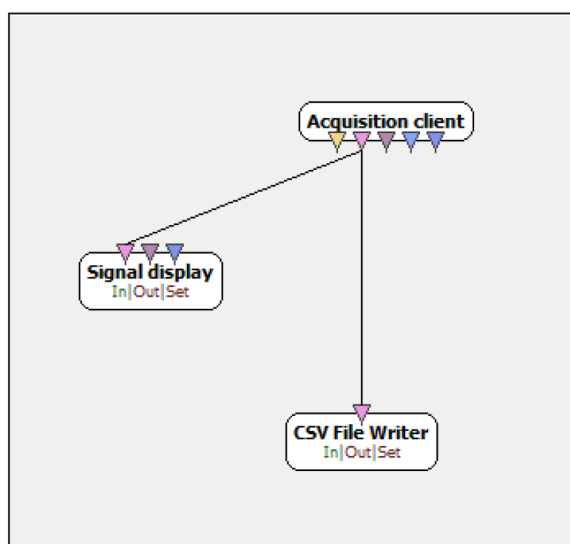
Η κατηγοριοποίηση είναι το τελευταίο στάδιο της όλης ενέργειας που έχει υλοποιηθεί εντός του σεναρίου. Εδώ γίνεται η αναγνώριση των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί από τα δεδομένα και η ταξινόμηση τους στις κλάσεις αναλόγως τον αλγόριθμο που έχει επιλεγθεί, έτσι ώστε να υπάρξει το καλύτερο δυνατόν αποτέλεσμα κατηγοριοποίησης.

Τέλος η ενότητα της απεικόνισης, η οποία δίνει την δυνατότητα με κάποια εργαλεία που παρέχονται από το λογισμικό, έτσι ώστε να φαίνονται στην οθόνη του Η/Υ τα σήματα κατά τη λήψη τους ή για την σύγκριση των σημάτων μεταξύ τους π.χ. ένα σήμα εισόδου με το σήμα εξόδου αφού έχει υποβληθεί σε επεξεργασία ή για να συγκρίνει τα

αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης. Επίσης περιλαμβάνει και εργαλεία που δίνουν την δυνατότητα καταγραφής του σήματος σε αρχείο.

Επιπλέον στο λογισμικό του OpenVIBE δίνεται μεγάλη σημασία στην ενότητα της κατηγοριοποίησης που με την οποία μπορούν να αποκτηθούν τα αποτελέσματα ενός σεναρίου που σχετίζεται με BCI συστήματα αλλά και τη εκμετάλλευση των αποτελεσμάτων αυτών για την διαμόρφωση παρόμοιων σεναρίων εκπαίδευσης, χωρίς βεβαίως να θεωρούνται οι υπόλοιπες ενότητες όχι τόσο σημαντικές διότι συμβάλουν και αυτές στην ολοκλήρωση της όλης ενέργειας του σεναρίου. Αυτό διαπιστώνεται από τα κουτιά που υπάρχουν για την κατηγοριοποίηση, με πιο εμφανές παράδειγμα το κουτί του classification trainer το οποίο στις ρυθμίσεις του περιέχει μια μεγάλη ποικιλία από παραμέτρους για την εύρεση του βέλτιστου αποτελέσματος κατηγοριοποίησης.

Στην εικόνα 25 απεικονίζεται ένα απλό παράδειγμα σεναρίου που έχει σχεδιαστεί με το λογισμικό του OpenVIBE. Σε αυτό το σενάριο καταγράφονται τα σήματα που λαμβάνονται σε πραγματικό χρόνο και γίνεται λήψη των σημάτων που στέλνονται από την συσκευή ΗΕΓ στο κουτί του acquisition client. Αυτό συνδέεται με ένα κουτί signal display, το οποίο χρησιμεύει για την απεικόνιση των σημάτων που λαμβάνονται κατά τη λήψη τους σε πραγματικό χρόνο. Παράλληλα, ο acquisition client συνδέεται με ένα κουτί CSV file writer που χρησιμοποιείται για την αποθήκευση των δεδομένων των σημάτων που λαμβάνονται σε ένα αρχείο τύπου CSV.



Εικόνα 25 Σενάριο με το λογισμικό Open ViBE

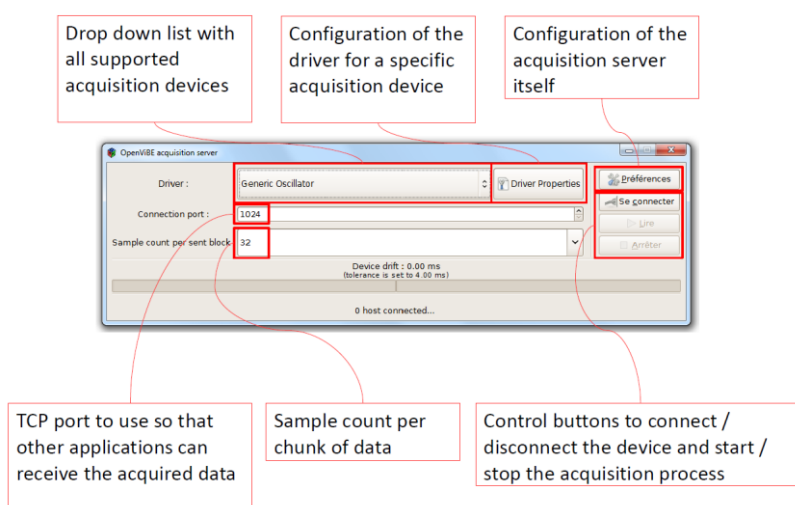
3.3 Λήψη σήματος από την συσκευή σε πραγματικό χρόνο

Η διαδικασία της λήψης των σημάτων από την συσκευή σε πραγματικό χρόνο γίνεται ακολουθώντας τα παρακάτω βήματα: Αρχικά γυρνώντας τον διακόπτη ON/OFF της Midwave της NeuroSky στο ON, έπειτα γίνεται ενεργοποίηση των Bluetooth του H/Y. Για να ανιχνεύσει ο H/Y την συσκευή HEG κρατάται σταθερός για μερικά δευτερόλεπτα ο διακόπτης ON/OFF της συσκευής HEG στο ON (pair), εμφανίζοντας έτσι την συσκευή HEG στο παράθυρο ανίχνευσης του Bluetooth του H/Y επιτρέποντας με αυτόν τον τρόπο ανάμεσα στη συσκευή HEG και τον H/Y να υπάρξει ζεύξη.

Αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία επικοινωνίας της συσκευής HEG και του H/Y, πρέπει το άτομο το οποίο θα πάρει μέρος στο πείραμα για να καταγραφούν τα εγκεφαλικά του σήματα να φορέσει την συσκευή HEG στο κεφάλι του.

Η τοποθέτηση του βραχίονα της συσκευής που βρίσκεται ο αισθητήρας πρέπει να γίνει στο μπροστινό μέρος του κρανίου και πιάνοντας με το κλιπ το μαλακό μέρος του πτερυγίου του αφτιού που είναι το σημείο αναφοράς.

Έπειτα στο παράθυρο του acquisition server που είναι ένα εργαλείο του λογισμικού OpenVIBE, γίνεται επιλογή του οδηγού υλικού από τη λίστα που περιέχει για τη συγκεκριμένη συσκευή που χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα. Ωστόσο στον acquisition server μπορεί κάποιος να ορίσει τις ρυθμίσεις σύνδεσης, όπως τον αριθμό δειγμάτων που λαμβάνονται ανά μπλοκ και άλλα. Στην εικόνα 26 φαίνεται η ανάλυση του παραθύρου του acquisition server, καθώς και όλες οι διαθέσιμες επιλογές που υπάρχουν.

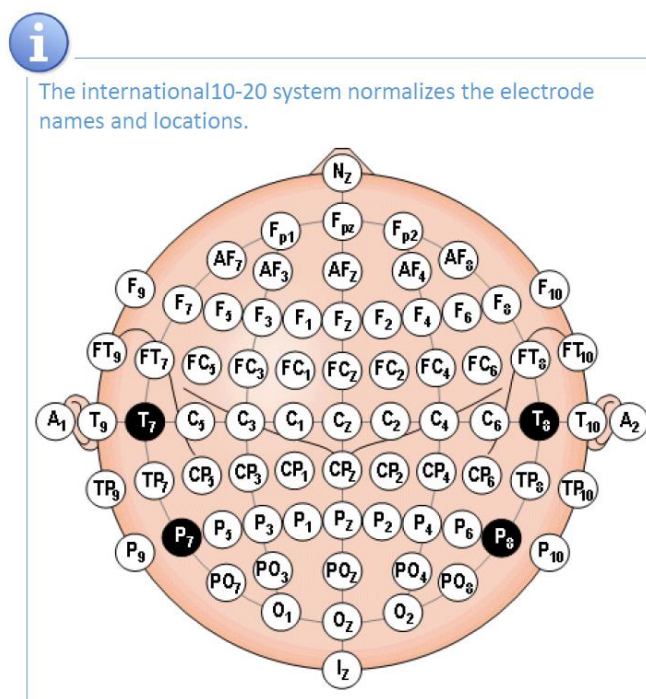


Εικόνα 26 Παράθυρο του Acquisition Server

Εφόσον λοιπόν έχει επιλεγεί ο σωστός οδηγός υλικού και έχουν οριστεί οι ρυθμίσεις σύνδεσης, πατώντας το κουμπί “Σύνδεση” η συσκευή αναγνωρίζει ως κατευθυντήριο στόχο εκπομπής των σημάτων τον acquisition client του παραθύρου του OpenVIBE που βρίσκεται το σενάριο. Στην συνέχεια πατώντας το κουμπί Αναπαραγωγή του acquisition server ξεκινάει η συσκευή να εκπέμπει σήματα στον acquisition client. Για να σταματήσει η συσκευή αυτή τη διαδικασία χρειάζεται απλά να πατηθεί το κουμπί Διακοπή του acquisition server.

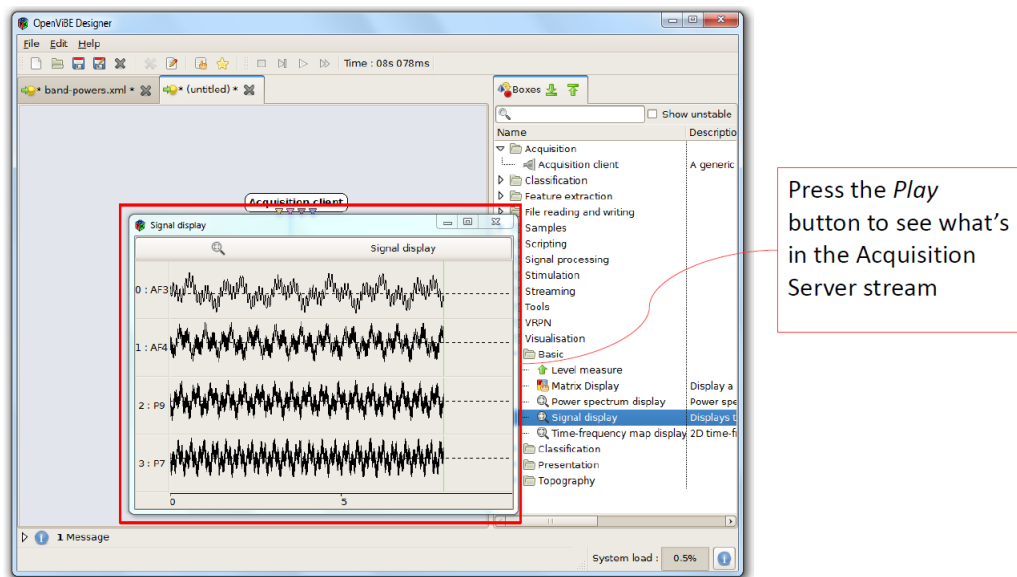
Κατόπιν, με τη βοήθεια του acquisition server, τα σήματα εκπέμπονται στον acquisition client που συνδέεται με ένα κουτί CSV file writer στις ρυθμίσεις του οποίου έχει δοθεί το μονοπάτι του αρχείου CSV που αποθηκεύονται τα σήματα. Γι’ αυτόν τον λόγο συνδέονται τα δυο κουτιά του σεναρίου του OpenVIBE μεταξύ τους.

Συνοψίζοντας, αυτός ήταν ο τρόπος που χρησιμοποιήθηκε για την λήψη των σημάτων σε πραγματικό χρόνο, που χρειάστηκαν για την εκπαίδευση των σεναρίων συστήματος BCI αναφορικά με το P300 στα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη εργασία.



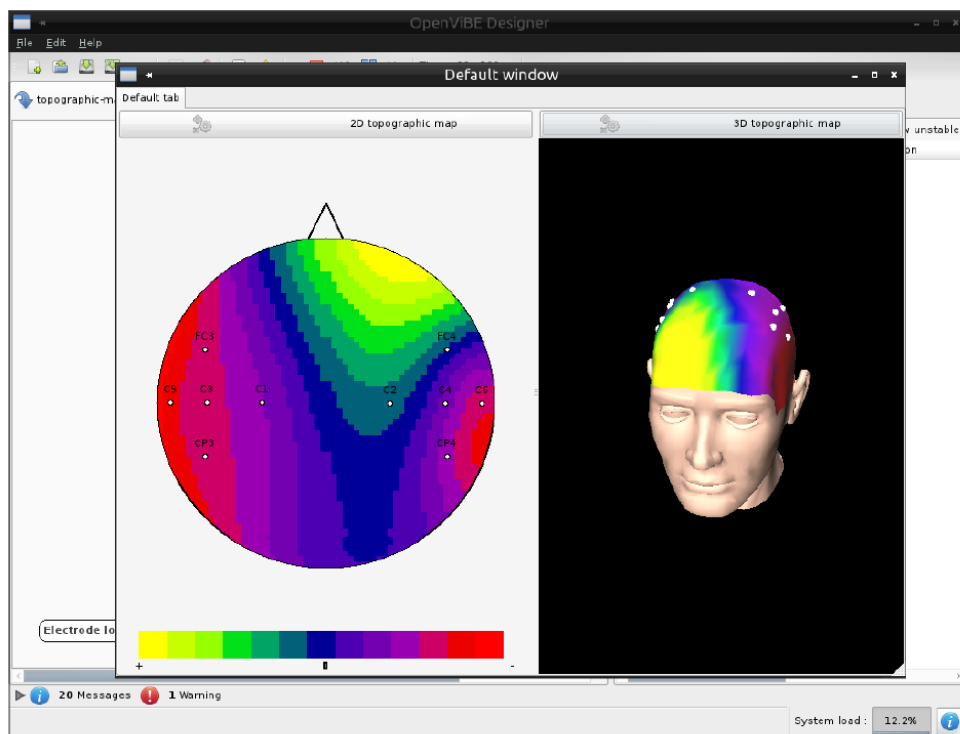
Εικόνα 27 Το διεθνές σύστημα 10-20 στον acquisition server του open ViBE

Η οπτικοποίηση του σήματος στον designer αποτυπώνεται στην εικόνα 28:



Εικόνα 28 Εμφάνιση σήματος στον designer

Σαν ενδεικτικό αποτέλεσμα της χαρτογράφησης των διαφορετικών περιοχών του εγκεφάλου, δίνεται η εικόνα 29.



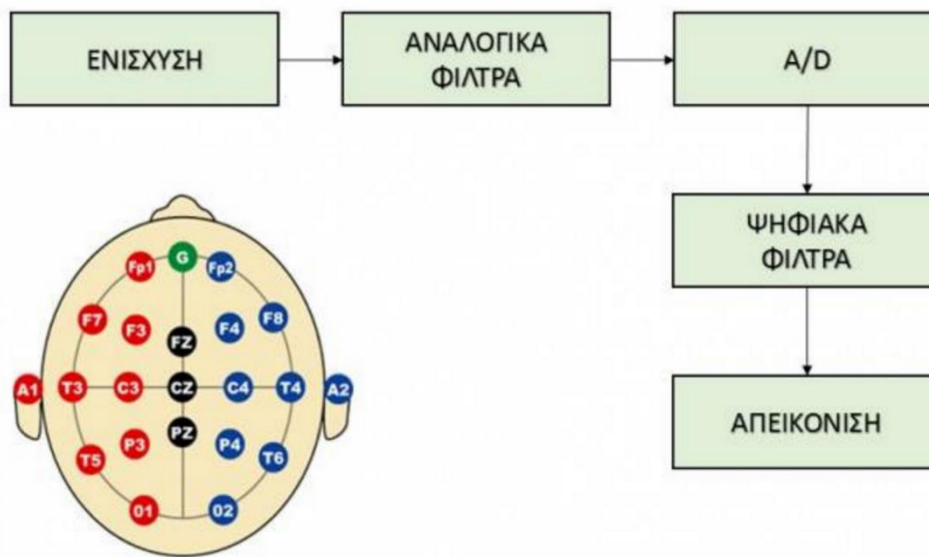
Εικόνα 29 Τοπογραφικοί χάρτες στο λογισμικό Open ViBE

Κεφάλαιο 4

4. Επεξεργασία Σήματος

4.1 Προεπεξεργασία (Φίλτρα)

Η βασική προεπεξεργασία ενός σήματος που προκύπτει από ένα ΗΕΓ, αφορά την ενίσχυσή του καθώς και το φιλτράρισμά του για την περαιτέρω επεξεργασία, όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 30 Στάδια υλοποίησης και επεξεργασίας ενός ΗΕΓ

Τα δυναμικά που αναπτύσσονται στο επίπεδο των νευρώνων είναι τάξης μερικών δεκάδων mV. Λόγω των ενδιάμεσων ιστών (εγκεφαλονωτιαίο υγρό, μήνιγγες, οστά, δέρμα) που εμφανίζονται ανάμεσα στον εγκεφαλικό φλοιό και τα ηλεκτρόδια καταγραφής, το ύψος των εγκεφαλικών ρυθμών ελαττώνεται και τα δυναμικά που καταγράφονται είναι της τάξης των μV .

Λόγω αυτής της εξασθένησης των σημάτων σε σχέση με το θόρυβο που τα συνοδεύει, είναι απαραίτητο αφενός να φιλτραριστούν αφετέρου να ενισχυθούν ώστε να υπάρχει η κατάλληλη ισχύ για την κινητοποίηση των καταγραφικών μέσων.

Το κύριο χαρακτηριστικό σε κάθε ενισχυτή είναι ο συντελεστής ενίσχυσης, ο λόγος δηλαδή του σήματος στην έξοδο του ενισχυτή προς την είσοδο του ενισχυτή. Βιβλιογραφικά, η ενίσχυση του σήματος αντιπροσωπεύεται από την έννοια της ευαισθησίας, η οποία μετριέται σε $\mu\text{V}/\text{mm}$ και δίνεται από τον τύπο:

$$s = \frac{\text{δυναμικό εισόδου}}{\text{απόκλιση βελόνας του ΗΕΓ}}$$

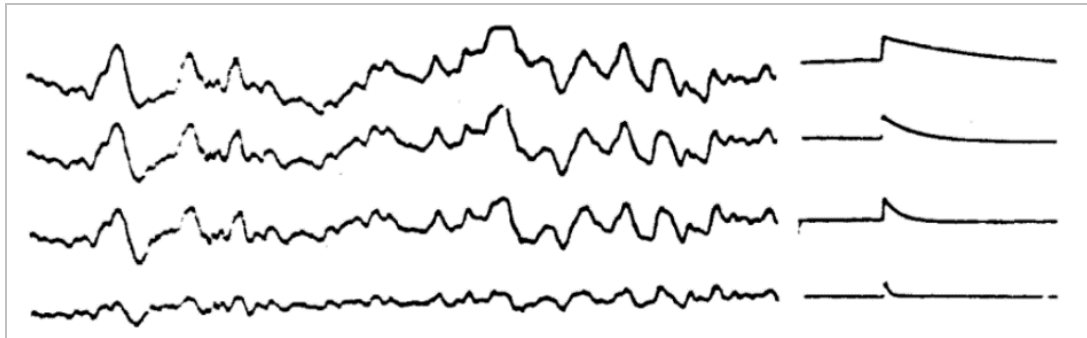
Η χρήση διαφορικών ενισχυτών στην ΗΕΓ έχει καθιερωθεί εδώ και δεκαετίες. Οι διαφορικοί ενισχυτές παρέχουν το πλεονέκτημα να απορρίπτουν στην είσοδο τους το κοινό σήμα. Με αυτόν τον τρόπο απορρίπτεται εξαρχής σε μεγάλο βαθμό ένα μεγάλο ποσοστό παρασίτων, καθώς αυτά συνήθως εμφανίζονται με την ίδια ένταση στις εισόδους του ενισχυτή. Ο λόγος απόρριψης κοινού σήματος στους ενισχυτές που χρησιμοποιούνται στους ηλεκτροεγκεφαλογράφους είναι της τάξεως των 120 db.

Σημαντικό χαρακτηριστικό των ενισχυτών που θα χρησιμοποιηθούν σε έναν ηλεκτροεγκεφαλόγραφο είναι η υψηλή αντίσταση εισόδου, που πρέπει να είναι της τάξεως των $\text{M}\Omega$ (τουλάχιστον 1 $\text{M}\Omega$, ιδανικά $>10 \text{ M}\Omega$), ώστε η αντίσταση του κυκλώματος ανίχνευσης (ηλεκτρόδια) να καθίσταται αμελητέα, και να επιτυγχάνεται μέγιστη μεταφορά ενέργειας (Νόμος Jacobi).

Η δεύτερη φάση της προεπεξεργασίας του σήματος περιλαμβάνει την χρησιμοποίηση των κατάλληλων φίλτρων. Τα φίλτρα που χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της ενίσχυσης σημάτων χρησιμεύουν για να περιορίσουν τις επιφορτίσεις τόσο προς τις χαμηλές συχνότητες (φίλτρα χαμηλής συχνότητας) όσο και προς τις υψηλές συχνότητες (φίλτρα υψηλής συχνότητας).

Αν και οι ενισχυτές που χρησιμοποιούνται μπορούν να δεχθούν, ανάλογα με την ποιότητά τους, συχνότητες της τάξεως των 5 kHz, εν τούτοις συχνότητες μεγαλύτερες των 70 Hz δεν παρουσιάζουν ιδιαίτερο κλινικό ενδιαφέρον. Επιπλέον, στους παλαιότερους Ηλεκτρογράφους, η αδράνεια των καταγραφικών μέσων (πένες) δεν επιτρέπει την καταγραφή σημάτων με συχνότητα μεγαλύτερη των 100 Hz.

Ο περιορισμός των πολύ χαμηλών συχνοτήτων έχει ως κύριο σκοπό την απόρριψη παρασίτων που προκαλεί η μεταβολή της αγωγιμότητας του δέρματος λόγω εφίδρωσης. Επιπλέον, αποφεύγονται τυχόν μετατοπίσεις της ισοηλεκτρικής γραμμής (baseline drifts). Ο περιορισμός των χαμηλών συχνοτήτων μπορεί να μεταβάλλεται δυναμικά κατά τη διάρκεια ενός ΗΕΓ, μεταβάλλοντας τη σταθερά χρόνου του ενισχυτή. Συνήθως χρησιμοποιούνται σταθερές χρόνου 0.3 sec (που αντιστοιχεί σε αποκοπή συχνοτήτων μικρότερων από 0.5 Hz).

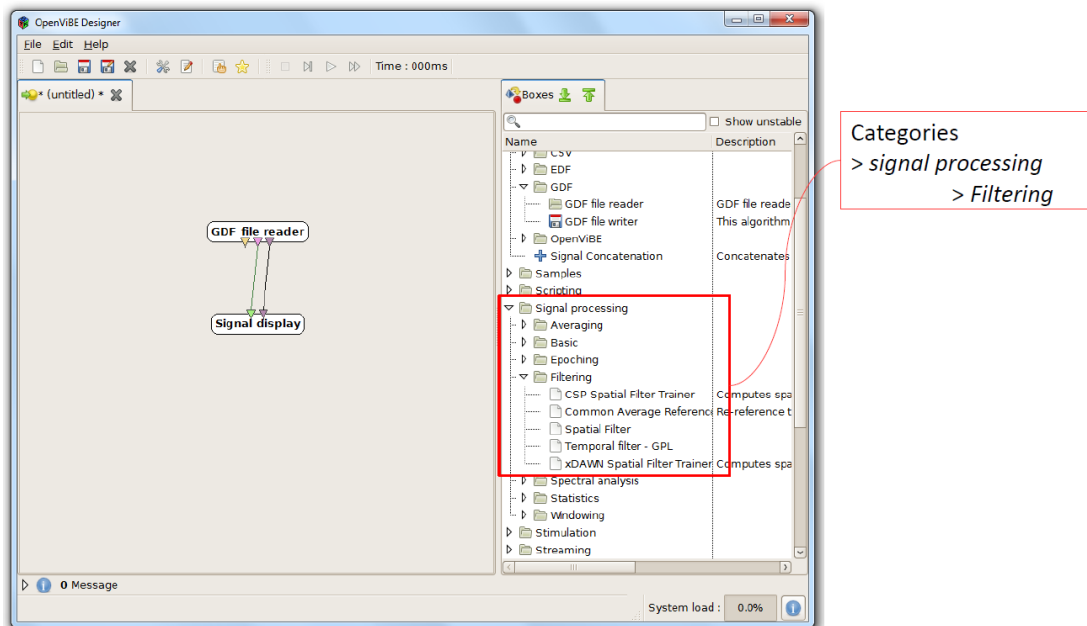


Εικόνα 31 Η χρήση μικρότερης σταθεράς χρόνου περιορίζει τη βραδεία δραστηριότητα

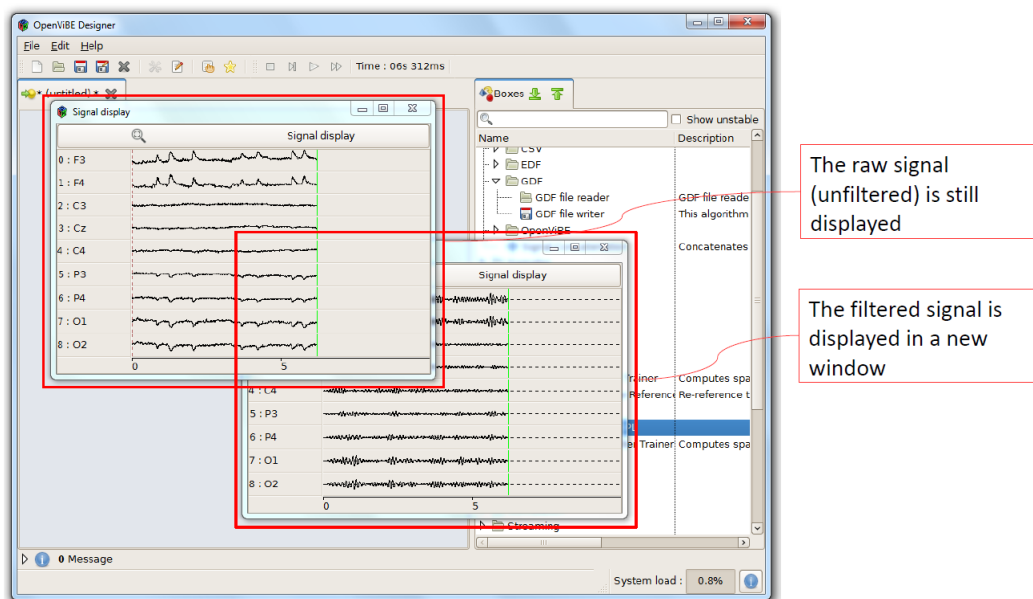
Ο περιορισμός των υψηλών συχνοτήτων έχει ως κύριο σκοπό την απόρριψη ηλεκτρομυογραφικών παρασίτων που εμφανίζονται με συχνότητες 35 – 70 Hz.

Τέλος, πρέπει να αναφερθεί η ύπαρξη ενός φίλτρου για την αποκοπή της συχνότητας του ηλεκτρικού δικτύου (50 Hz στην Ελλάδα).

Πιο συγκεκριμένα, στο λογισμικό **Open ViBE** η επεξεργασία (φιλτράρισμα) του σήματος γίνεται όπως φαίνεται στις παρακάτω εικόνες.



Εικόνα 32 Επεξεργασία (Φιλτράρισμα) σήματος με Open ViBE



Εικόνα 33 Επεξεργασία (Φιλτράρισμα) σήματος με το Open ViBE

Αν θέλουμε να συνοψίσουμε τις προδιαγραφές της προεπεξεργασίας ενός ΗΕΓ, θα λέγαμε ότι θα χρειαζόμασταν:

- I. Τουλάχιστον 25 κανάλια εξόδου (προτιμάται 32)
- II. Αντίσταση εισόδου > 10 ΜΩ
- III. Λόγος απόρριψης κοινού σήματος (CMRR) > 80-100dB
- IV. A/D: Δυνατότητα μετατροπής τουλάχιστον 12bit

V.Low pass φίλτρα: 15, 30, 50, 70, 100 Hz

VI.High pass φίλτρα: 0.16, 0.5, 1.6, 5, 10 Hz

Προκειμένου να έχουμε μια ακριβή καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος θα πρέπει να έχουμε όσο το δυνατόν μικρότερο θόρυβο. Επομένως, όποιος θόρυβος δε αποκόπτεται κατά την ενίσχυση με χρήση ενισχυτών με υψηλό λόγο απόρριψης κοινού σήματος, CMRR, αποκόπτεται από τα αναλογικά παθητικά φίλτρα.

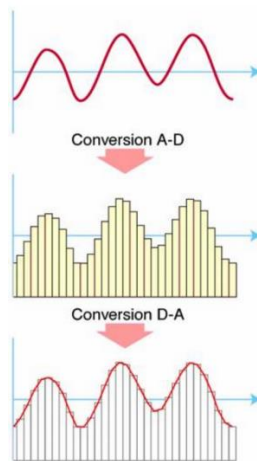
Τα αναλογικά φίλτρα χρησιμοποιούνται για να απομακρύνουν ανεπιθύμητα σήματα, δηλαδή σήματα θορύβου, που εισάγονται κατά τη διάρκεια καταγραφής του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Στον ΗΕΓ χρησιμοποιούνται αναλογικά παθητικά φίλτρα RC, που αποτελούνται από αντιστάσεις και πυκνωτές. Τα φίλτρα αυτής της κατηγορίας δεν χρειάζονται κάποια πηγή τάσης ώστε να ενισχύουν τα εισερχόμενα σήματα και μπορούν να δεχθούν απείρως ισχυρές τάσεις και ρεύματα.

Πιο συγκεκριμένα τα αναλογικά φίλτρα που συνήθως χρησιμοποιούνται ευρέως στον ηλεκτροεγκεφαλογράφο είναι:

- **Χαμηλοπερατά φίλτρα:** Τα φίλτρα αυτά επιτρέπουν τη διέλευση σημάτων συχνότητας μικρότερης από μιας συχνότητας αποκοπής f_c , αποτρέποντας τη διέλευση υψηλότερων συχνοτήτων. Ο λόγος που χρησιμοποιούνται αυτά τα φίλτρα είναι για την αποκοπή του θορύβου λόγω του δικτύου διανομής.
- **Υψιπερατά φίλτρα:** Τα φίλτρα της εν λόγω κατηγορίας έχουν την ακριβώς αντίθετη λειτουργία από τα χαμηλοπερατά: επιτρέπουν τη διέλευση σημάτων συχνότητας μεγαλύτερης από μιας f_c , απορρίπτοντας όσα έχουν χαμηλότερη. Ο λόγος που χρησιμοποιούνται σήμερα υψιπερατά φίλτρα είναι για την αποκοπή της DC συνιστώσας που εμφανίζεται κατά την καταγραφή του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

4.2 Ανάλυση συχνοτήτων

Για να μπορέσουμε να εξαγάγουμε κάποια συμπεράσματα από το ΗΕΓ πρέπει να εξετάσουμε τους εγκεφαλικούς ρυθμούς ('Αλφα,Βήτα κλπ) που αναφέρθηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο. Για να δούμε αυτούς τους ρυθμούς πρέπει να επεξεργαστούμε ψηφιακά το εγκεφαλογράφημα. Αυτό επιτυγχάνεται δειγματολειτουργώντας και κβαντίζοντας το σήμα με τη βοήθεια ενός **μετατροπέα αναλογικού σήματος σε ψηφιακό (ADC)**.



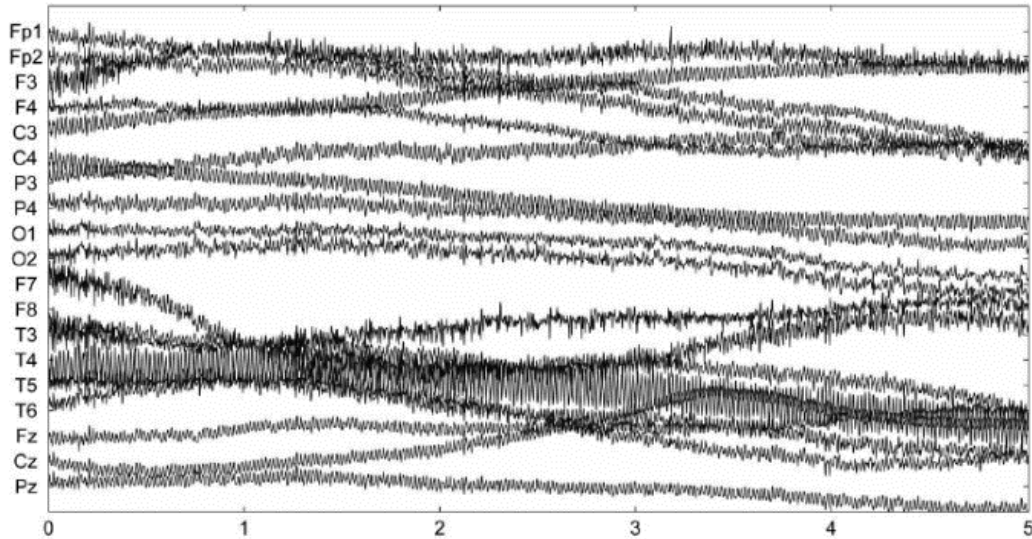
Εικόνα 34 Μετατροπή αναλογικού σε ψηφιακό σήμα

Οι ιδιότητες του ΗΕΓ χαρακτηρίζονται γενικά ως πολύπλοκες, εξαιτίας της πολυπλοκότητας του νευρικού συστήματος. Παραδοσιακά, το αυθόρμητο ΗΕΓ (spontaneous EEG) θεωρείται μία γραμμική στοχαστική διαδικασία με πολλές ομοιότητες με το θόρυβο. Από πλευράς επεξεργασίας σήματος, το ΗΕΓ έχει τις εξής ιδιότητες:

- Θορυβώδης και ψευδοστοχαστική διαδικασία: Το ΗΕΓ κυμαίνεται συνήθως μεταξύ 10-300 μV , και το οποίο εύκολα επηρεάζεται από ποικίλες μορφές φυσιολογικού και ηλεκτρικού θορύβου. Επίσης, παράσιτα που οφείλονται στην καρδιακή λειτουργία, σε μυϊκές κινήσεις, σε οφθαλμικές κινήσεις και στο ίδιο το σύστημα καταγραφής, μπορεί επίσης να αλλοιώσουν το σήμα. Ακόμη και το ΗΕΓ δείχνει υψηλού βαθμού τυχαιότητα και μη-στασιμότητα.
- Χρονικά μεταβαλλόμενο και μη-στάσιμο. Το ΗΕΓ είναι μία μη-στάσιμη διαδικασία, η οποία ποικίλει ανάλογα με τη φυσιολογική κατάσταση. Οι κυματομορφές μπορεί να περιέχουν μια σύνθεση κανονικών ημιτονοειδών κυμάτων, ακανόνιστων αιχμών ή πολυαιχμών, ατράκτων ή πολυατράκτων. Στις περισσότερες παθολογικές καταστάσεις, όπως είναι οι επιληπτικές κρίσεις, το ΗΕΓ επιδεικνύει εμφανή παραδοξότητα ή μη-στασιμότητα. Στην πράξη όμως, το ΗΕΓ μπορεί να θεωρηθεί ότι είναι μία στάσιμη διαδικασία για πολύ μικρές χρονικές περιόδους (περίπου 3,5 δευτερόλεπτα).
- Υψηλή μη-γραμμικότητα: Παρόλο που τα παραδοσιακά γραμμικά μοντέλα για το ΗΕΓ εξακολουθούν να παίζουν σημαντικό ρόλο στην ανάλυση και διάγνωση του ΗΕΓ, ωστόσο το ΗΕΓ είναι μία μη-γραμμική διαδικασία. Αυτό του είδους η μη-

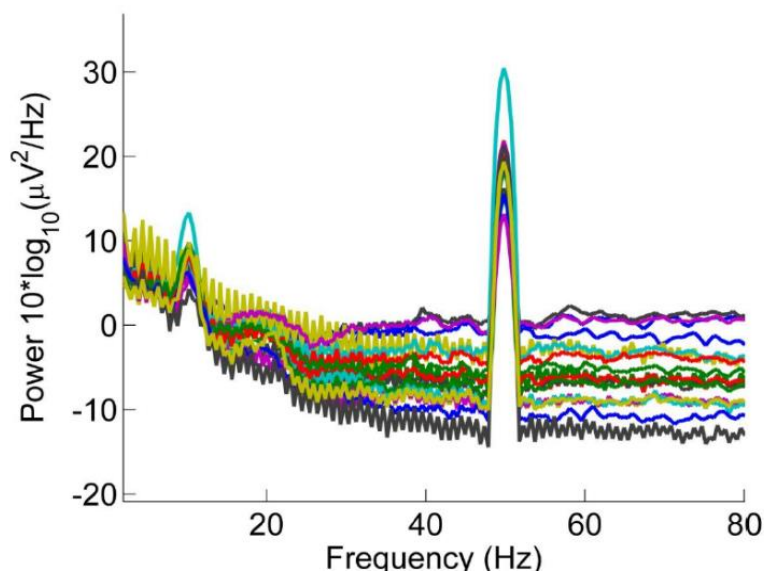
γραμμικότητα είναι επιπλέον εξαρτώμενη από τον χρόνο, την κατάσταση και τη θέση.

Μια τυπική επισκόπηση μιας εξεταζόμενης καταγραφής ενός ΗΕΓ φαίνεται στην εικόνα 35.



Εικόνα 35 Τα πρώτα 5 δευτερόλεπτα καταγραφής ενός ΗΕΓ

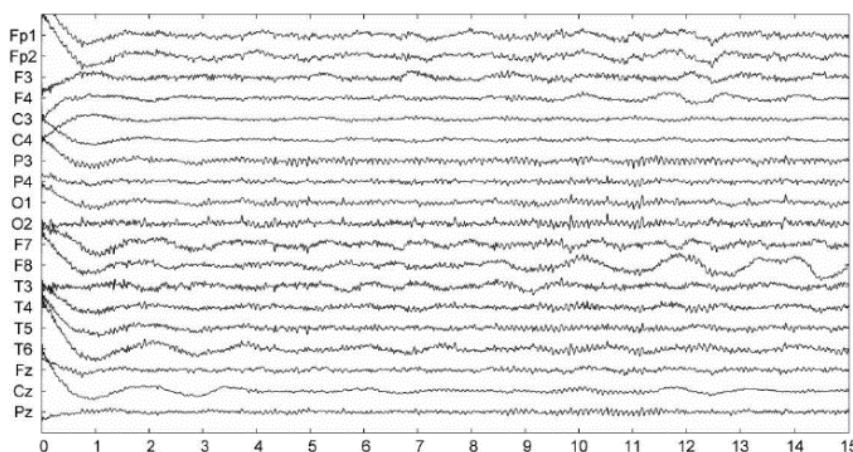
Η επισκόπηση των 5 πρώτων δευτερολέπτων της καταγραφής είναι ενδεικτική για το σύνολό της. Παρατηρούμε έντονο θόρυβο που μάλλον οφείλεται στο ηλεκτρικό δίκτυο καθώς και έντονες μετατοπίσεις της ισοηλεκτρικής γραμμής. Η υποψία μας για την προέλευση του θορύβου επιβεβαιώνεται και από το παρακάτω φάσμα ισχύος.



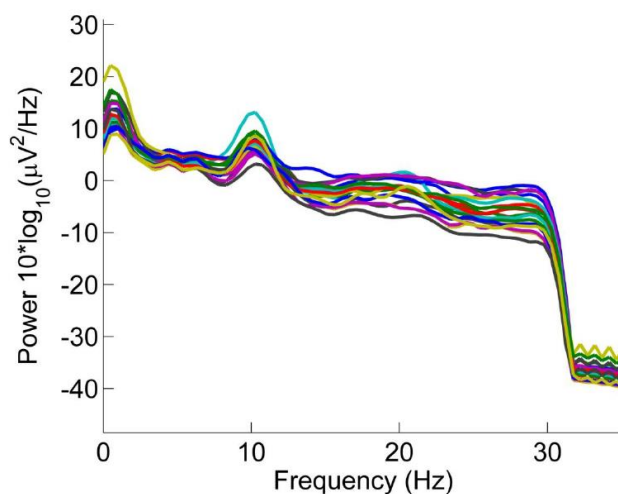
Εικόνα 36 Φάσμα Ισχύος αρχικής καταγραφής

Από το φάσμα ισχύος γίνονται εμφανή τα δύο κύρια χαρακτηριστικά της καταγραφής. Αφενός, ο θόρυβος του ηλεκτρικού δικτύου στην περιοχή των 50 Hz, αφετέρου η έντονη δραστηριότητα στην περιοχή του ρυθμού άλφα (8 – 13 Hz) που είναι θεωρητικά αναμενόμενη με βάση την περιγραφή των δεδομένων.

Στο παράδειγμα αυτό, για την επιδιόρθωση των αρχικών δεδομένων εφαρμόστηκε αρχικά ένα ζωνοπερατό φίλτρο με συχνότητες αποκοπής στα 0.5 Hz και στα 30 Hz. Με αυτόν τον τρόπο αφενός εξαλείφονται οι βραδείες μετατοπίσεις της ισοηλεκτρικής γραμμής, αφετέρου και ο θόρυβος του ηλεκτρικού δικτύου, παράλληλα βέβαια με οποιαδήποτε δραστηριότητα (εγκεφαλική ή παρασιτική) πάνω από τα 30 Hz, η οποία βέβαια στην περίπτωση μας είναι αδιάφορη. Η διορθωμένη καταγραφή μετά την περιγραφείσα προεπεξεργασία αποκτά την παρακάτω μορφή.



Εικόνα 37 Τα πρώτα 15 sec της επιδιορθωμένης καταγραφής



Εικόνα 38 Το φάσμα ισχύος της επιδιορθωμένης καταγραφής

4.3 Εντοπισμός κορυφών

Ο εντοπισμός κορυφών σε ένα σήμα από ΗΕΓ, περιλαμβάνει τα βήματα των προηγούμενων παραγράφων. Παρά την αρχική προεπεξεργασία η εξεταζόμενη καταγραφή συνεχίζει να χαρακτηρίζεται από πλήθος artifacts, όπως μπορεί να φανεί και από μια απλή παρατήρηση της προηγούμενης εικόνας.

Για την αφαίρεση των artifacts εφαρμόζεται συνήθως η *Ανάλυση Ανεξάρτητων Συνιστωσών (ΑΑΣ)* σε όλο το μήκος της καταγραφής. Σκοπός συνήθως είναι ο διαχωρισμός των παρασιτικών δραστηριοτήτων και των εγκεφαλικών ρυθμών σε ξεχωριστές ΑΣ, ώστε μετά από την αφαίρεση των ΑΣ που αντιστοιχούν στα artifacts να αναδημιουργηθεί μια καθαρή ΗΕΓ καταγραφή.

Κεφάλαιο 5

5. Μηχανική Μάθηση

5.1. Θεμελιώδης αρχές Μηχανικής Μάθησης

Μηχανική μάθηση είναι υποπεδίο της επιστήμης των υπολογιστών που αναπτύχθηκε από τη μελέτη της αναγνώρισης προτύπων και της υπολογιστικής θεωρίας μάθησης στην τεχνητή νοημοσύνη. Η μηχανική μάθηση διερευνά τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να μάθαιναν από τα δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις σχετικά με αυτά. Τέτοιοι αλγόριθμοι λειτουργούν κατασκευάζοντας μοντέλα από πειραματικά δεδομένα, προκειμένου να κάνουν προβλέψεις βασιζόμενες στα δεδομένα ή να εξάγουν αποφάσεις που εκφράζονται ως το αποτέλεσμα. Η μηχανική μάθηση είναι στενά συνδεδεμένη και συχνά συγγέεται με υπολογιστική στατιστική, ένας κλάδος, που επίσης επικεντρώνεται στην πρόβλεψη μέσω της χρήσης των υπολογιστών. Έχει ισχυρούς δεσμούς με την μαθηματική βελτιστοποίηση, η οποία παρέχει μεθόδους, τη θεωρία και τομείς εφαρμογής [25]. Η Μηχανική μάθηση εφαρμόζεται σε μια σειρά από υπολογιστικές εργασίες, όπου τόσο ο σχεδιασμός όσο και ο ρητός προγραμματισμός των αλγορίθμων είναι ανέφικτος [26, 27]. Συστήματα με ικανότητα μηχανικής μάθησης είναι σε θέση:

- 1) να μεταβάλλονται διαρκώς προς το καλύτερο, αναφορικά με τις λειτουργίες που είναι σε θέση να εκτελέσουν
- 2) να μεταβάλλουν τη βάση γνώσης τους είτε μετασχηματίζοντας την εσωτερική τους δομή(π.χ. νευρωνικά δίκτυα) ή αποκτώντας επιπλέον γνώση (π.χ. έμπειρα συστήματα).
- 3) να εκτελούν γενικεύσεις, δηλαδή να αγνοούν χαρακτηριστικά και ιδιότητες που δεν είναι αντιπροσωπευτικά της έννοιας/ενέργειας που πρέπει να μάθουν.

5.2 Αλγοριθμοί Ταξινόμησης

Ο αλγόριθμος ταξινόμησης είναι ένας αλγόριθμος που τοποθετεί τα στοιχεία μιας ακολουθίας σε σειρά [28]. Την σειρά την ορίζει ο αλγόριθμος αναλόγως με τον τύπο του αλγορίθμου. Οι τύποι είναι αρκετοί, όπως:

1. Ταξινόμηση με εισαγωγή, είναι σχετικά απλός αλγόριθμος που δημιουργεί το τελικό αποτέλεσμα σε έναν ταξινομημένο πίνακα ή λίστα αλλάζοντας ένα στοιχείο κάθε φορά που εισαγεται.
2. Ταξινόμηση με συγχώνευση, τοποθετεί τα στοιχεία συγκρίνοντας τα πρώτα.
3. Αλγόριθμος SCAN ή αλγόριθμος ανεγκυστήρα, επιλέγει ποια στοιχεία θα είναι για ανάγνωση ή εγγραφή σε έναν σκληρό δίσκο.
4. Γρήγορη ταξινόμηση, ο αλγόριθμος χωρίζει σε μικρότερα κομμάτια το πρόβλημα που έχει να λύσει και τα τοποθετεί στην σωστή σειρά κομμάτι κομμάτι έτσι ώστε να συμπληρωθεί ολόκληρο.
5. Ταξινόμηση με επιλογή, ξεκινάει από δεξιά προς τα αριστερά έτσι ώστε να ολοκληρωθεί η σωστή ταξινόμηση σε μια λίστα.
6. Ταξινόμηση φυσαλίδας, ταξινομεί μια λίστα από το τέλος ως την αρχή συγκρίνοντας τα στοιχεία ένα ένα.

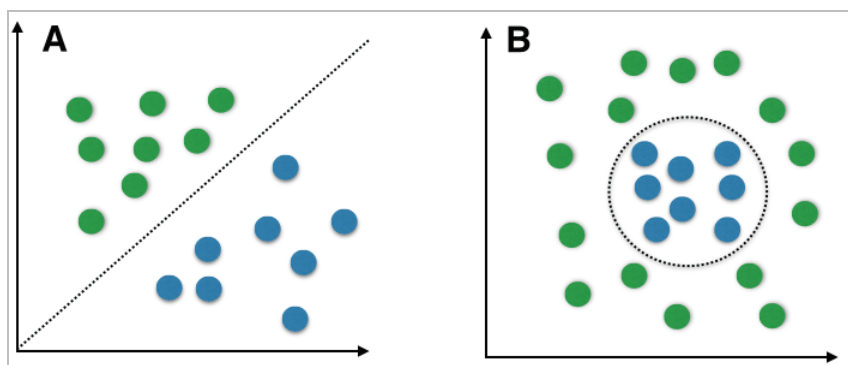
5.2.1 Μπευζιανός Ταξινομητής (Naïve Bayes)

Στη μηχανική μάθηση ο ταξινομητής Naïve Bayes βασίζεται στην εφαρμογή του θεωρήματος Bayes μέσω των υποθέσεων ανεξαρτησίας μεταξύ των χαρακτηριστικών.

Ο ταξινομητής Bayes, είναι απλοϊκός και εκτιμά την εξαρτώμενη από την κατηγορία πιθανότητα με βάση ότι τα χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα. Η υπόθεση της υπό συνθήκης ανεξαρτησίας μπορεί να εκφραστεί τυπικά όπως φαίνεται παρακάτω:

Επίσης, είναι κλιμακωτός ο οποίος απαιτεί έναν αριθμό γραμμικών παραμέτρων στον αριθμό των μεταβλητών σε μαθησιακό πρόβλημα.

Το Naive Bayes είναι μια απλή τεχνική για την κατασκευή ταξινομητών: μοντέλα που αποδίδουν ετικέτες κλάσης σε στιγμιότυπα προβλημάτων που αντιπροσωπεύονται ως φορείς των τιμών χαρακτηριστικών, όπου οι ετικέτες κλάσης προέρχονται από κάποιο πεπερασμένο σύνολο. Δεν υπάρχει ένας και μόνος αλγόριθμος για την κατάρτιση αυτών των ταξινομητών, αλλά μια οικογένεια αλγορίθμων βασισμένη σε μια κοινή αρχή: όλοι οι απλοί ταξινομητές Bayes υποθέτουν ότι η αξία ενός συγκεκριμένου στοιχείου είναι ανεξάρτητη από την αξία οποιουδήποτε άλλου χαρακτηριστικού, δεδομένης της μεταβλητής τάξης. Για παράδειγμα, ένας καρπός μπορεί να θεωρηθεί μήλο αν είναι κόκκινο, στρογγυλό και περίπου 10 cm σε διάμετρο. Ένας αφελής ταξινομητής Bayes θεωρεί ότι κάθε ένα από αυτά τα χαρακτηριστικά συμβάλλει ανεξάρτητα στην πιθανότητα ότι αυτός ο καρπός είναι ένα μήλο, ανεξάρτητα από τις πιθανές συσχετίσεις μεταξύ των χρωμάτων, στρογγυλότητας και διαμέτρου [29, 30]

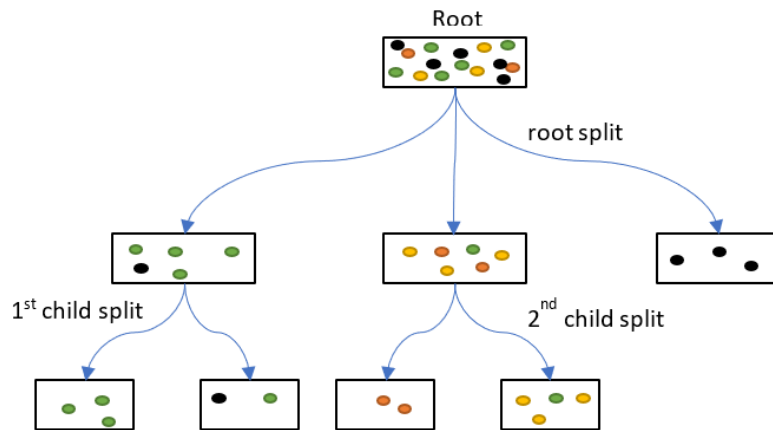


Εικόνα 39 Το φάσμα ισχύος της επιδιορθωμένης καταγραφής

5.2.2 Δέντρα αποφασής

Ο αλγόριθμος J48 ή C4.5 υλοποίηση ανοιχτού κώδικα σε Java και βασίζεται σε δέντρα απόφασης. Ο αλγόριθμος αυτός, δημιουργεί δέντρα απόφασης μέσα από ένα σύνολο εκπαίδευσης δεδομένων, χρησιμοποιώντας την έννοια της εντροπίας των πληροφοριών [32]. Την ύπαρξη της σχέσης ανάμεσα σε εντροπία και πληροφορία την όρισε ο Shannon, ο οποίος όρισε ως << εντροπία της πληροφορίας >> το μέτρο της ποσότητας της πληροφορίας που περιέχεται σε ένα μήνυμα. Ο αλγόριθμος C4.5, κατασκευάστηκε από τον Ross Quinlan και αναφέρεται ως στατικός αλγόριθμος ταξινόμησης, επειδή χρησιμοποιείται συχνά για ταξινόμηση. Για κάθε αριθμητικό πεδίο, ο αλγόριθμος ταξινομεί τις τιμές του, το πλήθος των οποίων είναι πεπερασμένο, σε αύξουσα σειρά, και ορίζει μια τιμή κατωφλιού. Με τον τρόπο αυτόν οι παρατηρήσεις χωρίζονται σε εκείνες

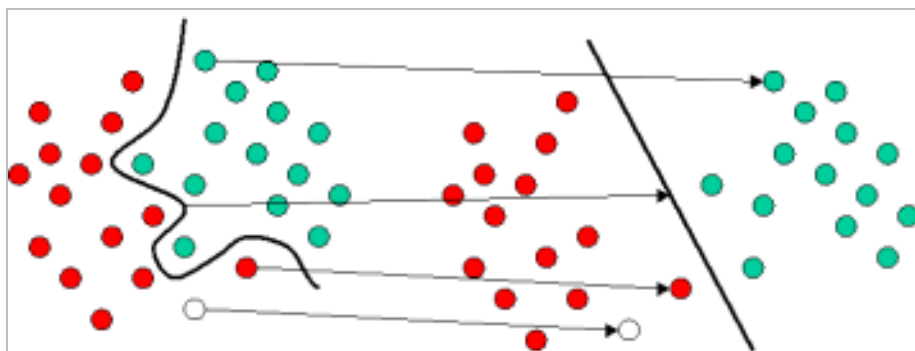
των οποίων η τιμή στο συγκεκριμένο πεδίο είναι μικρότερη ή ίση με την τιμή κατωφλιού και σε εκείνες που η τιμή τους είναι μεγαλύτερη. Ακολουθώς, το γνώρισμα αντιμετωπίζεται σαν να έχει διακριτές τιμές, όπου οι δύο διακριτές τιμές είναι οι δύο καθορισμένες περιοχές συνεχών τιμών. Επίσης ο C4.5 μπορεί και χειρίζεται δεδομένα με χαμένες τιμές [31].



Εικόνα 40: Παράδειγμα δέντρου απόφασης

5.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (ή μηχανές διανυσματικής υποστήριξης) θεωρείται ως ο πιο επιτυχημένος αλγόριθμος κατηγοριοποίησης. Αν υποθέσουμε ότι υπάρχει γραμμική διαχωρισή των δεδομένων που έχουμε για να κατηγοριοποιήσουμε, τότε η επιλογή του βέλτιστου υπερεπιπέδου², όσο αφορά την απόσταση των δύο κλάσεων είναι αυτό που επιτυγχάνει ο αλγόριθμος. Επιλέγει ένα μικρό αριθμό δεδομένων εκπαίδευσης (στιγμιότυπα), από κάθε κλάση τα οποία ορίζουν το μέγιστο περιθώριο, μεταξύ των δύο κλάσεων [32].

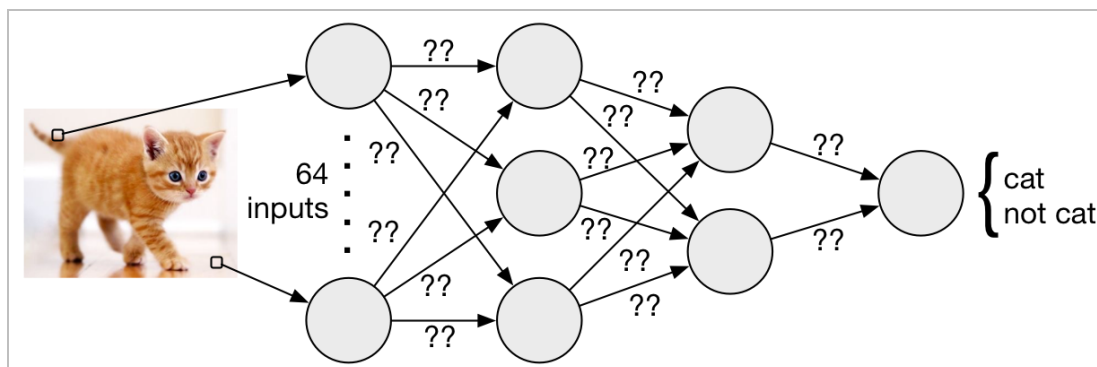


Εικόνα 41: Υπερεπίπεδα Μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης

5.2.4 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)

Τα νευρωνικά δίκτυα, είναι απλοποιημένα μοντέλα του κεντρικού νευρικού συστήματος του ανθρώπου. Παρομοιάζουν τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων του εγκεφάλου και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Επίσης, αποτελούνται από διασυνδεδεμένα υπολογιστικά στοιχεία που έχουν την ικανότητα να ανταποκρίνονται σε ερεθίσματα που δέχονται στην είσοδό τους και να μαθαίνουν να προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους.

Πιο συγκεκριμένα, η μελέτη των νευρωνικών δικτύων είναι η αφορμή για την ανακάλυψη μοντέλου με τη μορφή δικτύων. Βασικό αντικείμενο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η ανάπτυξη αλγορίθμων εκπαίδευσης που να μπορούν να προσαρμόζονται σε ευφυείς διαδικασίες. Για να επιτευχθεί αυτό, πρέπει να οριστεί ένα περιβάλλον εκπαίδευσης. Η κύρια μονάδα επεξεργασίας της πληροφορίας στα νευρωνικά δίκτυα, είναι ο νευρώνας ή ο κόμβος [33, 34, 35, 36].



Εικόνα 42 Απεικόνιση νευρωνικού δικτύου

Κεφάλαιο 6

6. Υλοποίηση Πειράματα και Αποτελέσματα

6.1 Πειράματα

Στο πλαίσιο της εργασίας καταγράψαμε σήματα με την συσκευή Emotiv Eroc+, την στιγμή που το υποκείμενο γεύονταν διαφορετικές γεύσεις. Στοχέυσουμε στο γλυκό, το αλμυρό, το πικρό και το ξινό ερέθισμα. Το υποκείμενο γεύονταν για 2 λεπτά τις αντίστοιχες γεύσεις ενώ ταυτόχρονα γινόταν καταγραφή του EEG. Με τα σενάρια του OpenVibe που προαναφέρθηκαν οι τα σήματα χωρίστηκαν σε εποχές του ενός δευτερολέπτου με επικάλυψη μισού δευτερολέπτου. Για κάθε καταγραφή δευτερολέπτου εξήχθησαν τα χαρακτηριστικά που παρουσιάζονται παρακάτω.

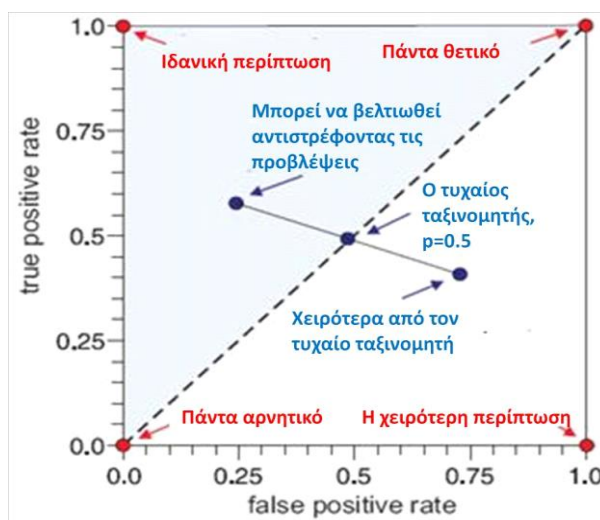
6.2 Μέτρα αξιολόγησης

Ένας πίνακας σύγχυσης μας επιδεικνύει την ακρίβεια της λύσης σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης. Με δεδομένα m κατηγορίες, μήτρα σύγχυσης (configuration matrix) είναι μια $m \times m$ μήτρα όπου κάθε καταχώρηση $C_{i,j}$ μας δείχνει τον αριθμό των πλειάδων από D οι οποίες εκχωρήθηκαν στην κατηγορία C_j αλλά των οποίων η πραγματική κατηγορία είναι η C_i . Οι καλύτερες λύσεις θα έχουν μηδενικές λύσεις έξω από την κύρια διαγώνιο στον πίνακα.

Στην κύρια διαγώνιο του πίνακα συσχέτισης οι συμβολισμοί TP (True Positive) και TN (True Negative) αντιστοιχούν στα δεδομένα ορθής ταξινόμησης ενός παραδείγματος στην κλάση των θετικών και στην κλάση των αρνητικών. Οι άλλες δύο περιπτώσεις αναφέρονται σε εσφαλμένες ταξινομήσεις, που συμμετέχουν στον υπολογισμό του συνολικού σφάλματος του ταξινομητή.

Η περίπτωση FN (False Negative), που αντιστοιχεί στην εσφαλμένη ταξινόμηση ενός θετικού παραδείγματος ως αρνητικό. Η αντίθετη περίπτωση FP (False Positive). Το άθροισμα TP+FN ισούται με το σύνολο των θετικών παραδειγμάτων που χρησιμοποιήθηκαν κατά τον έλεγχο του ταξινομητή, και κατ' επέκταση το FP+TN με το πλήθος των αρνητικών που είτε ταξινομήθηκαν σωστά ή εσφαλμένα.

- Αληθώς θετικό (*True Positive – TP*) το t_i εκτιμάται ότι ανήκει στην κατηγορία C_j και πραγματικά ανήκει σε αυτή την κατηγορία.
- Ψευδώς θετικό (*False Positive FT*) το t_i εκτιμάται ότι ανήκει στην κατηγορία C_j ενώ στην πραγματικότητα δεν ανήκει σε αυτή την κατηγορία.
- Αληθώς αρνητικό (*True Negative TN*) το t_i εκτιμάται ότι δεν ανήκει στην κατηγορία C_j και πράγματι δεν ανήκει σε αυτήν την κατηγορία.
- Ψευδώς αρνητικό (*False Negative FN*) το t_i εκτιμάται ότι δεν ανήκει στην κατηγορία C_j ενώ στην πραγματικότητα ανήκει σε αυτή την κατηγορία.



Εικόνα 43: Χαρακτηριστική καμπύλη λειτουργίας

Η χαρακτηριστική καμπύλη λειτουργίας δείκτη μας δείχνει την σχέση μεταξύ των αληθώς θετικών και των αναληθώς θετικών. Οι καμπύλες Receiver Operating Characteristic Curve- (ROC) αρχικά χρησιμοποιήθηκαν στον τομέα των επικοινωνιών για να εξετάσουν ρυθμούς ψευδών συναγερμών. Ακόμη έχουν χρησιμοποιηθεί στην ανάκτηση πληροφοριών για να εξετάσουν την διαρροή σε σχέση με την ανάκλαση. Στον οριζόντιο άξονα της OC υπάρχει ποσοστό ψευδώς θετικών και στον κάθετο άξονα υπάρχει ποσοστό αληθώς θετικών για ένα δείγμα της βάσης δεδομένων.

Στην αρχή της διαδικασίας αξιολόγησης ενός συστήματος αρχικά δεν ανήκει τίποτα σε καμία κατηγορία ,ενώ στο τέλος της διαδικασίας υπάρχουν όλες οι κατηγορίες εξολοκλήρου. Κατά την διάρκεια της αξιολόγησης των αποτελεσμάτων για ένα συγκεκριμένο δείγμα η καμπύλη είναι σαν μία οδοντωτή σκάλα, κάθε καινούργια πλειάδα αποτελεί ένα ψευδώς θετικό ή ένα αληθώς θετικό στοιχείο. Δείχνει την ανταλλαγή (trade off) μεταξύ του ΣΡ και του FP.

Τέλος, υπάρχει άλλο ένα μέτρο το οποίο ονομάζεται *περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC* (*area under the curve - AUC*) και αντιπροσωπεύει το ποσοστό που καταλαμβάνει η περιοχή που βρίσκεται κάτω από την RO C

Ως *ακρίβεια (accuracy)* ορίζουμε την αναλογία όλων των προβλέψεων που ήταν σωστές

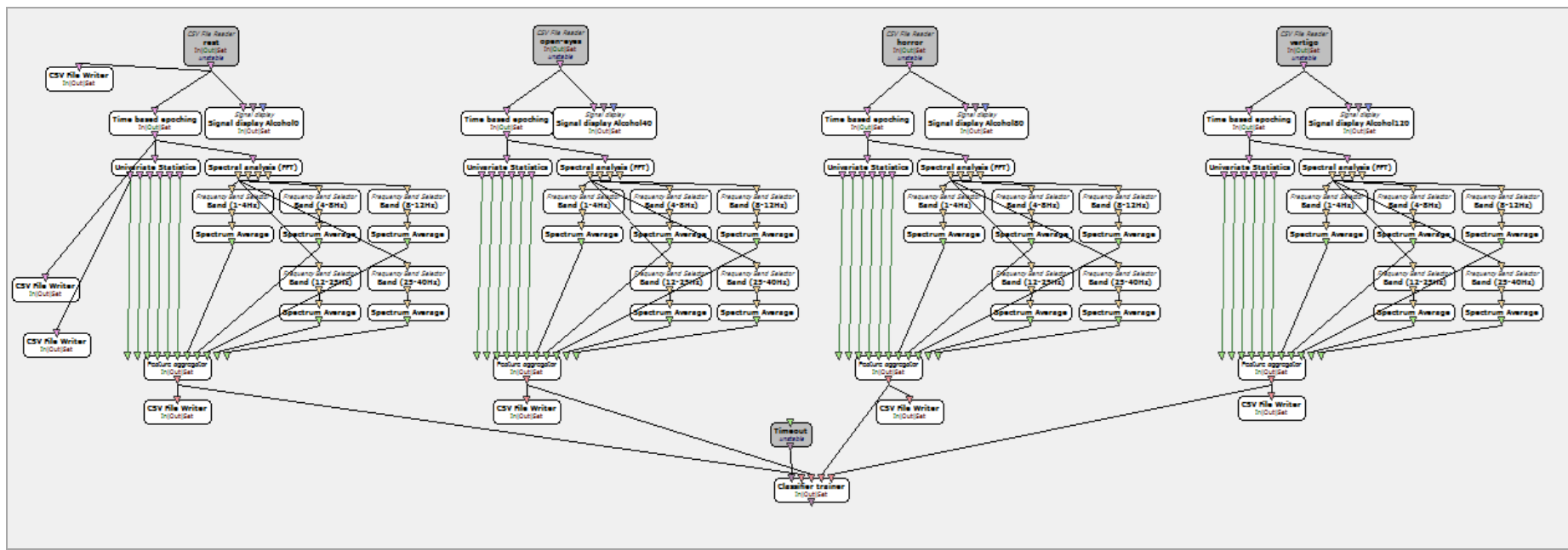
$$Accuracy = \frac{\text{σωστές προβλέψεις}}{\text{σύνολο προβλέψεων}}$$

Για ένα πρόβλημα δύο κλάσεων, η ποσότητα εκφράζεται

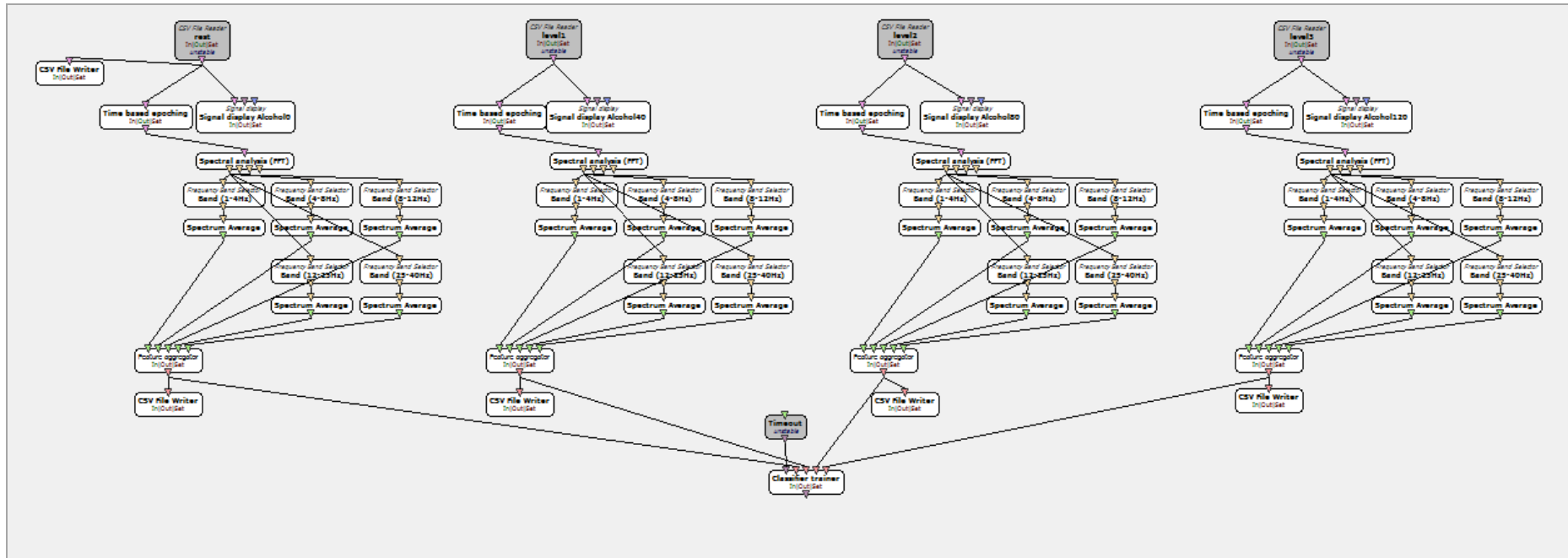
$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

6.2 Σενάρια του πειράματος

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



Εικόνα 44 Σενάριο με όλα τα χαρακτηριστικά.



Εικόνα 45: Σενάριο με Συχνотικά Χαρακτηριστικά

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.

Λεπτομέριες Χαρακτηριστικών		
	<i>Τύπος Χαρακτηριστικών</i>	<i>Περιγραφή χαρακτηριστικών</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)

6.3. Αποτελέσματα Ταξινόμησης

6.2.1 Μπεϋζιανός Ταξινομητής (Naive Bayes)

Στις παρακάτω εικόνες φαίνονται τα αποτελέσματα με την επιλογή των χαρακτηριστικών και χωρίς την επιλογή των χαρακτηριστικών, για τον μπεϋζιανό ταξινομητή.

```

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

Correctly Classified Instances      1069           84.7068 %
Incorrectly Classified Instances    193            15.2932 %
Kappa statistic                     0.7889
Mean absolute error                 0.0769
Root mean squared error             0.2759
Relative absolute error             20.8557 %
Root relative squared error         64.2692 %
Total Number of Instances          1262

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,955  0,013  0,966  0,955  0,961  0,945  0,972  0,971  1
0,936  0,170  0,684  0,936  0,791  0,708  0,874  0,636  2
0,980  0,000  1,000  0,980  0,990  0,986  0,995  0,993  3
0,230  0,025  0,620  0,230  0,336  0,319  0,923  0,578  4
Weighted Avg.  0,847  0,056  0,844  0,847  0,826  0,795  0,943  0,823

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
341  9  0  7 |  a = 1
  7 334  0 16 |  b = 2
  1  2 350  4 |  c = 3
  4 143  0 44 |  d = 4
    
```

Εικόνα 46 Αποτελέσματα Naive Bayes με επιλογή χαρακτηριστικών

```

Correctly Classified Instances      1130           89.5404 %
Incorrectly Classified Instances    132            10.4596 %
Kappa statistic                     0.8564
Mean absolute error                 0.0524
Root mean squared error             0.2264
Relative absolute error             14.2267 %
Root relative squared error         52.7474 %
Total Number of Instances          1262

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,966  0,007  0,983  0,966  0,975  0,965  0,984  0,985  1
0,955  0,120  0,758  0,955  0,845  0,785  0,917  0,743  2
0,994  0,000  1,000  0,994  0,997  0,996  1,000  1,000  3
0,466  0,016  0,840  0,466  0,599  0,582  0,980  0,816  4
Weighted Avg.  0,895  0,038  0,902  0,895  0,888  0,865  0,969  0,895

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
345  7  0  5 |  a = 1
  6 341  0 10 |  b = 2
  0  0 355  2 |  c = 3
  0 102  0 89 |  d = 4
    
```

Εικόνα 47 Αποτελέσματα Naive Bayes χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

6.2.2 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Παρακάτω φαίνονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης για της μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με ή χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών

```

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

Correctly Classified Instances      1351          94.6078 %
Incorrectly Classified Instances    77           5.3922 %
Kappa statistic                    0.9281
Mean absolute error                 0.03
Root mean squared error            0.1625
Relative absolute error             8.0118 %
Root relative squared error        37.5261 %
Total Number of Instances         1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,938   0,031   0,910     0,938   0,924     0,899   0,953    0,875    1
                0,950   0,015   0,955     0,950   0,952     0,936   0,968    0,937    2
                0,958   0,012   0,963     0,958   0,961     0,948   0,976    0,918    3
                0,938   0,014   0,957     0,938   0,948     0,931   0,966    0,918    4
Weighted Avg.   0,946   0,018   0,946     0,946   0,946     0,928   0,966    0,912

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
335  5  4  13 |  a = 1
  9 339  8  1 |  b = 2
  6  8 342  1 |  c = 3
 18  3  1 335 |  d = 4

```

Εικόνα 48 - Αποτελέσματα SVM χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών

```

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

Correctly Classified Instances      1343          94.0476 %
Incorrectly Classified Instances    85           5.9524 %
Kappa statistic                    0.9206
Mean absolute error                 0.0323
Root mean squared error            0.1705
Relative absolute error             8.6116 %
Root relative squared error        39.3777 %
Total Number of Instances         1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,916   0,027   0,919     0,916   0,917     0,890   0,940    0,839    1
                0,944   0,018   0,947     0,944   0,945     0,927   0,957    0,915    2
                0,961   0,013   0,961     0,961   0,961     0,948   0,976    0,927    3
                0,941   0,021   0,936     0,941   0,939     0,918   0,967    0,905    4
Weighted Avg.   0,940   0,020   0,940     0,940   0,940     0,921   0,960    0,897

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
327  6  4  20 |  a = 1
  9 337  8  3 |  b = 2
  5  9 343  0 |  c = 3
 15  4  2 336 |  d = 4

```

Εικόνα 49 - Αποτελέσματα SVM με επιλογή χαρακτηριστικών

6.2.3 Δένδρα Απόφασης -

Σύμφωνα με τη χρήση του αλγορίθμου C4.5 παρατηρήθηκε ότι με και χωρίς την επιλογή των χαρακτηριστικών τα σωστά ταξινομημένα αποτελέσματα ανέρχονται σε ποσοστό 97%.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      1388      97.1989 %
Incorrectly Classified Instances    40        2.8011 %
Kappa statistic                    0.9627
Mean absolute error                0.0164
Root mean squared error            0.1064
Relative absolute error            4.3832 %
Root relative squared error        24.5692 %
Total Number of Instances          1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,952  0,005  0,986  0,952  0,969  0,959  0,996  0,994  1
0,964  0,011  0,966  0,964  0,965  0,953  0,995  0,991  2
0,989  0,018  0,949  0,989  0,968  0,958  0,996  0,976  3
0,983  0,004  0,989  0,983  0,986  0,981  1,000  0,999  4
Weighted Avg.  0,972  0,009  0,972  0,972  0,972  0,963  0,997  0,990

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  d  <-- classified as
340  7  6  4 |  a = 1
  0 344 13  0 |  b = 2
  0  4 353  0 |  c = 3
  5  1  0 351 |  d = 4
    
```

Εικόνα 50 - Αποτελέσματα DT χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών

```

Correctly Classified Instances      1246      98.7322 %
Incorrectly Classified Instances    16        1.2678 %
Kappa statistic                    0.9828
Mean absolute error                0.0157
Root mean squared error            0.0755
Relative absolute error            4.2612 %
Root relative squared error        17.5994 %
Total Number of Instances          1262

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,994  0,000  1,000  0,994  0,997  0,996  0,999  0,999  1
0,994  0,010  0,975  0,994  0,985  0,979  0,996  0,962  2
0,986  0,000  1,000  0,986  0,993  0,990  1,000  1,000  3
0,963  0,007  0,963  0,963  0,963  0,957  0,981  0,979  4
Weighted Avg.  0,987  0,004  0,987  0,987  0,987  0,984  0,996  0,986

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  d  <-- classified as
355  2  0  0 |  a = 1
  0 355  0  2 |  b = 2
  0  0 352  5 |  c = 3
  0  7  0 184 |  d = 4
    
```

Εικόνα 51 -Αποτελέσματα DT με επιλογή χαρακτηριστικών

6.2.4 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron - MLP)

Παρακάτω φαίνονται τα αποτελέσματα με την επιλογή των χαρακτηριστικών και χωρίς την επιλογή των χαρακτηριστικών για τα Νευρωνικά Δίκτυα.

```

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

Correctly Classified Instances      1388          97.1989 %
Incorrectly Classified Instances    40            2.8011 %
Kappa statistic                    0.9627
Mean absolute error                 0.0164
Root mean squared error             0.1064
Relative absolute error             4.3832 %
Root relative squared error         24.5692 %
Total Number of Instances          1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                -----  -----  -
0,952  0,005  0,986  0,952  0,969  0,959  0,996  0,994  1
0,964  0,011  0,966  0,964  0,965  0,953  0,995  0,991  2
0,989  0,018  0,949  0,989  0,968  0,958  0,996  0,976  3
0,983  0,004  0,989  0,983  0,986  0,981  1,000  0,999  4
Weighted Avg.  0,972  0,009  0,972  0,972  0,972  0,963  0,997  0,990

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
340  7  6  4 |  a = 1
  0 344 13  0 |  b = 2
  0  4 353  0 |  c = 3
  5  1  0 351 |  d = 4

```

Εικόνα 52 Αποτελέσματα MLP με επιλογή χαρακτηριστικών

```

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

Correctly Classified Instances      1392          97.479 %
Incorrectly Classified Instances    36            2.521 %
Kappa statistic                    0.9664
Mean absolute error                 0.0121
Root mean squared error             0.1011
Relative absolute error             3.237 %
Root relative squared error         23.339 %
Total Number of Instances          1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                -----  -----  -
0,958  0,005  0,986  0,958  0,972  0,962  0,995  0,992  1
0,975  0,010  0,969  0,975  0,972  0,963  0,996  0,983  2
0,986  0,011  0,967  0,986  0,976  0,969  0,995  0,979  3
0,980  0,007  0,978  0,980  0,979  0,972  0,997  0,995  4
Weighted Avg.  0,975  0,008  0,975  0,975  0,975  0,966  0,996  0,987

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
342  4  3  8 |  a = 1
  0 348  9  0 |  b = 2
  0  5 352  0 |  c = 3
  5  2  0 350 |  d = 4

```

Εικόνα 53 Αποτελέσματα MLP χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

Στον πίνακα 5.2 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα της ακρίβειας των αλγορίθμων αφενός χρησιμοποιώντας όλα τα χαρακτηριστικά και αφετέρου μόνο με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά.

	Αλγόριθμος Ταξινόμησης			
	Ακρίβεια (Accuracy) %			
	Naïve Bayes	SVM	DT	MLP
Χωρίς επιλογή Χαρακτηριστικών	84.7	94.6	97.2	97.2
Με επιλογή Χαρακτηριστικών	89.5	94.0	98.7	97.5

Πίνακας 5.2: Αποτελέσματα αλγορίθμων ταξινόμησης

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6. Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκε η προσομοίωση ενός συστήματος BCI, με έμφαση στην ταξινόμηση σημάτων που ανακτώνται σε πραγματικό χρόνο από συσκευή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Δόθηκε επίσης έμφαση στην διάκριση σημάτων με πρόκληση γευστικού ερεθίσματος. Για την υλοποίηση του συστήματος έγινε χρήση μιας συσκευής της εταιρίας Emotiv και του λογισμικού ανοιχτού κώδικα OpenVibe. Για τον πρώτο σκοπό λάβαμε σήματα από την συσκευή με 4 διαφορετικά ερεθίσματα, των γεύσεων γλυκού, αλμυρού, ξινού και πικρού. Όσον αφορά στην ταξινόμηση των σημάτων, τα οποία καταγράφηκαν από την συσκευή, τα αποτελέσματα τα οποία εξήχθησαν αναδεικνύουν πράγματι το γεγονός ότι μπορεί να γίνει ορθή ταξινόμηση ανάλογα με το ερέθισμα το οποίο δίδεται.

Τέλος, είναι χρήσιμο να σχολιάσουμε το γεγονός ότι τα BCI συστήματα βρίσκονται στην αιχμή της τεχνολογίας και μόλις τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί ραγδαία. Λογισμικά όπως το OpenVibe που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία είναι ακόμη στις πρώτες τους εκδόσεις υλοποίησης, γεγονός που δικαιολογεί τυχούσες ελλείψεις. Τέτοιες ελλείψεις παρατηρήθηκαν κατά την διάρκεια της παρούσας εργασίας και κυρίως στο πεδίο των αλγορίθμων ταξινόμησης που ενσωματώνει το συγκεκριμένο λογισμικό. Παρατηρήθηκαν ότι τα αποτελέσματα των αλγορίθμων SVM και Perceptron δεν απέδιδαν ικανοποιητικά, γεγονός το οποίο αποδώσαμε κυρίως στην πληθώρα των παραμέτρων χωρίς καθοδήγηση για την χρήση τους (ελλιπή εγχειρίδια). Το γεγονός αυτό οδήγησε τελικά στην χρήση του λογισμικού Weka για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων αυτών των αλγορίθμων.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Tatum IV, W. O., Vale, F. L., & Anthony, K. U., «From the scalp and various types of neu-roimaging. However, scalp EEG localization may be difficult when the epileptogenic zone,» *A Practical Approach to Neurophysiologic Intraoperative Monitoring*, p. 283, 2008.
- [2] Μ. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας,, Ιατρική Πληροφορική, Αθήνα: Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016.
- [3] Nunez, P. L., & Srinivasan, R., «Electric fields of the brain: the neurophysics of EEG,» Oxford University Press, Oxford , 2006.
- [4] K.D. Tzimourta, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis and M. Tsipouras, «Epileptic seizures classification based on long-term EEG signal Wavelet analysis,» σε *Precision Medicine Powered by pHealth and Connected Health*, Springer, 2018, pp. 165-169.
- [5] Σταθοπούλου, Μ., & Τσούνη, Ι. , «Βιοϊατρική τεχνολογία: μελέτη περίπτωσης εγκεφαλογραφήματος,» Αθήνα, 2015.
- [6] K. D. Tzimourta, M. G. Tsipouras, N. Giannakeas, L. G. Astrakas, S. Konitsiotis and A. T. Tzallas, «Wavelet based classification of epileptic seizures in EEG signals,» σε *In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Thessaloniki, Greece, 2017.
- [7] Wikipedia, «Wikipedia,» 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/P300_%28neuroscience%29. [Πρόσβαση 2019].

- [8] A. T. Tzallas, I. Tsoulos, M. G. Tsipouras, N. Giannakeas, I. Androulidaki and E. Zaitseva,, «Classification of EEG signals using feature creation produced by grammatical evolution,» σε *In Proceeding of the 24th Telecommunications Forum (TELFOR)*, Beograd, Serbia, 2016.
- [9] K. Tzimourta, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, L. Astrakas, T. Afrantou, P. Ioannidis, N. Grigoriadis, P. Aggelidis, D.G. Tsalikakis, M.G. Tsipouras, «EEG Window Length Evaluation for the Detection of Alzheimer’s Disease over Different Brain Regions,» *Brain Sciences*, pp. vol. 9(4), 81, 2019.
- [10] K Tzimourta, Th. Afrantou, P. Ioannidis, M. Karatzikou, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L. Astrakas, P. Angelidis, E. Glavas, N. Grigoriadis, D. Tsalikakis, and M.G. Tsipouras, «Analysis of EEG signals complexity regarding Alzheimer’s Disease,» *Computers and Electrical Engineering*, pp. vol. 76, pp. 198-212, 2019.
- [11] Neuper, C., Scherer, R., Wriessnegger, S., & Pfurtscheller, G., «Motor imagery and action observation: modulation of sensorimotor brain rhythms during mental control of a brain–computer interface,» *Clinical neurophysiology*, pp. 120(2), 239-247, 2009.
- [12] K.D. Tzimourta, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis, P. Angelidis and M.G. Tsipouras, «A robust methodology for classification of epileptic seizures in EEG signals,» *Health and Technology*, pp. vol. 9, is. 2, 135-142, 2019.
- [13] Pires, G., Torres, M., Casaleiro, N., Nunes, U., & Castelo-Branco, M., «Playing Tetris with non-invasive BCI,» σε *IEEE 1st International Conference on Serious Games and Applications for Health* , 2011.
- [14] K. Tzimourta, A.I. Tsilimparis, K. Tzioukalia, A.T. Tzallas, M. Tsipouras, L. Astrakas, N. Giannakeas, «EEG based automatic sleep stage classification,» *Biomedical Journal of Scientific & Technical Research*, pp. vol. 7, no. 4, 2018.

- [15] A. T. Tzallas, N. Giannakeas, K. Zoulis, M. G. Tsipouras, E. Glavas, K. D. Tzimourta, L. G. Astrakas and S. Konitsiotis, «EEG Classification and Short-Term Epilepsy Prognosis using Brain Computer Interface Software,» σε *In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Thessaloniki, Greece, 2017.
- [16] Guger, C., Daban, S., Sellers, E., Holzner, C., Krausz, G., Carabalona, R., ... & Edlinger, G., «How many people are able to control a P300-based brain-computer interface (BCI)?,» *Neuroscience letters*, pp. 462(1), 94-98, 2009.
- [17] 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*, pp. vol. 8, no. 4, pp. 3093-3097, 2018.
- [18] Polikoff, J. B., Bunnell, H. T., & Borkowski Jr, W. J., «Toward a P300-based computer interface,» σε *In RESNA'95 Annual Conference and RESNAPRESS and Arlington* , 1995.
- [19] 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*, pp. vol. 3, no 51, 2018.
- [20] Emotiv, «Emotiv/ Eporc+,» 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.emotiv.com/> .
- [21] Piccione, F., Giorgi, F., Tonin, P., Priftis, K., Giove, S., Silvoni, S., ... & Beverina, F., «P300-based brain computer interface: reliability and performance in healthy and paralysed participants,» *Clinical neurophysiology*, pp. 117(3), 531-537, 2006.
- [22] Farwell, L. A., & Donchin, E. , «Talking off the top of your head: toward a

- mental prosthesis utilizing event-related brain potentials,» *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, pp. 70(6), 510-523, 1988.
- [23] Hill, N. J., Lal, T. N., Bierig, K., Birbaumer, N., & Schölkopf, B. , «An auditory paradigm for brain-computer interfaces,» *In Advances in neural information processing systems* , pp. 569-576, 2005.
- [24] Θ. Μπιλέρο, «Εφαρμογές διεπαφών εγκεφάλου υπολογιστή,» [Πτυχιακή εργασία], ΤΕΙ Ηπείρου , Άρτα, 2018.
- [25] N Giannakeas, DI Fotiadis, «Image processing and machine learning techniques for the segmentation of cDNA microarray images,» σε *Machine Learning: Concepts, Methodologies, Tools and Applications*, 2012, pp. 817-829.
- [26] N Giannakeas, DI Fotiadis, «An automated method for gridding and clustering-based segmentation of cDNA microarray images,» *Computerized Medical Imaging and Graphics*, pp. 33 (1), 40-49, 2009.
- [27] Y. Goletsis, T.P. Exarchos, N. Giannakeas, D.I. Fotiadis, «Intelligent patient profiling for diagnosis, staging and treatment selection in colon cancer,» σε *8th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering*, Athens, Greece, 2008.
- [28] N Giannakeas, PS Karvelis, TP Exarchos, FG Kalatzis, DI Fotiadis, «Segmentation of microarray images using pixel classification—Comparison with clustering-based methods,» *Computers in biology and medicine*, pp. 43 (6), 705-716, 2013.
- [29] «EduMed (2002). EEG – ElectroEncephaloGraph,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.edumed.org.br/cursos/neurociencia/cdrom/Biblioteca/EEGHistory.htm>.
- [30] N Giannakeas, DI Fotiadis, «Multichannel segmentation of cDNA microarray images using the Bayes classifier,» σε *in Proc of the 29th Annual International*

- Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Lyon, France, 2007.
- [31] D.C. Tsouros, P.N. Smyrlis, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras,, «Random forests with stochastic induction of decision trees,» σε *In proc of the IEEE 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, Volos, Greece., 2018.
- [32] N Giannakeas, PS Karvelis, DI Fotiadis, «A classification-based segmentation of cDNA microarray images using support vector machines,» σε *in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vancouver, Canada, 2008.
- [33] Π. Ρήγα, «Κεντρικό Νευρικό Σύστημα,» 2010. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.teiath.gr/userfiles/akanellou/phys2%20fyll1%20kns.pdf>.
- [34] Κ. Α. Θεοδόση, «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και εφαρμογές στα Συστήματα Αυτόματου Ελέγχου,» [Πτυχιακή εργασία], Πανεπιστήμιο Πατρών, Πάτρα, 2013.
- [35] V Christou, MG Tsipouras, N Giannakeas, AT Tzallas, «Hybrid Extreme Learning Machine Approach for Homogeneous Neural Networks,» *Neurocomputing*, pp. 311, 397-412, 2018.
- [36] V. Christou, M.G. Tsipouras, N. Giannakeas and A.T. Tzallas, G. Brown, «Hybrid extreme learning machine approach for heterogeneous neural networks,» *Neurocomputing*, pp. vol. 361, pp. 137-150, 2019.