

ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΗΠΕΙΡΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Τ.Ε.



ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ
ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ
ΙΔΡΥΜΑ
ΤΕΙ ΗΠΕΙΡΟΥ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Επεξεργασία σημάτων εγκεφαλογραφήματος σε πραγματικό χρόνο με
χρήση εργαλείων ανοιχτού κώδικα.**



Κωνσταντίνος Ζούλης - Α.Μ. 10169

Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακάς



ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ
ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ
ΙΔΡΥΜΑ
— ■ —
ΤΕΙ ΗΠΕΙΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Τ.Ε.

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Επεξεργασία σημάτων εγκεφαλογραφήματος σε πραγματικό χρόνο με
χρήση εργαλείων ανοιχτού κώδικα**

Κωνσταντίνος Ζούλης - Α.Μ. 10169

Επιβλέπων Καθηγητής
Νικόλαος Γιαννακάς

- Άρτα 2016-

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με την ολοκλήρωση της παρούσας πτυχιακής εργασίας ολοκληρώνονται και οι σπουδές μου στο τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής Τ.Ε. ΤΕΙ Ηπείρου στην πόλη της Άρτας. Για το λόγο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέπων καθηγητή κ. Νικόλαο Γιαννακέα που με εμπιστεύτηκε αναθέτοντας μου την συγκεκριμένη πτυχιακή εργασία, αλλά και για τον πολύτιμο χρόνο και τη βοήθεια που μου πρόσφερε για την ολοκλήρωση της εργασίας αυτής. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω για την βοήθεια του και τον κ. Αλέξανδρο Τζάλλα καθηγητή εφαρμογών του τμήματος. Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω και να δηλώσω ευγνώμων προς την οικογένεια μου για την υποστήριξη τους, αλλά και όλα όσα μου έχουν προσφέρει κατά τα μαθητικά αλλά και τα φοιτητικά μου χρόνια. Τέλος να ευχαριστήσω τους φίλους και συμφοιτητές που γνώρισα, για την αλληλοϋποστήριξη και την ανταλλαγή ιδεών κατά τα διάρκειά των φοιτητικών μου χρόνων.

Περίληψη

Η δυνατότητα καταγραφής των σημάτων του εγκεφάλου με τη βοήθεια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, διευκόλυνε στην πραγματοποίηση συστημάτων, τα οποία μπορούν να ελεγχθούν με τη χρήση των σημάτων αυτών, τα συστήματα αυτά ονομάζονται συστήματα διεπαφής εγκεφάλου H/Y, ενώ στην διεθνή βιβλιογραφία είναι γνωστά με τον όρο Brain Computer Interfaces (BCI). Σκοπός της εργασίας αυτής είναι η ανάπτυξη ενός τέτοιου BCI συστήματος με τη χρήση εργαλείων ανοιχτού κώδικα. Για να δημιουργηθεί ένα τέτοιο σύστημα έγινε χρήση μίας συσκευής ηλεκτροεγκεφαλογράφησης σε συνδυασμό με ένα λογισμικό ανοιχτού κώδικα που χρησίμευσε στο σχεδιασμό και την προσομοίωση του συστήματος. Όσον αφορά το σύνολο το δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του συστήματος, είναι τα σήματα που αποκτήθηκαν σε πραγματικό χρόνο με τη συσκευή ηλεκτροεγκεφαλογράφησης αλλά και ένα σύνολο σημάτων ευρέως χρησιμοποιούμενο στην διεθνή βιβλιογραφία. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν, από το σενάριο επεξεργασίας των σημάτων και το σενάριο της εξαγωγής χαρακτηριστικών με τη χρήση της μεθόδου κατηγοριοποίησης των δειγμάτων που προέκυψαν από τα σύνολα των δεδομένων, ήταν ικανοποιητικά. Τα αποτελέσματα αυτά οδήγησαν στο συμπέρασμα ότι ένα σύστημα σαν αυτό μπορεί εύκολα να χρησιμοποιηθεί για την βραχυπρόθεσμη πρόγνωση ενός επιληπτικού επεισοδίου. Το μικρό κόστος μάλιστα που απαιτείται, δίδει την ευχέρεια της χρήσης τέτοιων συστημάτων από ασθενείς με επιληψία στον χώρο που ζουν.

Abstract

The possibility of recording brain signals using the electroencephalogram facilitates realized systems, which can be controlled using of training signals. These systems are called brain computer interface systems aka BCI. Therefore, the aim of this work is the development of such a BCI system using open source tools. To create such a system was using an EEG device combined with open source software, which was used in the design and system simulation. For the evaluation of the system training, signals which are acquired in real time with an EEG device and a well-known epilepsy dataset, have been employed. The obtained results, both from the signal processing scenario and the scenario of the feature extraction using the classification method, present significant reliability. The results led to the main conclusion that this system can be used for the short-term prognosis of crisis, or hourly observation of outpatient who suffers from epilepsy.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	10
---------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Ο ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ.....	12
------------------------------------	-----------

1.1 Φυσιολογία εγκεφάλου.....	12
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ).....	20
1.2.1 Μέθοδοι καταγραφής.....	21
1.2.2 Συχνότητες για της δραστηριότητες του εγκεφάλου.....	23

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΙΕΠΑΦΗΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ-Η/Υ (BRAIN COMPUTERINTERFACESYSTEMS).....	25
---	-----------

2.1 Τι είναι τα συστήματα BCI.....	25
2.2 Χρήση προτύπων κατά τη λήψη ΗΕΓ για την εκπαίδευση BCI.....	27
2.3 Έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί.....	30

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΕΥΦΥΕΙΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (MACHINE LEARNING).....	33
--	-----------

3.1 Μηχανική μάθηση και Εξόρυξη δεδομένων.....	33
3.2 Μέθοδοι κατηγοριοποίησης.....	38
3.2.1 Γραμμική διακριτή ανάλυση.....	39
3.2.2 Νευρωνικά Δίκτυα Perceptron.....	40
3.2.3 Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVM).....	42
3.3 Κανόνες αξιολόγησης ταξινόμησης.....	43

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΥΠΟΔΟΜΗ.....	46
4.1 Η φορητή συσκευή ΗΕΓ της NeuroSky.....	46
4.2 Το λογισμικό ανοιχτού κώδικα OpenVibe.....	48
4.3 Λήψη σημάτων πραγματικού χρόνου.....	52

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ -ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	55
5.1 Σύνολα δεδομένων.....	55
5.2 Δραστηριότητες του εγκεφάλου σε πραγματικό χρόνο.....	57
5.3 Ταξινόμηση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.....	60
5.4 Υλοποίηση των σεναρίων.....	63
5.5 Αποτελέσματα.....	69

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	74
--------------------------	-----------

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	76
--------------------------	-----------

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο εγκέφαλος ένα μοναδικό και βασικό όργανο για τη λειτουργία του ανθρώπινου νευρικού συστήματος, παράγει ηλεκτρική ενέργεια που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο BCI συστημάτων. Ένα BCI σύστημα χρησιμοποιείται για την εκμετάλλευση της δραστηριότητας που παράγεται από τον εγκέφαλο και καταγράφεται με τη βοήθεια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, για τον έλεγχο εξωτερικών συσκευών για χρήση ρομποτικής, πλοήγησης εντός ενός εικονικού περιβάλλοντος αλλά κυρίως σε συστήματα υποστήριξης ατόμων με ειδικές ανάγκες. Σκοπός της συγκεκριμένης εργασίας είναι η λήψη εγκεφαλικών σημάτων σε πραγματικό χρόνο και η δημιουργία BCI σεναρίων, ώστε να εκπαιδευτούν με τα σήματα που αποκτήθηκαν, για τη χρήση των σεναρίων σε πραγματικό χρόνο.

Για την πραγματοποίηση της εργασίας χρησιμοποιήθηκαν μία ασύρματη συσκευή εγκεφαλογραφήματος για την καταγραφή των σημάτων, το λογισμικό ανοιχτού κώδικα OpenVibe με το οποίο σχεδιάστηκαν και έγινε προσομοίωση των σεναρίων και ένας φορητός Η/Υ που χρησίμευσε ως server απόκτησης των σημάτων και για την εγκατάσταση και λειτουργία του λογισμικού OpenVibe. Με την συσκευή ΗΕΓ τα σήματα στάλθηκαν μέσω Bluetooth στον Η/Υ για την επεξεργασία τους ώστε να χρησιμοποιηθούν στα σεναρία που σχεδιάστηκαν στο λογισμικό OpenVibe.

Στο πρώτο κεφάλαιο αναφέρονται οι λειτουργίες του εγκεφάλου, αναλύεται η δομή του και παρατηρούνται οι λοβοί που χωρίζεται ο εγκέφαλος, στην συνέχεια γνωστοποιείται η μέθοδος του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ) και οι διάφοροι τρόποι που αυτό πραγματοποιείται, τέλος γίνονται γνωστές και αναλύονται οι συχνότητες των διαφόρων δραστηριοτήτων του εγκεφάλου.

Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται ανάλυση των συστημάτων BCI, διάφορες καταστάσεις που μπορεί να υποβληθεί κάποιος ώστε να αποκτηθούν διαφορετικά σήματα για τις διάφορες δραστηριότητες του εγκεφάλου και περιληπτική παρουσίαση διάφορων ερευνών που έχουν πραγματοποιηθεί από ερευνητές και σχετίζονται με λήψη ΗΕΓ σημάτων και συστήματα BCI.

Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια γενική παρουσίαση για το τι είναι η μηχανική μάθηση και η εξόρυξη δεδομένων, μέθοδοι ταξινόμησης που χρησιμοποιούνται και μέθοδοι αξιολόγησης που επαληθεύουν αν η ταξινόμηση έγινε σωστά.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται η συσκευή σημάτων ΗΕΓ, το λογισμικό ανοιχτού κώδικα και η διαδικασία που αποκτήθηκαν τα σήματα. Στο πέμπτο κεφάλαιο αναφέρονται οι καταστάσεις που χρησιμοποιήθηκαν για τη λήψη των συνόλων δεδομένων, παρουσίαση των σεναρίων που σχεδιάστηκαν με το λογισμικό, οδηγίες χρήσης του λογισμικού για τη σχεδίαση ενός σεναρίου και παρουσίαση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν.

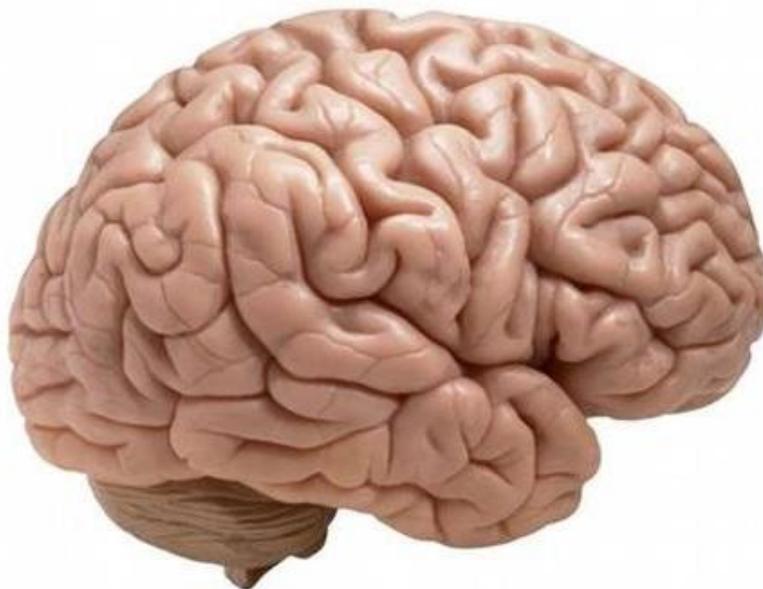
Τέλος στο έκτο κεφάλαιο αναφέρονται όλα τα σημαντικά συμπεράσματα που παρατηρήθηκαν.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Ο ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ

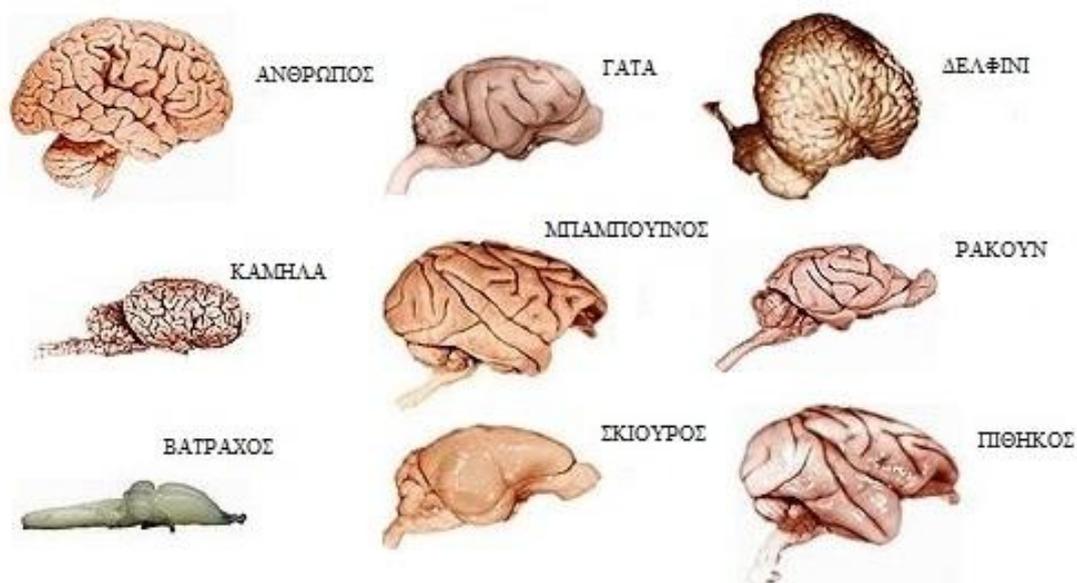
1.1 Φυσιολογία εγκεφάλου

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος (σχήμα 1.1) είναι ένα σπογγώδες όργανο, που εντοπίζεται στο κεφάλι, όπου περιβάλλεται για λόγους προστασίας από το κρανίο και είναι το κυρίως όργανο του ανθρώπινου κεντρικού νευρικού συστήματος. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος ένα συναρπαστικό και πολύπλοκο όργανο είναι υπεύθυνος για τις αισθήσεις, την κίνηση και τον έλεγχο, τα συναισθήματα και τα αισθήματα, τη γλώσσα και την επικοινωνία, τη σκέψη και τη μνήμη [1].



Σχήμα 1.1 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος.

Η δομή του είναι ίδια με αυτή των υπολοίπων θηλαστικών αλλά με πιο ανεπτυγμένο εγκεφαλικό φλοιό (σχήμα 1.2). Ο ανθρώπινος εγκέφαλος ενός ενήλικα κατά μέσο όρο ζυγίζει περίπου 1200 - 1400 γραμμάρια (gr), ή περίπου το 2% του συνολικού σωματικού βάρους. Μεγάλο μέρος από το μέγεθος του ανθρώπινου εγκεφάλου προέρχεται από τον εγκεφαλικό φλοιό, ειδικά οι μετωπιαίοι λοβοί, οι οποίοι συνδέονται με εκτελεστικές λειτουργίες, όπως ο αυτό-έλεγχος, η λογική, η σκέψη κ.α. [2].



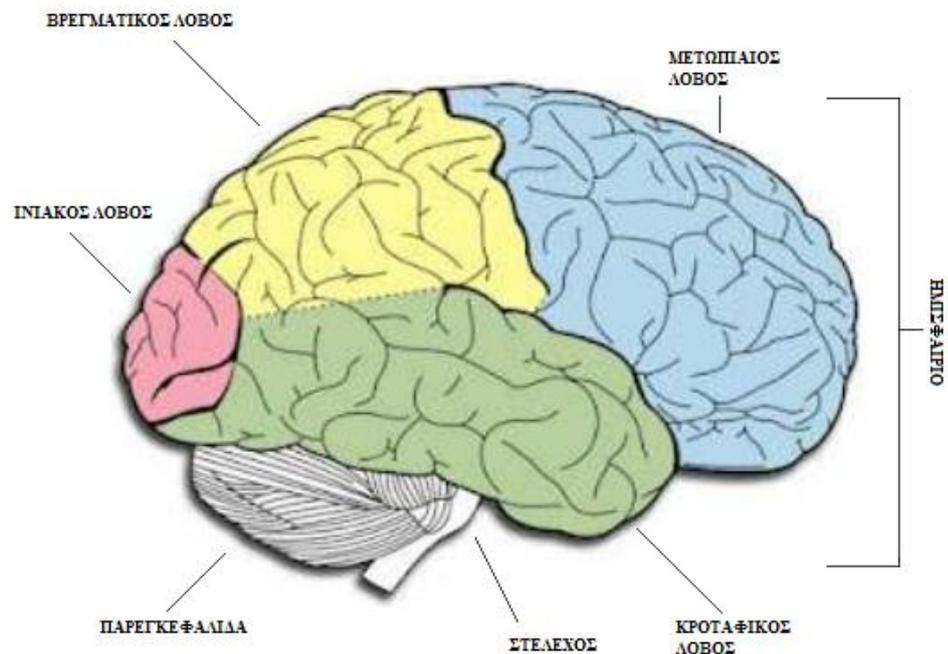
Σχήμα 1.2 Διαφορές ανθρώπινου εγκεφαλικού φλοιού με διάφορων ζώων.

Οι λειτουργίες που αναφέρθηκαν παραπάνω πραγματοποιούνται από τους κατά προσέγγιση 10^{12} νευρώνες του εγκεφάλου οι οποίοι συναντώνται σε 10^{14} έως 10^{15} σημεία. Η συνολική υπεροχή του εγκεφάλου ως προς οποιαδήποτε υπολογιστική συσκευή έχει δημιουργηθεί μέχρι σήμερα είναι εμφανής [3-7].

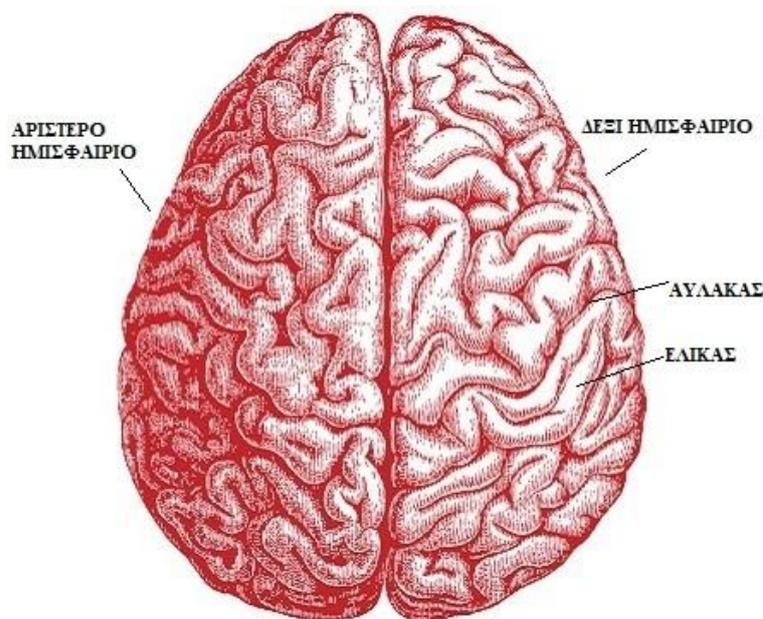
Κατά την πάροδο των χρόνων σημειώθηκε μεγάλη πρόοδος στις γνώσεις που αφορούν τον εγκέφαλο, ενώ μέχρι το τέλος του αιώνα είχαν διαμορφωθεί όλες οι θεωρίες για την λειτουργία του εγκεφάλου που ως και σήμερα εξακολουθούν να κατευθύνουν την έρευνα και την αιτιολογία των ανακαλύψεων της. Όπως η έρευνα των Wernicke-Cajal για την ύπαρξη περιοχών ή «κέντρων» στον εγκέφαλο, υπεύθυνων για συγκεκριμένες λειτουργίες που συνεργάζονται για την εκδήλωση σύνθετων συμπεριφορών [8,9].

Όπως αναφέρεται και παραπάνω ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί το βασικό όργανο του κεντρικού νευρικού συστήματος ο οποίος βρίσκεται στο κεφάλι όπου τον προστατεύει το κρανίο και για επιπλέον προστασία καλύπτεται από τρία περιβλήματα τις μήνιγγες [10-12]. Οι τέσσερις κοιλότητες που βρίσκονται στον εγκέφαλο αποκαλούνται κοιλίες. Η επιφάνεια που βρίσκεται στην κάτω πλευρά του εγκεφάλου ονομάζεται βάση. Από τη βάση εξέρχονται τα εγκεφαλικά νεύρα, τα οποία κατευθύνονται προς την εξωτερική πλευρά της κρανιακής κοιλότητας, με τη βοήθεια τμημάτων της βάσης του κρανίου [9,10-16]. Ο εγκέφαλος χωρίζεται σε τρία βασικά μέρη: τα δυο ημισφαίρια, την παρεγκεφαλίδα και το στέλεχος (σχήμα 1.3).

Τα δυο ημισφαίρια δεξί και αριστερό του ανθρώπινου εγκεφάλου (σχήμα 1.4) τα χωρίζει η επιμήκης σχισμή, όμως και ενώνονται με τους συνδέσμους [10-12]. Για την ύπαρξη συντονισμού της λειτουργίας των δυο ημισφαιρίων, γι' αυτόν το λόγο ενώνονται μεταξύ τους σε ίδια σημεία με τους συνδέσμους.



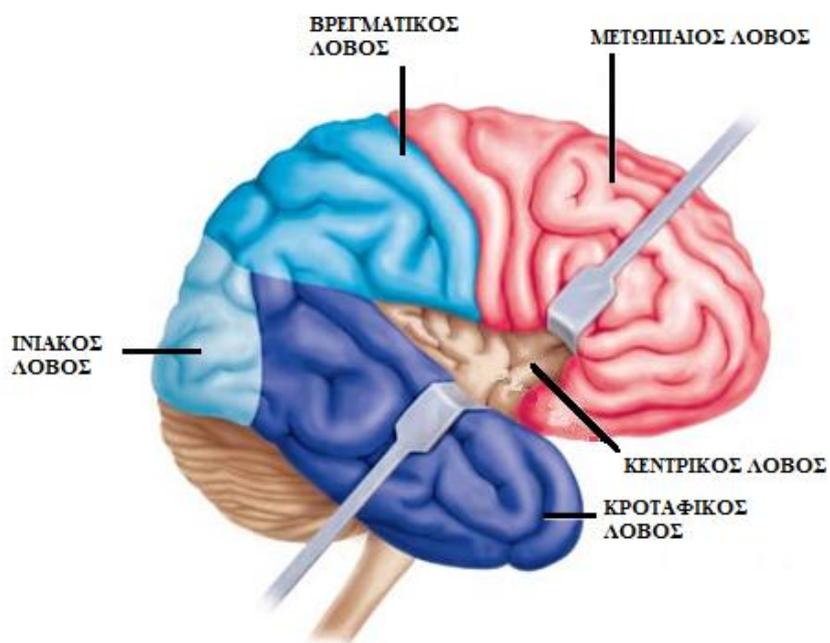
Σχήμα 1.3 Το ημισφαίριο του εγκεφάλου και η περιοχές που χωρίζεται.
Δεν φαίνεται ο κεντρικός λοβός.



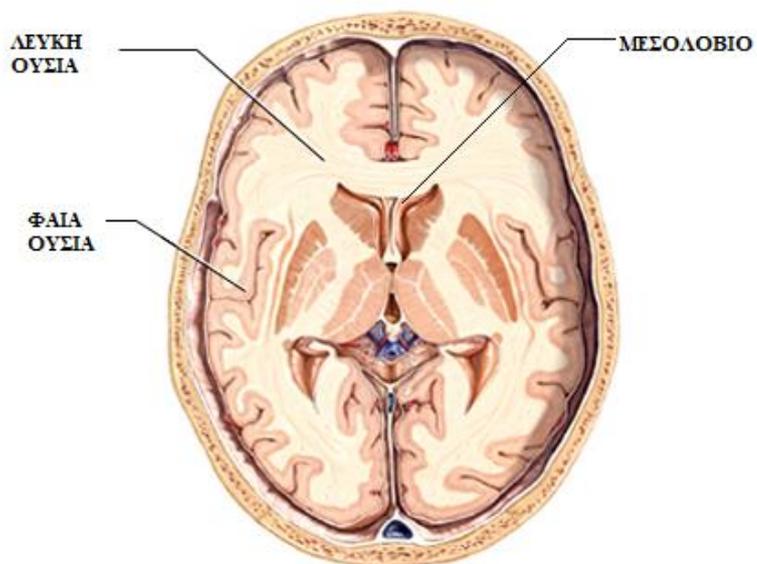
Σχήμα 1.4 Τα δυο ημισφαίρια του εγκεφάλου, το αριστερό και το δεξί.
Επίσης διακρίνονται οι αύλακες και οι έλικες του εγκεφάλου.

Ο βασικότερος σύνδεσμος είναι το μεσολόβιο (σχήμα 1.6). Όπως φαίνεται και στο σχήμα 1.4 στην εξωτερική επιφάνεια και των δυο ημισφαιρίων παρατηρούνται αυλακώσεις που ονομάζονται αύλακες και προεξοχές που βρίσκονται ανάμεσα στις αύλακες, που ονομάζονται έλικες. Οι έλικες και οι αύλακες είναι και ο λόγος για το μεγάλο μέγεθος του φλοιού των ημισφαιρίων. Οι βαθύτερες αύλακες διαχωρίζουν και τα δυο ημισφαίρια σε πέντε λοβούς: τον μετωπιαίο, τον ινιακό, τον βρεγματικό, τον κροταφικό και τον κεντρικό λοβό (σχήμα 1.3, 1.5).

Ο φλοιός των δυο ημισφαιρίων αποτελείται από τη φαιά ουσία, που συγκροτείται από τα σώματα των νευρικών κυττάρων, ενώ στο εσωτερικό τους βρίσκεται η λευκή ουσία που αποτελείται από νευρικές ίνες (σχήμα 1.6) [11,12]. Ενδιάμεσα των ινών της λευκής ουσίας υπάρχουν ποσότητες φαιάς ουσίας που είναι οι πυρήνες των ημισφαιρίων. Ο ρόλος λειτουργίας των πυρήνων είναι ο συντονισμός και η αναθεώρηση των κινήσεων που γίνονται από διάφορα μέρη του σώματος, άλλες διαφέρουν από άτομο σε άτομο π.χ. ο τρόπος που βαδίζει κάποιος και άλλες που μαθαίνονται και στη συνέχεια γίνονται αυτόματα π.χ. οδήγηση.



Σχήμα 1.5 Οι πέντε λοβοί του κάθε ημισφαιρίου του εγκεφάλου.



Σχήμα 1.6 Η λευκή ουσία, η φαιά ουσία και το μεσολόβιο.

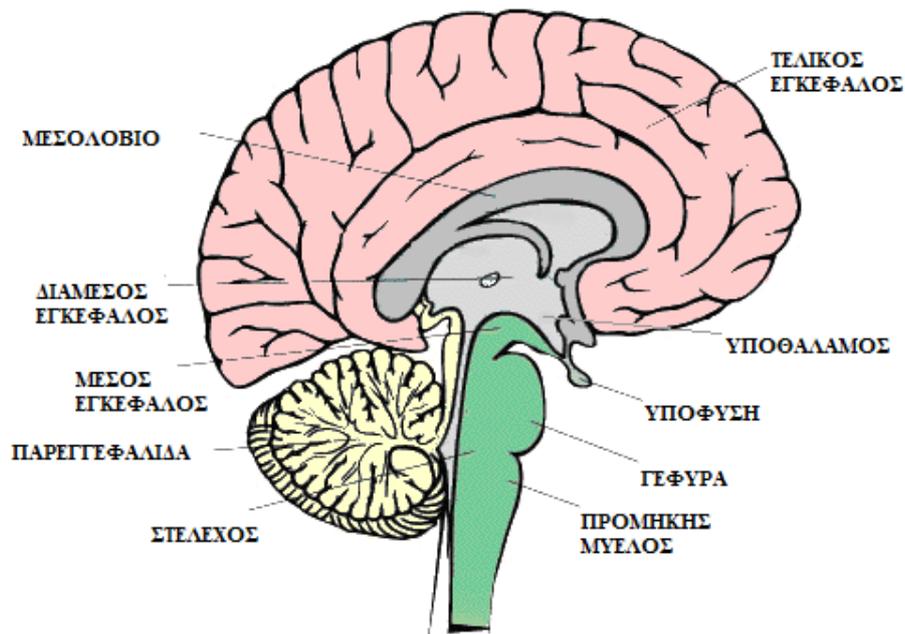
Κάθε περιοχή του φλοιού των ημισφαιρίων εξειδικεύεται σε συγκεκριμένη λειτουργία και είναι το κέντρο αυτής της λειτουργίας. Για παράδειγμα το κινητικό κέντρο και η προκινητική περιοχή βρίσκονται στο μετωπιαίο λοβό το πρώτο είναι υπεύθυνο για την κίνηση και η δεύτερη για τις πνευματικές λειτουργίες και καθορίζει και την προσωπικότητα. Στο βρεγματικό λοβό βρίσκονται τα αισθητικά κέντρα που είναι υπεύθυνα για τις βασικές αισθήσεις όπως η αφή, ο πόνος, η γεύση κ.α.. Στον ινιακό λοβό βρίσκεται το κέντρο της όρασης [10].

Τα ημισφαίρια είναι υπεύθυνα για να πραγματοποιούνται οι λειτουργίες:

- λήψη και αιτιολόγηση ερεθισμάτων και να τα καθιστούν συνειδητά,
- δίνουν εντολές για τις κινήσεις,
- η αφομοίωση και ταξινόμηση ερεθισμάτων που λαμβάνονται από το περιβάλλον και η σύγκριση με ερεθίσματα που είναι αποθηκευμένα στη μνήμη ως εμπειρίες,
- είναι η έδρα των πνευματικών λειτουργιών ενός ατόμου,
- ασκούν υποσυνείδητα έλεγχο σε λειτουργίες του σώματος και
- ασκούν έλεγχο σε άλλα μέρη του εγκεφάλου [24].

Το στέλεχος του εγκεφάλου χωρίζεται ξεκινώντας από μπροστά και συνεχίζοντας προς τα πίσω ως εξής: από το διάμεσο εγκέφαλο, το μέσο εγκέφαλο, τη γέφυρα και στο προμήκη (σχήμα 1.7) [10-12]. Πολλοί πυρήνες που έχουν σημαντικές λειτουργίες βρίσκονται στο διάμεσο εγκέφαλο. Οι σημαντικότερες είναι οι δυο θάλαμοι όπου διέρχονται οι κεντρομόλες αισθητικές νευρικές οδοί και ο υποθάλαμος. Ο υποθάλαμος είναι βασικός για να ρυθμίζει τις ορμονικές εκκρίσεις, τις λειτουργίες του αυτόνομου νευρικού συστήματος, το μεταβολισμό αλλά περικλείει κέντρα όπως του ύπνου, της θερμοκρασίας κ.α.. Επίσης μέρος του υποθαλάμου αποτελεί η υπόφυση, που είναι ενδοκρινείς αδένες και ρυθμίζει τη λειτουργία των άλλων ενδοκρινών αδένων [18,19].

Ο μέσος εγκέφαλος, η γέφυρα και ο προμήκης εμπερικλείουν πολλούς πυρήνες απ' όπου βγαίνουν εγκεφαλικά νεύρα, που είναι διάβαση για τις αισθητικές και νευρικές οδούς [11,12].



Σχήμα 1.7 Η διαίρεση του στελέχους στη γέφυρα, το διάμεσο και μέσο εγκέφαλο και τον προμήκη μυελό.

Επιπλέον η γέφυρα είναι διάμεσος σταθμός που συνδέει το φλοιό με την παρεγκεφαλίδα, όπως και ο προμήκης που είναι κέντρο ρύθμισης για πολλές σημαντικές ζωτικές λειτουργίες του οργανισμού. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι διότι περιέχει τα κέντρα της αναπνοής, της καρδιακής λειτουργίας, της πρόσληψης τροφής κ..α.. Βλάβη του προμήκη ισοδυναμεί με θάνατο [11,12].

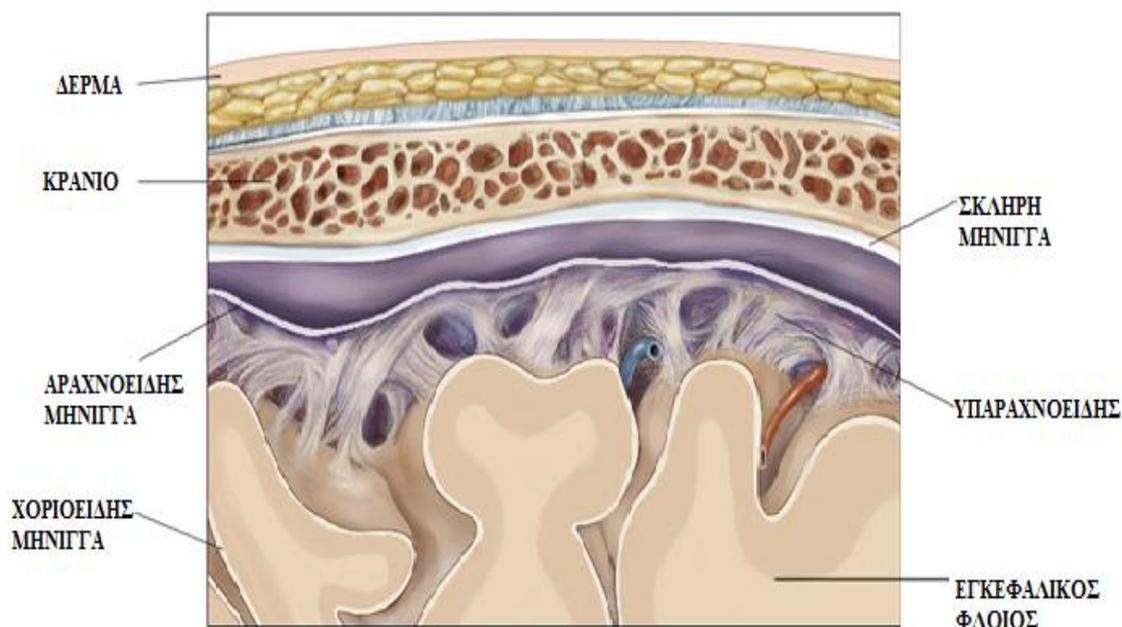
Η παρεγκεφαλίδα (σχήμα 1.3,1.7) που εντοπίζεται πίσω από τη γέφυρα και τον προμήκη, αποτελείται στη μέση από το σκώληκα και τα ημισφαίρια της παρεγκεφαλίδας [10-12]. Όπως τα ημισφαίρια του εγκεφάλου και η παρεγκεφαλίδα περιβάλλεται από φαιά ουσία (φλοιός της παρεγκεφαλίδας), που σχηματίζει έλικες και εδώ, ενώ στο εσωτερικό υπάρχουν πυρήνες και λευκή ουσία [11,12].

Οι μη συνειδητές λειτουργίες της παρεγκεφαλίδας που δεν ανήκουν στη θέληση του ατόμου είναι:

- η διατήρηση του μυϊκού τόνου,
- ο συντονισμός της συνεργασίας των μυών για τις διάφορες κινήσεις και
- η διατήρηση ισορροπίας του σώματος.

Σε περίπτωση βλάβης της παρεγκεφαλίδας είναι ορατός ο μη συντονισμός των μυών για την εκτέλεση των διάφορων κινήσεων, τάση του ατόμου να πέφτει προς τη μία πλευρά κατά το βάδισμα ή τη στάση αλλά και τρέμουλο (παρεγκεφαλιδική αταξία) [11,12].

Οι μήνιγγες (σχήμα 1.8) περιβάλλουν, στηρίζουν και προστατεύουν τον ανθρώπινο εγκέφαλο [10-12]. Η χοριοειδής μήνιγγα από μέσα προς τα έξω, εναγκαλίζεται σαν γάντι τον εγκέφαλο, η αραχνοειδής μήνιγγα και η σκληρή μήνιγγα, που είναι ισχυρότερη και βρίσκεται σε επαφή με την εσωτερική πλευρά του κρανίου. Ενδιάμεσα από τη χοριοειδή και αραχνοειδή μήνιγγα σχηματίζεται ο υπαραχνοειδής χώρος. Οι μήνιγγες και ο υπαραχνοειδής χώρος του εγκεφάλου συνεχίζονται μέσω του σπονδυλικού σωλήνα και του ινιακού τμήματος περικλείουν το νωτιαίο μυελό [11, 12].



Σχήμα 1.8 Η αραχνοειδής μήνιγγα, η σκληρή μήνιγγα, η χοριοειδής μήνιγγα και ο υπαραχνοειδής.

1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)

Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα ή electroencephalography (ΗΕΓ ή EEG) είναι μία μέθοδος για την παρακολούθηση και την καταγραφή της δραστηριότητας του εγκεφάλου. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα γίνεται χωρίς επέμβαση, απλά με τη χρήση ηλεκτροδίων που τοποθετούνται κατά μήκος του τριχωτού της κεφαλής, αν και μερικές φορές για κάποιες συγκεκριμένες εφαρμογές τοποθετούνται ηλεκτρόδια με επέμβαση. Με το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα γίνεται η λήψη μετρήσεων σταθερά εναλλασσόμενων ηλεκτρικών δυναμικού που προκύπτουν εντός των νευρώνων του εγκεφάλου. Σε ιατρικά πλαίσια το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα αναφέρεται στην καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου για κάποιο χρονικό διάστημα, με τη βοήθεια ηλεκτροδίων τοποθετημένων στο τριχωτό της κεφαλής [17].

Συνήθως το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα χρησιμοποιείται για τη διάγνωση της επιληψίας, που παρατηρούνται δυσμορφίες κατά την ανάγνωση του. Όμως χρησιμοποιείται για τη διάγνωση διαταραχών του ύπνου, το κώμα, για διάφορες εγκεφαλοπάθειες αλλά και την κατάσταση νέκρωσης του εγκεφάλου. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα συνήθιζε να είναι μια μέθοδος πρώτης γραμμής της διάγνωσης των όγκων, των εγκεφαλικών επεισοδίων και άλλων εστιακών διαταραχών του εγκεφάλου, πλέον έχει αντικατασταθεί από συστήματα υψηλής ευκρίνειας όπως είναι αυτά της απεικόνισης μαγνητικής τομογραφίας (MRI) και αυτά της αξονικής τομογραφίας (CT). Παρόλα αυτά συνεχίζει να είναι ένα πολύτιμο εργαλείο έρευνας και διάγνωσης, ειδικά όταν απαιτείται χρονική ανάλυση χιλιοστών του δευτερολέπτου (ms), που δεν είναι δυνατό να γίνει με αξονική τομογραφία (CT) ή μαγνητική τομογραφία (MRI) [17].

Για τους λόγους της έρευνας αλλά και της καταγραφής της συμπεριφοράς του εγκεφάλου απαιτείται ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα περισσότερο πολύπλοκο, που να διαφέρει από ένα μέσο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, γίνεται αναγκαία η χρήση διάφορων ερεθισμάτων, τα κυριότερα είναι οπτικά π.χ. το κλείσιμο των ματιών, σωματοαισθητικά π.χ. κούραση λόγω έλλειψης ύπνου και ακουστικά π.χ. το άκουσμα μουσικής κατά την καταγραφή. Βεβαίως τα ερεθίσματα αυτά παίζουν ρόλο και στην καταγραφή ενός μέσου ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

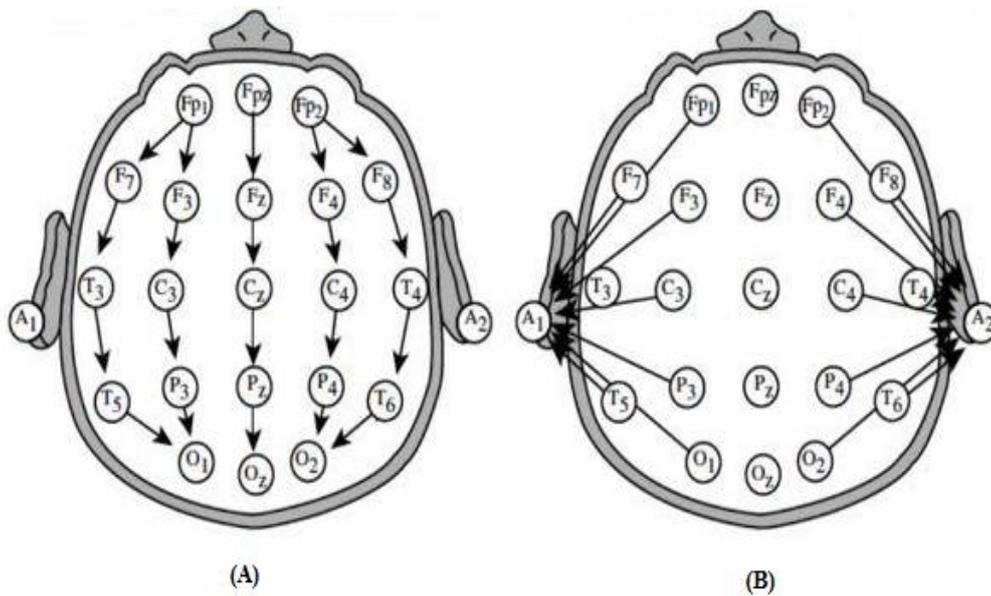
1.2.1 Μέθοδοι καταγραφής

Η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας από ένα ζευγάρι ηλεκτροδίων που μεταφέρεται από ένα κανάλι ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος ονομάζεται απαγωγή. Η συνένωση μίας ή από ζεύγη απαγωγών, την χρονική περίοδο που πραγματοποιείται η ταυτόχρονη καταγραφή ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος ονομάζεται montage. Παρόλο που οι καταγραφές είναι διπολικές, έχουν χωριστεί σε μονοπολικές και διπολικές, από αυτό εξαρτάται και το είδος των montage, οπότε υπάρχουν τα μονοπολικά και τα διπολικά montage (σχήμα 1.9) [18-20,21].

Στην διπολική καταγραφή δυο ηλεκτρόδια συνθέτουν ένα κανάλι, το κάθε ένα ανιχνεύει ξεχωριστή ηλεκτρική δραστηριότητα, που σημαίνει ότι είναι και τα δυο ενεργά, οπότε το κανάλι αποδίδει τη διαφορά δυναμικών των ηλεκτροδίων. Στο διπολικό montage τα ηλεκτρόδια ενός καναλιού συνδέονται σε σειρά, αυτό γίνεται ώστε το επόμενο κανάλι να έχει ένα κοινό ηλεκτρόδιο με το προηγούμενο, έτσι τα κανάλια έχουν ένα ηλεκτρόδιο ως σημείο αναφοράς. Πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ο εντοπισμός μίας εστίας με γυμνό μάτι λόγω διαφοράς φάσης, και μειονέκτημα είναι η μη αξιολόγηση του πλάτους των δυναμικών, γιατί οι διαφορές δυναμικού που καταγράφονται προέρχονται από γειτονικά ηλεκτρόδια [22].

Στην μονοπολική καταγραφή κάθε ηλεκτρόδιο μόνο του είναι ενεργό και υπάρχει ένα το οποίο είναι ηλεκτρόδιο αναφοράς για όλα τα άλλα. Ένα ενεργό ηλεκτρόδιο συνδέεται με την πρώτη είσοδο G_1 ενός διαφορικού ενισχυτή, ενώ το ηλεκτρόδιο αναφοράς με τη δεύτερη είσοδο G_2 όλων των ενισχυτών που απαιτούνται για τη σύνδεση των ενεργών ηλεκτροδίων. Αντίθετα με τη διπολική μέθοδο κάθε κανάλι αποφέρει τη διαφορά δυναμικού από ένα συγκεκριμένο ηλεκτρόδιο. Το ηλεκτρόδιο αναφοράς είναι αυτό που συνδέεται στο λοβό των αυτιών. Πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής μπορεί να αξιολογήσει το πλάτος μίας διαφοράς δυναμικού, που βοηθάει στον εντοπισμό μίας εστίας από το πλάτος. Μειονέκτημα είναι η εύρεση ενός ανενεργού ηλεκτροδίου αναφοράς [24].

Υπάρχει και η μέθοδος καταγραφής με αναφορά τον κοινό μέσο όρο. Η οποία είναι μία μαθηματική μέθοδος επαναπροσδιορισμού του δυναμικού του ηλεκτροδίου αναφοράς. Αφού γίνει λήψη και επεξεργασία του σήματος με κοινό καλώδιο αναφοράς, αποθηκεύεται στη μνήμη ενός Η/Υ [18,19]. Γίνεται υπολογισμός του μέσου όρου κάθε χρονικής στιγμής των διαφορών δυναμικού που έχουν καταγραφεί από κάθε ένα ηλεκτρόδιο. Στη συνέχεια γι' αυτή τη χρονική στιγμή πραγματοποιείται υπολογισμός κάθε ηλεκτροδίου με χρήση του μέσου όρου που έχει ήδη υπολογιστεί. Τη χρονική αυτή στιγμή η συγκεκριμένη διαφορά δυναμικού είναι για το κάθε ηλεκτρόδιο το δυναμικό με αναφορά τον κοινό μέσο όρο [19].



Σχήμα 1.9 Διπολικό montage (A). Μονοπολικό montage (B).

1.2.2 Συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου

Το ανθρώπινο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα έχει διαχωριστεί σε εύρη ζώνης συχνοτήτων που έχουν οριστεί από την οπτική παρατήρηση γιατί είναι προφανείς στο μάτι, παρουσιάζοντας συγκεκριμένη συχνότητα, τάση και μορφολογία και έχουν συγκεκριμένη συμπεριφορά π.χ. εμφανίζονται και εξαφανίζονται κατά τη διάρκεια συγκεκριμένων ψυχολογικών συνθηκών. Πολλές φορές αυτές οι ζώνες συχνοτήτων, με τον τρόπο που έχουν οριστεί από την οπτική παρατήρηση, δεν ανταποκρίνονται ούτε στις πηγές ηλεκτροεγκεφαλογράφησης, ούτε στην λειτουργική σημασία των ρυθμών του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος [23].

Κατά το χρονικό διάστημα της εγρήγορσης, το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα του φλοιού του εγκεφάλου διακρίνεται από άλφα ή βήτα ρυθμούς (πίνακας 1.10). Ο ρυθμός άλφα διακρίνεται από ημιτονοειδείς ταλαντώσεις που μοιάζουν με ακίδες και το εύρος συχνοτήτων τους, βρίσκεται μεταξύ 7-8Hz και 12-13Hz (hertz) και περιορισμένη διάρκεια μεταξύ 0.5 έως 2s (second). Έχουν τη δυνατότητα να εμφανίζονται απομονωμένες ή σε ακολουθίες και υπερτερούν στις οπίσθιες και ινιακές περιοχές του κρανίου. Τον υπόλοιπο χρονικό διάστημα, σε ηλεκτροεγκεφαλογράφημα κυριαρχούν χαμηλής τάσης υψηλές συχνότητες από 12-13Hz έως περίπου 35Hz, με ακανόνιστη μορφολογία που έχει ονομαστεί ρυθμός βήτα ή χαμηλής τάσης γρήγορη δραστηριότητα ή αποσυγχρονισμένη δραστηριότητα εξαιτίας της ανώμαλης μορφολογίας τους [18,23].

Οι δυο αυτοί ρυθμοί συνυπάρχουν αρμονικά ανάλογα πάντα τις συνθήκες. Ο άλφα επικρατεί κατά το κλείσιμο των ματιών και εξασθενεί κατά το άνοιγμα τους ή όταν εστιάζει η προσοχή σε κάποιο εσωτερικό ή εξωτερικό ερέθισμα και αντικαθίσταται από το ρυθμό βήτα. Άρα ο άλφα ρυθμός είναι σημάδι εσωτερικής χαλάρωσης, ενώ ο ρυθμός βήτα υπερτερεί σε καταστάσεις εγρήγορσης, ο οποίος προκαλείται από εξωτερικά ή εσωτερικά ερεθίσματα και από ηλεκτρική διέγερση. Επιπλέον έχουν καταγραφεί και δραστηριότητες υψηλότερων συχνοτήτων που φτάνουν μέχρι και ως τα 70 Hz (γάμμα ρυθμός), έχουν καταγραφεί σε αρκετές καταστάσεις του εγκεφάλου αλλά και κατά τη διάρκεια του ύπνου [18,23].

Τέλος κατά τη διάρκεια του ύπνου όπου δεν παρατηρούνται συχνότητες άλφα ρυθμού, παρατηρείται η εμφάνιση βραδύτερον ρυθμών όπως είναι ο δέλτα (delta) που δραστηριοποιείται με εύρος ζώνης από 0.5 έως 3-4Hz και τον ρυθμό θήτα (theta) με εύρος ζώνης 3.5-4 έως 8Hz [18,23].

Πίνακας 1.1 Όλοι οι ρυθμοί, τα εύρη συχνοτήτων και οι καταστάσεις που εμφανίζονται.

EEG ΠΡΟΤΥΠΟ	ΕΥΡΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΩΝ	ΤΥΠΙΚΕΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΙΣ ΤΗΣ ΣΥΝΕΙΔΗΣΗΣ
ΒΗΤΑ	13 - 35 (Hz)	ΠΕΡΙΠΑΤΗΜΑ, ΣΚΕΨΗ, ΕΠΙΛΥΣΗ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ
ΑΛΦΑ	8 - 12 (Hz)	ΒΑΘΙΑ ΧΑΛΑΡΩΣΗ, ΜΗ ΣΚΕΨΗ, ΔΙΑΛΟΓΙΣΜΟΣ
ΔΕΛΤΑ	4 - 8 (Hz)	ΕΜΦΑΝΙΖΕΤΑΙ ΣΥΝΗΘΩΣ ΚΑΤΑ ΤΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΤΟΥ ΥΠΝΟΥ ΠΟΥ ΧΑΝΕΤΑΙ Ο ΡΥΘΜΟΣ ΑΛΦΑ
ΘΗΤΑ	0.5 - 4 (Hz)	

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΙΕΠΑΦΗΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ-Η/Υ (BRAINCOMPUTERINTARFACESYSTEMS)

2.1 Τι είναι τα συστήματα BCI

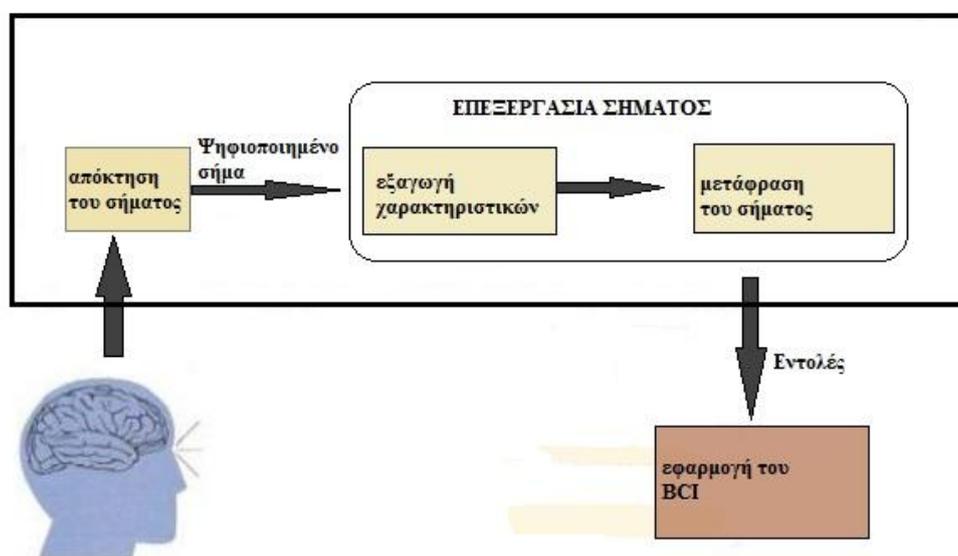
Ένα σύστημα διεπαφής εγκέφαλου-υπολογιστή (brain-computer interface BCI) (σχήμα 2.1), μερικές φορές ονομάζεται και ως σύστημα διεπαφής μυαλού-μηχανής (mind-machine interface MMI), σύστημα απευθείας διεπαφής νεύρου (direct neural interface DNI), ή αλλιώς σύστημα διεπαφής εγκέφαλου-μηχανής (brain-machine interface MBI). Τα συστήματα αυτά λειτουργούν ως διάυλος άμεσης επικοινωνίας μεταξύ του εγκεφάλου και μίας εξωτερικής συσκευής ασύρματης ή ενσύρματης σύνδεσης. Τα BCI συστήματα εστιάζουν κυρίως για έρευνα, τη χαρτογράφηση, τη βοήθεια και στην αύξηση ή τη διόρθωση της ανθρώπινης αντίληψης ή για τη διάγνωση κινητικών δυσλειτουργιών [25].

Τα συστήματα BCI προσφέρουν τη δυνατότητα στους ανθρώπους για τη χρήση της δραστηριότητας που παρατηρείται σε ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, για τον έλεγχο εξωτερικών συσκευών όπως είναι τα ρομπότ, ένα εικονικό περιβάλλον ή σε συσκευές συλλαβισμού [26,27].

Η εκπαίδευση ενός BCI συστήματος είναι απαραίτητη να γίνει με τη χρήση δεδομένων από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, που η λήψη τους έχει γίνει από συγκεκριμένους εθελοντές που έλαβαν μέρος στο πείραμα, πριν την πιθανή χρήση του BCI σε πραγματικό χρόνο [28].

Βεβαίως εξαρτάται από τον τύπο του συστήματος BCI που χρησιμοποιείται, το χρονικό διάστημα που απαιτείται για την εκπαίδευση μπορεί να είναι μερικά λεπτά, αλλά μπορεί να φτάσει να είναι και ώρες. Ο έλεγχος ενός BCI συστήματος μπορεί να γίνει με τη χρήση πολλών και διαφορετικών σημάτων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Για παράδειγμα δυναμικά του φλοιού με επιβράδυνση [28], ταλαντώσεις άλφα και βήτα ρυθμού [26,29], προκλητά οπτικά δυναμικά σταθερής κατάστασης (SSVEP) [30,31] αλλά και αυτά που σχετίζονται με τη χρήση του P300 [32]. Όλα τα παραπάνω σήματα έχουν χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο BCI συστημάτων. Τα BCI συστήματα βασίζονται στη χρήση ταλαντώσεων, που ως επί το πλείστον η στρατηγική των εικόνων αποτελούν το κινητήριο έναυσμα παραγωγής συμβάντων που σχετίζονται με αποσυγχρονισμό (ERD) και με συμβάντων που σχετίζονται με συγχρονισμό (ERS) στις συχνότητες των ρυθμών άλφα και βήτα ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος [33].

Συστήματα BCI αυτού του τύπου κυρίως χρησιμοποιούνται σε οθόνες Η/Υ για τον έλεγχο του δρομέα, για την πλοήγηση αναπηρικών αμαξιδίων ή σε εικονικά περιβάλλοντα [29], σε διάφορες τεχνικές απεικόνισης της κίνησης όπως η κίνηση του αριστερού ή του δεξιού χεριού, των ποδιών, της γλώσσας και στην νοητική αρίθμηση [34].



Σχήμα 2.1 Απλό σύστημα BCI.

2.2 Χρήση προτύπων κατά τη λήψη ΗΕΓ για την εκπαίδευση BCI

Ένα σύστημα BCI για να λειτουργήσει σωστά, θα πρέπει πριν γίνει η εφαρμογή του σε πραγματικό χρόνο, πρώτα να εκπαιδευτεί με τη χρήση ΗΕΓ σημάτων, των οποίων η λήψη έχει πραγματοποιηθεί ύστερα από κάποιες καταστάσεις που έχει βρεθεί ο εθελοντής του οποίου τα εγκεφαλικά σήματα θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του BCI συστήματος.

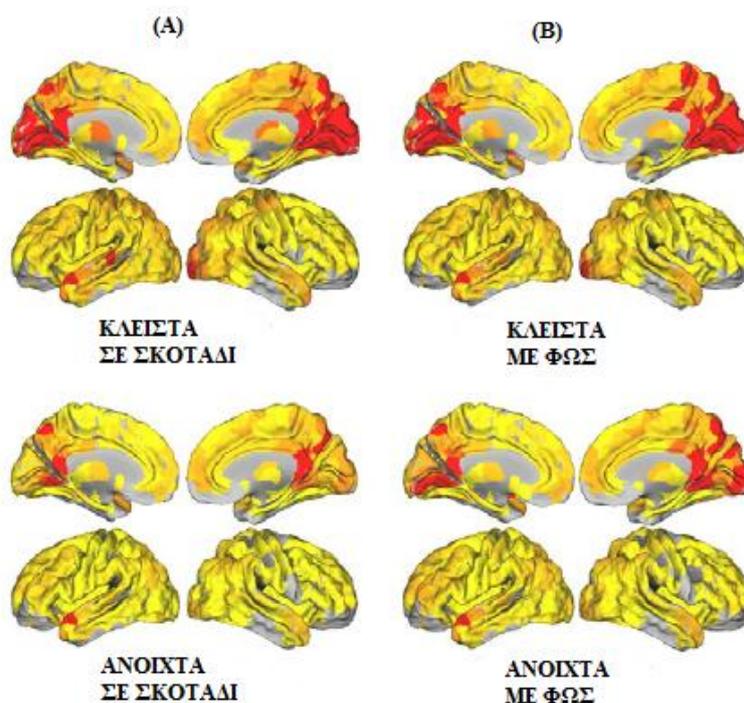
Ένας τρόπος για να επιτευχθεί αυτό όπως αναφέρεται και πιο πάνω είναι μέσω διάφορων ερεθισμάτων, που είναι οπτικά, σωματοαισθητικά ή ακόμα και κάποιο ακουστικό ερέθισμα κατά τη λήψη του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Το κυρίως κινητήριο έναυσμα όπως αναφέρεται και πιο πάνω δίνεται μέσω της στρατηγικής των εικόνων, που παράγουν κάποιο συμβάν αποσυγχρονισμού (ERD) ή συγχρονισμού (ERS), στα εύρη συχνοτήτων των ρυθμών άλφα ή βήτα του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

Για την συλλογή συγκεκριμένων σημάτων που θα χρησιμεύσουν σε διάφορα πρότυπα εκπαίδευσης ενός BCI συστήματος, οι εθελοντές υποβάλλονται κατά τη λήψη του ΗΕΓ σε κάποιες καταστάσεις, η πιο συνήθης είναι το άνοιγμα και το κλείσιμο των ματιών [35] για κάποιο χρονικό διάστημα. Έχουν πραγματοποιηθεί όμως και έρευνες με διάφορους τρόπους όπως είναι ανοιχτά και κλειστά μάτια κατά την διάρκεια ξεκούρασης [36], ανοιχτά και κλειστά μάτια κατά την διάρκεια ξεκούρασης στο σκοτάδι [37], οι μεταβολές που προκαλούνται κατά τη διάρκεια του ύπνου από την κίνηση των ματιών, την κινητικότητα του σώματος και τα όνειρα [38] κ.α. .

Γενικά όλα τα πρότυπα εκπαίδευσης ενός BCI χρησιμοποιούν καταστάσεις ηρεμίας ή επίλυσης κάποιου προβλήματος. Για παράδειγμα να εστιάσουν τα μάτια σε ένα αντικείμενο, την κίνηση των ματιών ανοιχτών είτε κλειστών, την επιρροή του φωτός σε ανοιχτά ή κλειστά μάτια, κατά την διάρκεια του διαβάσματος, το άκουσμα μουσικής με ανοιχτά ή κλειστά μάτια, την ενασχόληση με ένα βιντεοπαιχνίδι κ.α., μπορούν να επιφέρουν ταλαντώσεις άλφα και βήτα ρυθμού διαφορετικές απ' ότι ταλαντώσεις ενός μέσου ρυθμού άλφα και βήτα που καταγράφονται από ένα ΗΕΓ.

Βεβαίως αυτές οι αλλαγές στις περιοχές διέγερσης του φλοιού του εγκεφάλου μπορούν να παρατηρηθούν εύκολα από ένα fMRI (σχήμα 2.2) και να γίνει σύγκριση μεταξύ δυο καταστάσεων όπως είναι π.χ. τα ανοιχτά ή τα κλειστά μάτια. Επίσης παρατηρείται και η διαφορά των ταλαντώσεων σε σχέση με μέσες ταλαντώσεις στα εύρη συχνοτήτων των ρυθμών άλφα ή βήτα.

Τα άτομα που θα χρησιμοποιηθούν ώστε να υποστούν τις δοκιμασίες αυτές, για τη λήψη συγκεκριμένων ΗΕΓ σημάτων, συμβάλλουν στην υλοποίηση συστημάτων BCI με τη βοήθεια των σημάτων αυτών, τα οποία συστήματα θα χρησιμοποιηθούν για την υποστήριξη ατόμων με ειδικές ανάγκες ή για τη διάγνωση εγκεφαλικών παθήσεων ή δυσλειτουργίας του εγκεφάλου σε διάφορους ασθενείς.

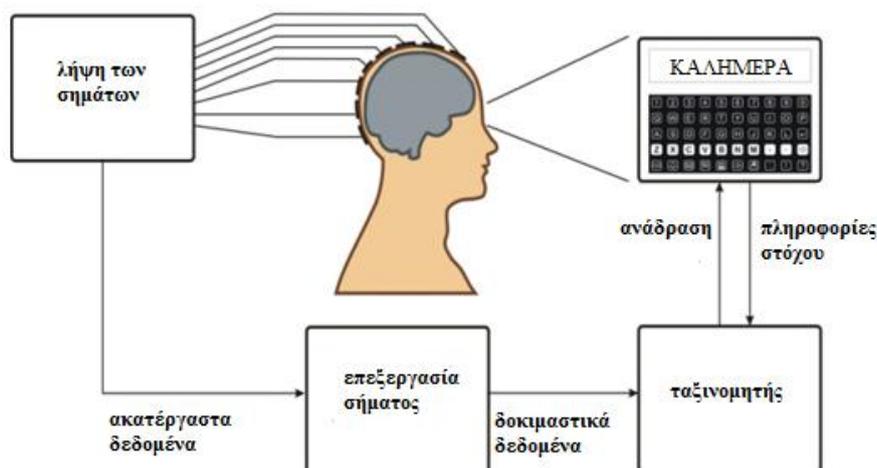


Σχήμα 2.2 Περιοχές διέγερσης του φλοιού του εγκεφάλου. (Α) Κλειστά-Ανοιχτά μάτια σε σκοτάδι. (Β) Κλειστά-Ανοιχτά μάτια με φως.

Από τα πιο γνωστά πρότυπα εκπαίδευσης συστημάτων BCI είναι το P300. Τα συστήματα που βασίζονται στο P300 (σχήμα 2.3) χρησιμεύουν στο συλλαβισμό διάφορων χαρακτήρων που απεικονίζονται σε οθόνη Η/Υ, ταχύτατα και με ακρίβεια.

Υπάρχουν δυο είδη απεικόνισης (σχήμα 2.4), το γραμμής/στήλης (RC) που αναβοσβήνει ολόκληρη η γραμμή ή η στήλη που ζητείται να συλλαβιστούν οι χαρακτήρες της και αυτό συλλαβισμού μονού χαρακτήρα (SC) στο οποίο αναβοσβήνει ο κάθε χαρακτήρας ξεχωριστά.

Τα συστήματα BCI που βασίζεται η λειτουργία τους στο P300 χρησιμοποιούν σαν επιπλέον συστατικό κατά τη λήψη του ΗΕΓ, οποιοδήποτε αναπάντεχο συμβάν που θα προκληθεί από το P300. Συνήθως η βασική χρήση αυτών των συστημάτων είναι ως μηχανές συλλαβισμού, για το λόγο ότι δίνεται η δυνατότητα επιλογής ενός μεγάλου αριθμού διαφορετικών χαρακτήρων, ώστε να αυξηθεί η ταχύτητα επικοινωνίας του συστήματος BCI [39].



Σχήμα 2.3 Σύστημα BCI βασισμένο στο πρότυπο P300.



Σχήμα 2.4 (A) Παράδειγμα γραμμής/στήλης (RC). (B) Παράδειγμα μονού χαρακτήρα (SC).

2.3 Έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί

Μία από τις έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί είναι και αυτή του Sravanth Kumar και των συνεργατών του, ότι με την πάροδο των τελευταίων ετών αρκετές έρευνες εστιάζουν στην ανάπτυξη που σχετίζεται με τα συστήματα διεπαφής ανθρώπου-H/Y χρησιμοποιώντας HEG σήματα, εστιάζοντας στη βελτίωση της ανθρώπινης ζωής όσον αφορά εφαρμογές στην ιατρική αλλά και την καθημερινότητα. Την προσέλευση της βιομηχανίας και της κοινότητας των ερευνητών από συσκευές HEG ασύρματης λειτουργίας οι οποίες βρίσκονται εύκολα στην αγορά. Την εύκολη ενσωμάτωση της τεχνολογίας αυτής στην ψυχολογία, την αναισθησιολογία αλλά και για την παρακολούθηση των ασθενών σε πραγματικό χρόνο. Με τη χρήση της συσκευής λήψης σημάτων εγκεφάλου της NeuroSky, η οποία γενικά χρησιμοποιείται για την ανίχνευση και τη μέτρηση ηλεκτρικής δραστηριότητας από το μετωπιαίο λοβό του χρήστη και μεταδίδει τα δεδομένα που συλλέγονται ασύρματα σε έναν H/Y για περαιτέρω επεξεργασία. Μετά την επεξεργασία των δεδομένων που συλλέγονται, τα σήματα κατηγοριοποιούνται σε διάφορες ζώνες συχνοτήτων για την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Σε αυτή την έρευνα, παρουσιάστηκαν τα χαρακτηριστικά και οι προδιαγραφές των συστημάτων διεπαφής ανθρώπου-H/Y που σχετίζονται με τα HEG σήματα για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, αναλύεται η ψυχική κατάσταση και η συμπεριφορά του ατόμου σχετικά με το βλεφάρισμα των ματιών, το διαλογισμό και τα επίπεδα προσοχής, μέσω της συσκευής NeuroSky (MW001) και με τη βοήθεια του λογισμικού OpenVibe [40].

Η έρευνα του Kavita V. Singala και του Kiran R. Trivedi ήταν μια προσπάθεια διαβάσματος της κατάστασης του ανθρώπινου εγκεφάλου, που έγινε μελετώντας HEG σήματα, που αποκτήθηκαν χρησιμοποιώντας τη συσκευή λήψης HEG σημάτων της NeuroSky συνδεδεμένης με εφαρμογή EEGID για κινητά τηλέφωνα. Γνωρίζοντας ότι το φάσμα των HEG σημάτων αποτελείται από διάφορες ζώνες συχνοτήτων των οποίων το πλάτος παρουσιάζει διαφορά κατά την επιρροή ποικίλων ψυχικών καταστάσεων. Στην έρευνα τους γίνεται ανάλυση και σύγκριση της ζώνης του ρυθμού γάμμα του HEG φάσματος για δύο ψυχικές καταστάσεις της κανονικής και της αντίστροφης καταμέτρησης αριθμών, που έγινε χρησιμοποιώντας το λογισμικό MINITAB. Με τη μελέτη τους καταλήγουν στο συμπέρασμα, με τη διαφορά που

λαμβάνονται τα δείγματα τυπικής απόκλισης και με τους δυο τρόπους. Τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν και επαληθεύτηκαν επαναλαμβάνοντας την ανάλυση στο λογισμικό MINITAB, των δειγμάτων του ρυθμού γάμμα που αποκτήθηκαν με τη συσκευή της NeuroSky που ήταν συνδεδεμένη με το λογισμικό Openvibe [41].

Επίσης μία ακόμα έρευνα που πραγματοποιήθηκε του Gabriel Pires και των συνεργατών, οι οποίοι παρουσιάζουν στην εργασία τους ένα μη επεμβατικό BCI βιντεοπαιχνίδι, όπου το εμπνεύστηκαν από το γνωστό σε όλους Tetris. Το BCI-Tetris παρουσιάζεται σε τρεις διαφορετικές εκδοχές . Οι δυο εκδοχές είναι βασισμένες στο P300 πρότυπου, που σχετίζεται με την εκδήλωση κάποιου συμβάντος (ERP) και η τελευταία εκδοχή του παιχνιδιού είναι ένας συνδυασμός του P300 ERP και ελέγχεται με τη χρήση αισθητήρων ρυθμού κίνησης. Το BCI-Tetris αναπτύχθηκε για να δοκιμαστεί σε πειράματα πλοήγησης από παιδιά που πάσχουν από ελλειμματική προσοχή και υπερκινητικότητα (ADHD). Τα αποτελέσματα που αναφέρονται στην μελέτη τους αυτή με αρτιμελείς συμμετέχοντες, να δείχνουν ότι το BCI-Tetris μπορεί να ελεγχθεί αποτελεσματικά [42].

Μία ακόμα ενδιαφέρουσα έρευνα είναι αυτή του Christoph Guger και των συνεργατών του για να εξετάσουν πόσοι άνθρωποι είναι ικανοί για τη χρήση του προτύπου P300, εξετάζοντας 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 HEG 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. Δεκαεννέα 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 αναβοσβήναν, βαθμολογήθηκε με μια μέση βαθμολογία του 1 σε μια κλίμακα από την 1η 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 [43].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΕΥΦΥΕΙΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (Machine Learning)

3.1 Μηχανική μάθηση και Εξόρυξη δεδομένων

Η ικανότητα της μάθησης χαρακτηρίζει τους ζωντανούς οργανισμούς όπως είναι ο άνθρωπος, τα φυτά, τα ζώα. Η μάθηση είναι μία ενέργεια, με την οποία ένας οργανισμός με τη πάροδο του χρόνου μπορεί να αποκτήσει γνώσεις ή να ενισχύσει τις ήδη υπάρχουσες, αυτό το αποκαλούμε εμπειρία που μας βοηθάει στη σωστή λήψη αποφάσεων, επίλυση προβλημάτων, την απόκτηση και βελτίωση ικανοτήτων, την προσαρμογή σε διάφορες καταστάσεις αλλά και φυσικών αναγκών ενός οργανισμού όπως π.χ. ένας άνθρωπος από τη γέννηση του μεγαλώνοντας μαθαίνει να περπατάει ή να αναζητά μόνος την τροφή του. Όλα τα παραπάνω βοηθούν στην εξέλιξη ενός οργανισμού.

Έτσι όπως όλοι οι παραπάνω οργανισμοί πλέον υπάρχουν και μηχανές που διαθέτουν την ικανότητα της μάθησης, που είναι παρόμοια με αυτή των υπολοίπων οργανισμών. Δηλαδή στην ενίσχυση της υπάρχουσας γνώσης για την βελτιστοποίηση στη λήψη αποφάσεων ή στην πραγματοποίηση ενεργειών, επιτυγχάνοντας τη δημιουργία μηχανών με την ικανότητα της μάθησης, που ονομάζεται μηχανική μάθηση.

Ουσιαστικά η μηχανική μάθηση είναι ο τρόπος μία μηχανή ή ένα υπολογιστικό σύστημα να βελτιώνεται και να δρα χωρίς να χρειάζεται αναπρογραμματισμός του. Με τη χρήση της μηχανικής μάθησης αναπτύχθηκαν συστήματα όπως είναι τα αυτό-οδηγούμενα αυτοκίνητα, πρακτικά συστήματα αναγνώρισης της ομιλίας, ευφυείς

μηχανές αναζήτησης στο διαδίκτυο αλλά και σαφώς βελτιωμένα συστήματα κατανόησης του ανθρωπίνου γονιδίου [44].

Σήμερα όλοι χρησιμοποιούμε συστήματα μηχανικής μάθησης, χωρίς πολλές φορές να το γνωρίζουμε. Αυτό οδηγεί και αρκετούς ερευνητές να θεωρούν πως είναι και ο πιο βέλτιστος τρόπος να σημειωθεί πρόοδος περί την ανθρωπίνου επιπέδου τεχνητή νοημοσύνη (TN) [44], η οποία αναφέρεται σε TN που μπορεί να αναπαράγει οτιδήποτε ένας άνθρωπος μπορεί να κάνει.

Η ανάγκη αυτοματοποιημένων μεθόδων ανάλυσης δεδομένων, που είναι αυτό που παρέχει η μηχανική μάθηση, οφείλεται στον κατακλυσμό από δεδομένα που υπάρχει τις τελευταίες δεκαετίες. Με την ανάπτυξη της τεχνολογίας υπάρχει και η συνεχής παροχή δεδομένων, πλέον απ' οτιδήποτε σχετίζεται με έναν Η/Υ, γενικά από μέσα κοινωνικής δικτύωσης, έγγραφα που μπορεί να βρει κάποιος στο διαδίκτυο, τα κινητά τηλέφωνα που πλέον σχεδόν μπορούν να κάνουν ότι και ένας Η/Υ κ.α.. Η εξόρυξη δεδομένων προσφέρει την δυνατότητα μετατροπής όλων αυτών των ακατέργαστων δεδομένων που δημιουργούνται καθημερινά παγκοσμίως σε γνώση.

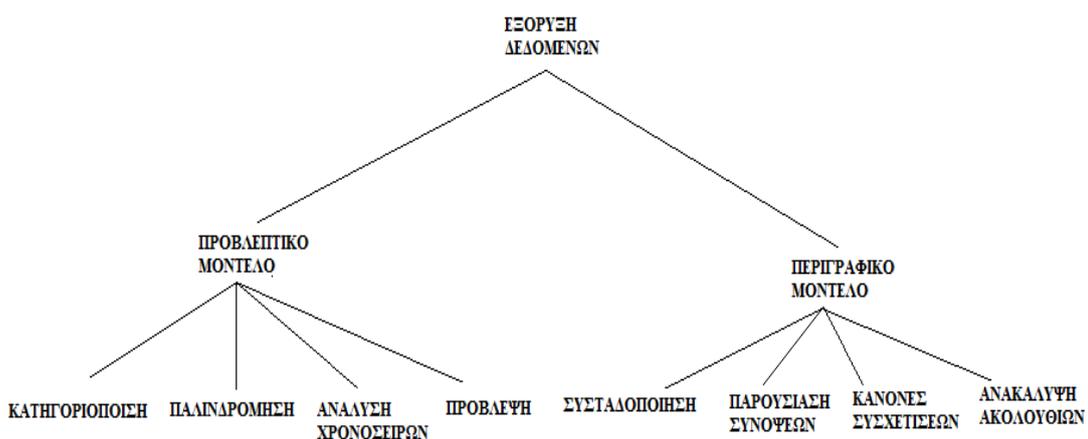
Ουσιαστικά είναι η υπολογιστική διαδικασία ανακάλυψης κρυμμένων προτύπων σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, περιλαμβάνοντας μεθόδους που σχετίζονται με την TN, την μηχανική μάθηση, την στατιστική και συστήματα βάσεων δεδομένων. Στόχος της διαδικασίας εξόρυξης δεδομένων είναι η εξαγωγή πληροφοριών από ένα σύνολο δεδομένων και η μετατροπή τους σε μία κατανοητή δομή για περαιτέρω χρήση [45].

Η εξόρυξη δεδομένων είναι η διαδικασία ανάλυσης για την εύρεση γνώσης μέσα από βάσεις δεδομένων [46]. Ο απλούστερος και καθιερωμένος τρόπος για την πραγματοποίηση αυτής της διαδικασίας, είναι η διατύπωση μίας SQL ερώτησης σε μία βάση δεδομένων, η οποία θεωρείται διαδικασία ανακάλυψης γνώσης σε βάσεις δεδομένων (KDD) [47].

Για να φθάσουμε βέβαια από την εξόρυξη δεδομένων στην μηχανική μάθηση πρέπει πρώτα να γίνουν ορισμένες λειτουργίες, με τις οποίες πραγματοποιείται η εξαγωγή πληροφορίας από τα σύνολα δεδομένων. Ωστόσο για πιο απαιτητικές εφαρμογές για την απόκτηση γνώσης είναι εφικτός και ο συνδυασμός των λειτουργιών αυτών.

Για να πραγματοποιηθεί η διαδικασία της εξόρυξης δεδομένων από ένα σύνολο δεδομένων, γι' αυτό το λόγο υπάρχουν δυο μοντέλα εξόρυξης δεδομένων, το προβλεπτικό μοντέλο (predictive model) και το περιγραφικό μοντέλο (descriptive model). Με το προβλεπτικό μοντέλο δίνεται η δυνατότητα πρόβλεψης των δεδομένων, με τη βοήθεια αποτελεσμάτων από προηγούμενες διαδικασίες εξόρυξης. Το περιγραφικό μοντέλο λειτουργεί διαφορετικά δεν προσπαθεί να προβλέψει τα δεδομένα αλλά να ανακαλύψει κάποιο μοτίβο, εξετάζοντας τις ιδιότητες που παρατηρεί στα δεδομένα και όχι την πρόβλεψη νέων [47].

Φανταστείτε την εξόρυξη δεδομένων ως τη ρίζα ενός δέντρου που διακλαδίζοντας προκύπτουν τα δυο μοντέλα το προβλεπτικό και το περιγραφικό, το κάθε ένα να έχει από τέσσερα φύλλα που είναι και η λειτουργίες για την εξόρυξη δεδομένων (σχήμα 3.1). Οι λειτουργίες αυτές είναι η κατηγοριοποίηση ή ταξινόμηση, η παλινδρόμηση, η ανάλυση χρονολογικών σειρών και η πρόβλεψη που απαρτίζουν τα φύλλα στο προβλεπτικό μοντέλο. Το περιγραφικό μοντέλο έχει ως φύλλα την συσταδοποίηση ή ομαδοποίηση, την παρουσίαση συνόψεων, τους κανόνες συσχέτισης και την ανακάλυψη ακολουθιών. Οι λειτουργίες αυτές αποτελούν μέρος του κάθε μοντέλου εξόρυξης δεδομένων με την κάθε μια από αυτές να έχει το ρόλο της στο μοντέλο το οποίο ανήκει, αλλά και καμία λειτουργία του ενός μοντέλου να μην μοιάζει με οποιαδήποτε του άλλου. Οι λειτουργίες αυτές αναλύονται με συνοπτικά παρακάτω.

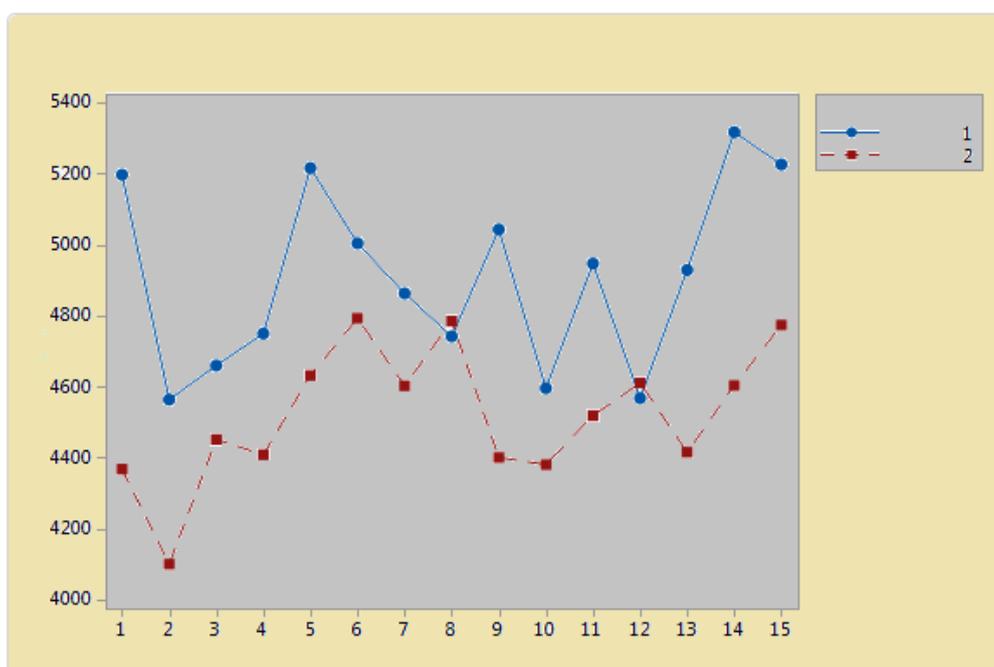


Σχήμα 3.1 Δέντρο μοντελοποίησης εξόρυξης δεδομένων.

Η κατηγοριοποίηση (classification) ταξινομεί τα δεδομένα σε ομάδες, που έχουν οριστεί πριν ξεκινήσει η λειτουργία της ομαδοποίησης, γι' αυτό συχνά θεωρείται και ως « εποπτευομένη μάθηση » επειδή πριν τα δεδομένα εξεταστούν ορίζονται οι ομάδες. Οι τιμές γνωρίσματος των δεδομένων είναι αυτό που ορίζει και της ομάδες που δημιουργούνται, το να αναγνωριστεί ένα πρότυπο είναι είδος κατηγοριοποίησης [47].

Η παλινδρόμηση (regression) χρησιμεύει ώστε να μετατραπεί σε μεταβλητή πρόβλεψη το πρωταρχικό δεδομένο, ουσιαστικά εκπαιδεύει την συνάρτηση που πραγματοποιεί αυτή τη λειτουργία. Για τον ορισμό της καλύτερης συνάρτησης πρέπει τα πρωταρχικά δεδομένα να είναι όμοια με γνωστές συναρτήσεις π.χ. λογαριθμική, γραμμική κλπ., αλλά για βέλτιστο αποτέλεσμα γίνεται χρήση και ανάλυσης σφάλματος [47].

Η ανάλυση χρονολογικών σειρών (time series analysis) χρησιμεύει για την παρακολούθηση και την μεταβολή τιμών που η λήψη τους έχει γίνει σε ίσα διαστήματα του χρόνου και την απεικόνιση των χρονοσειρών σε διάγραμμα (σχήμα 3.2). Η χρήση της ανάλυσης χρονοσειρών γίνεται για να υπολογιστεί η ομοιότητα διαφορετικών χρονοσειρών, για τον ορισμό της συμπεριφοράς της και τέλος για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών [47].



Σχήμα 3.2 Παράδειγμα διαγράμματος ανάλυσης χρονοσειράς.

Η πρόβλεψη (prediction) σαν λειτουργία διαφέρει από το μοντέλο πρόβλεψης παρόλο που θεωρείται σαν ένα μοντέλο πρόβλεψης. Θεωρητικά η ανάθεση τιμής μίας κατάστασης που θα γίνει στο μέλλον αντί μίας τρέχουσα είναι πρόβλεψη. Όμως στη συγκεκριμένη περίπτωση η έννοια της είναι ως εφαρμογής και όχι ως προσέγγιση μοντελοποίησης [47].

Η συσταδοποίηση (clustering) ή αλλιώς ομαδοποίηση είναι σχεδόν ίδια με τη λειτουργία της κατηγοριοποίησης, ωστόσο διαφέρουν στο ότι οι ομάδες δεν ορίζονται από πριν αλλά από τα δεδομένα. Επίσης δεν είναι « εποπτευόμενη μάθηση » όπως η κατηγοριοποίηση. Τα δεδομένα ομαδοποιούνται είτε είναι ξεχωριστά μεταξύ τους είτε όχι. Η λειτουργία αυτή συνήθως πραγματοποιείται βασιζόμενη στα προκαθορισμένα γνωρίσματα μεταξύ των δεδομένων που είναι ίδια [47].

Η παρουσίαση συνόψεων (summarization) παρουσιάζει περιγραφικά τα δεδομένα ως επί μέρους σύνολα ενός μεγαλύτερου συνόλου. Η λειτουργία αυτή δίνει τη δυνατότητα σχετικών πληροφοριών, που προσδιορίζουν τις βάσεις δεδομένων, το οποίο επιτυγχάνεται ξαναποκτώντας τμήματα από τα δεδομένα ή εξάγοντας από αυτά ουσιώδεις πληροφορίες [47].

Οι κανόνες συσχέτισης (association rules) είναι μία λειτουργία που κάνει γνώστες τις συσχετίσεις που υπάρχουν ανάμεσα στα δεδομένα. Συνοπτικά χρησιμεύει έτσι ώστε ανάμεσα στα δεδομένα να γίνεται αναγνώριση τύπων συσχέτισης [47].

Τέλος η ανακάλυψη ακολουθιών (sequence discovery) χρησιμεύει ώστε να γίνεται στα δεδομένα ανάθεση σειριακών προτύπων, τα οποία στηρίζονται σε μία χρονική ακολουθία σειρών και είναι περίπου ίδια με τις συσχετίσεις με μόνη διαφορά μεταξύ τους την στήριξη των προτύπων στο χρόνο [47].

3.2 Μέθοδοι κατηγοριοποίησης

Η λειτουργία της κατηγοριοποίησης θεωρείται ως η πιο διαδεδομένη λειτουργία στον τομέα της εξόρυξης των δεδομένων, με την χρήση της σε εφαρμογές προτύπων και εικόνας, σε εφαρμογές βιομηχανίας για την εύρεση σφαλμάτων, την διάγνωση ασθενειών, σε τραπεζικούς σκοπούς αλλά και για την ταξινόμηση των οικονομικών τάσεων. Μερικές λειτουργίες θεωρούνται ως μία μορφή κατηγοριοποίησης όπως είναι η εκτίμηση και η πρόβλεψη, για παράδειγμα η εκτιμώμενη αξία ενός παλαιού αντικειμένου ή η πρόβλεψη του καιρού των επόμενων ημερών κατατάσσονται ως προβλήματα κατηγοριοποίησης. Ουσιαστικά η πρόβλεψη υποτίθεται πως είναι μία από τις τιμές, μίας ανάμεσα σε πολλές πιθανές κλάσεις [47].

Η διαδικασία δημιουργίας προκαθορισμένων κλάσεων πραγματοποιείται με τη βοήθεια δειγμάτων που λαμβάνονται από τα δεδομένα της βάσης που θα χρησιμοποιηθούν στην εκπαίδευση για να εισαχθούν στο σύστημα υλοποίησης του σεναρίου, με βασική προϋπόθεση την γνώση των δεδομένων για να χωριστούν σωστά οι κλάσεις σύμφωνα με τα δεδομένα ολόκληρης της βάσης με την μεγαλύτερη εφικτή ακρίβεια, ο λόγος αυτός είναι η αιτία που η κατηγοριοποίηση θεωρείται ως λειτουργία με επίβλεψη.

Για τη λύση του προβλήματος κατηγοριοποίησης, δηλαδή την επιλογή της κλάσης από ένα σύνολο κατηγοριών έτσι ώστε να τοποθετηθούν σωστά τα στοιχεία που εξάγονται από τη βάση, με όσο το πιθανόν μεγαλύτερη ακρίβεια είναι αυτό εφικτό στην σωστή κλάση, γίνεται με τις μεθόδους που αναφέρονται:

- τον ορισμό των ορίων με ακρίβεια,
- την κατανομή της πιθανότητας και
- κατόπιν χρήσης των πιθανοτήτων [47].

3.2.1 Γραμμική διακριτή ανάλυση (LDA)

Ο διαχωρισμός και ο χαρακτηρισμός των κλάσεων πραγματοποιείται με το γραμμικό συνδυασμό των χαρακτηριστικών, τη λεγόμενη γραμμική διακριτή ανάλυση linear discriminant analysis (LDA), η οποία είναι μια τεχνική κατηγοριοποίησης που με τη χρήση της βοηθάει ώστε να γίνει αυτό, με το συνδυασμό αυτό να χρησιμεύει και ως γραμμικός ταξινομητής.

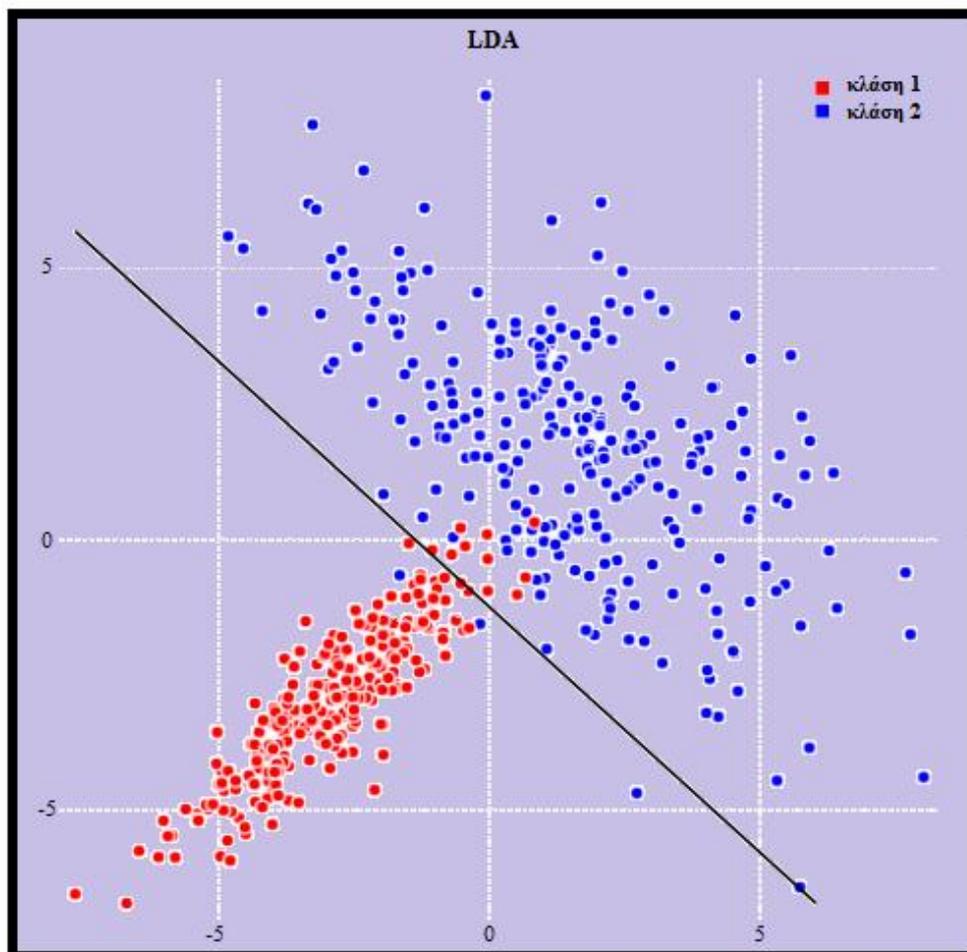
Ο σκοπός χρήσης της διευκολύνει σε περιπτώσεις ανομοιότητας συχνοτήτων εντός κλάσης, εξετάζοντας τυχαία παραγόμενα δεδομένα ώστε να παρατηρηθούν οι επιδόσεις τους. Επιτυγχάνει μεγάλη διαχωριστική ικανότητα αυξάνοντας την αναλογία της διακύμανσης κλάσης εντός της κλάσης αυτής, εξασφαλίζοντας το διαχωρισμό απ' οποιοδήποτε σύνολο δεδομένων, η LDA συναντάται συχνά στα προβλήματα αναγνώρισης της ομιλίας. Επίσης κάνει πιο εύκολο το να αντιληφθεί κάποιος την κατανομή χαρακτηριστικών στα δεδομένα [48].

Ο διαχωρισμός των δεδομένων από τα σύνολα είναι εφικτός με δυο τρόπους προσέγγισης της τεχνικής του LDA.

Ο πρώτος τρόπος γίνεται με την εξάρτηση κλάσης μετασχηματισμού (class-dependent transformation) όπου γίνεται αύξηση της αναλογίας με διακύμανση κλάσης εντός της διακύμανσης κλάσης. Για τη δημιουργία της καταλληλότερης κλάσης διαχωρισμού γίνεται και η αύξηση της αναλογίας. Αυτός ο τρόπος προσέγγισης κάνει χρήση δυο βέλτιστων κριτηρίων για να μετασχηματίσει τα σύνολα δεδομένων χωρίς κάποια εξάρτηση [48].

Ο δεύτερος τρόπος γίνεται με ανεξάρτητο μετασχηματισμό κλάσης (class-independent transformation) και εδώ υπάρχει αύξηση της αναλογίας από την διακύμανση κλάσης της συνολικής διακύμανσης. Για το μετασχηματισμό των συνόλων δεδομένων εδώ γίνεται χρήση ενός βέλτιστου κριτηρίου, αλλά και όλα τα σημεία δεδομένων ασχέτως της ταυτότητας κατηγορίας τους μετασχηματίζονται με

τη χρήση αυτού του μετασχηματισμού. Σε αυτόν τον τρόπο κάθε κλάση θεωρείται ξεχωριστή από όλες τις υπόλοιπες [48].



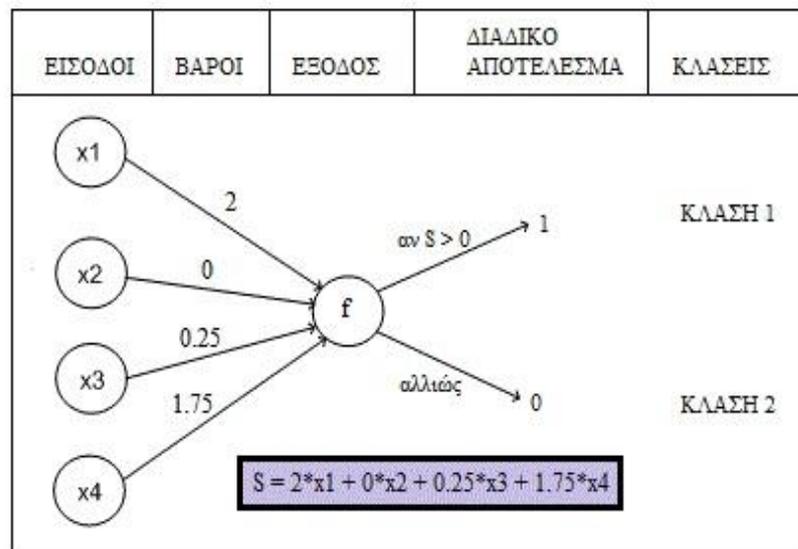
Σχήμα 3.3 Παράδειγμα διαγράμματος μεθόδου LDA.

3.2.2 Νευρωνικά Δίκτυα (Perceptrons)

Στον εγκέφαλο υπάρχει ένα κύτταρο το οποίο χρησιμεύει με σκοπό να συγκεντρώνει, να επεξεργάζεται και να διαμοιράζει τα ηλεκτρικά σήματα, την επεξεργασία της πληροφορίας του εγκεφάλου κατά κύριο λόγο την κάνουν δίκτυα που αποτελούνται από νευρώνες, νευρωνικά δίκτυα neural networks (NN). Με το σκεπτικό αυτό έγινε και η δημιουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων artificial neural networks (ANN). Για το διαχωρισμό των τεχνητών από τα βιολογικά δίκτυα γίνεται υλοποίηση των τεχνητών δικτύων βασιζόμενα στις λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου [49,47].

Η σύσταση ενός νευρωνικού δικτύου περιέχει κόμβους (units) που ενώνονται από κατευθυνόμενους συνδέσμους (links) οι οποίοι χρησιμεύουν για την ενεργοποίηση (activation) ενός κόμβου από έναν άλλο κόμβο. Για τον ορισμό του πρόσημου και της ισχύος της κάθε σύνδεσης γίνεται χρήση του βάρους (weight) [49].

Το perceptron είναι η απλούστερη μορφή ενός νευρωνικού δικτύου (σχήμα 3.4), αποτελείται συνήθως από πολλές εισόδους που καταλήγουν όλες άμεσα σε μία ή σε παραπάνω εξόδους, παρομοιάζοντας το έτσι με ένα νευρώνα, κάθε νευρώνας αποτελεί ένα επίπεδο, για το λόγο αυτό το απλό perceptron ονομάζεται και αλλιώς νευρωνικό δίκτυο ενός επιπέδου (single layer neural network). Για τη λειτουργία του χρησιμοποιείται δυαδική ταξινόμηση, αυτό γίνεται με μία συνάρτηση ενεργοποίησης f και τη χρήση ενός αθροίσματος S των βαρών των εισόδων, στην περίπτωση που το $S > 0$ τότε η $f = 1$ και γίνεται κατηγοριοποίηση της μίας κλάσης, στην αντίθετη περίπτωση γίνεται κατηγοριοποίηση της άλλης κλάσης [47].



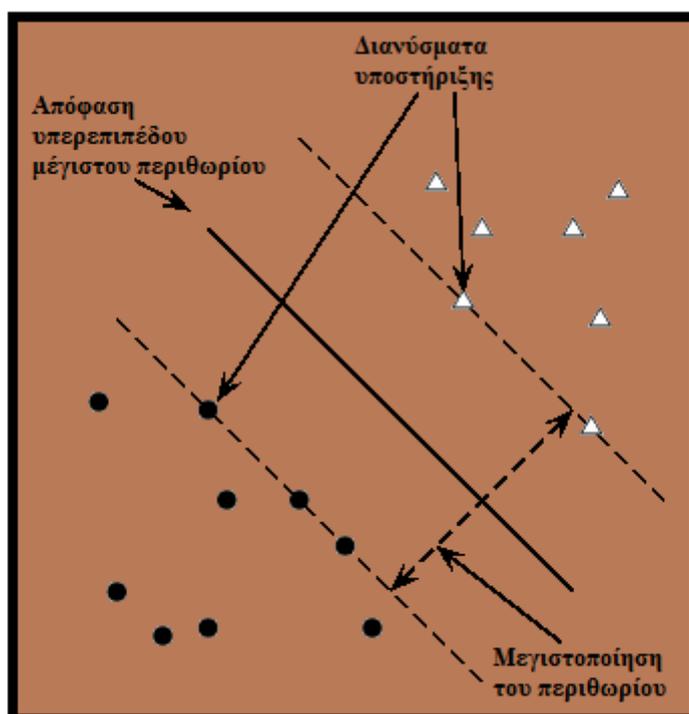
Σχήμα 3.4 Απλό νευρωνικό δίκτυο perceptron.

3.2.3 Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVM)

Όταν αναφερόμαστε στις μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων support vector machines (SVM), πρόκειται για ένα σύνολο από μεθόδους εποπτευόμενης μάθησης με τη συνεργασία αλγόριθμων μάθησης που χρησιμεύουν στην κατηγοριοποίηση, την παλινδρόμηση και την ανίχνευση ακραίων τιμών.

Οι αλγόριθμοι των SVM έχουν αναπτυχθεί έτσι ώστε να χρησιμεύουν στην αριθμητική πρόβλεψη των ιδιοτήτων που δημιουργούνται ως αποτέλεσμα της κατηγοριοποίησης. Δεν μπορούν όλα τα SVM να εκφράσουν το μοντέλο που παράγεται για τα μη γραμμικά προβλήματα [50].

Επί της ουσίας ένα SVM (σχήμα 3.5) είναι μία μέθοδος κατηγοριοποίησης, διαχωρίζοντας όλες τις διαφορετικές περιπτώσεις των κλάσεων, εντός ενός πολυδιάστατου χώρου με την δημιουργία υπερεπιπέδων, υποστηρίζοντας με αυτόν τον τρόπο περιπτώσεις ταξινόμησης, παλινδρόμησης αλλά και συνεχείς μεταβλητές και μεταβλητές χαρακτηριστικών [51].



Σχήμα 3.5 Παράδειγμα διαγράμματος SVM.

3.3 Κανόνες αξιολόγησης ταξινόμησης

Με όσα αναφέρθηκαν παραπάνω επιτυγχάνεται η κατηγοριοποίηση, ωστόσο από τη στιγμή που τα στοιχεία τοποθετούνται με όσο το πιθανόν μεγαλύτερη ακρίβεια γίνεται στις κλάσεις τις οποίες έχουν δημιουργηθεί σχετικά με τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που εξήχθησαν από ένα σύνολο δεδομένων, είναι αναγκαία η ύπαρξη ενός τρόπου με τον οποίο θα επαληθεύεται αν τα στοιχεία ταξινομήθηκαν με όσον το δυνατόν μεγαλύτερη ακρίβεια γίνεται ή να ανιχνεύει το λάθος στην περίπτωση που αυτό υπάρξει.

Μπορεί να γίνει επαλήθευση της επίδοσης της κατηγοριοποίησης με τον ίδιο τρόπο που ελέγχονται τα συστήματα ανάκτησης πληροφοριών. Με τη χρήση τεσσάρων τεταρτημόριων (σχήμα 3.6) που προκύπτουν για δυο κλάσεις με το πάνω αριστερά και κάτω δεξιά για τις σωστές ενέργειες και τα άλλα δυο για τις λανθασμένες. Επειδή ο υπολογισμός της κατηγοριοποίησης θα ήταν δύσκολος για το σύνολο των κατηγοριών γιατί θα έπρεπε να υπολογιστεί το διπλάσιο του συνόλου αυτών για όλα τα στοιχεία που έχουν εισαχθεί, έτσι γίνεται υπολογισμός για μία κλάση με ένα πλήθος από στοιχεία από το σύνολο των δεδομένων, με την εισαγωγή ή όχι του πλήθους αυτού ασχέτως αν ανήκει ή όχι στην κλάση [47].

Τα τεταρτημόρια για την όλη αυτή διαδικασία είναι:

- Αληθώς Θετικό (True Positive-TP) υπολογίζει ότι το στοιχείο ανήκει στην κλάση και έχει επαληθευτή σωστά,
- Ψευδώς Θετικό (False Positive-FP) υπολογίζεται ότι ανήκει στην κλάση ενώ αυτό δεν ισχύει,
- Αληθώς Αρνητικό (True Negative-TN) υπολογίζεται πως δεν ανήκει στην κλάση και όντως αυτό ισχύει και
- Ψευδώς Αρνητικό (False Negative-FN) υπολογίζεται πως το στοιχείο δεν ανήκει στην κλάση ενώ στην πραγματικότητα ανήκει [47].



Σχήμα 3.6 Τα τέσσερα τεταρτημόρια που προκύπτουν για τις τέσσερις περιπτώσεις.

Ωστόσο μπορεί να γίνει επαλήθευση με τη χρήση του διπλάσιου συνόλου των κλάσεων με όλα τα στοιχεία που προκύπτουν από τη βάση δεδομένων, αυτό πραγματοποιείται με την μήτρα σύγχυσης (confusion matrix) η οποία χρησιμεύει γι' αυτόν ακριβώς το λόγο επιδεικνύοντας μάλιστα με ακρίβεια τη λύση σε ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης.

Με τον υπολογισμό των τεσσάρων περιπτώσεων που παρατηρήθηκαν πιο πάνω δύναται η δυνατότητα σχεδιασμού της καμπύλης λειτουργίας (operating characteristic curve) που υφίσταται και για τις δυο περιπτώσεις, δηλαδή της μίας κλάσης αλλά και της μήτρας σύγχυσης.

Για τον σχεδιασμό είναι σημαντικός ο υπολογισμός κάποιων παραμέτρων, από τις οποίες οι πιο βασικές είναι:

- η ακρίβεια (accuracy) είναι το πηλίκο από το άθροισμα των πληθών των TP και των TN προς το άθροισμα του συνολικού πλήθους,
- η ευαισθησία (sensitivity ή true positive rate) είναι το πηλίκο του αθροίσματος των TP προς το άθροισμα των πραγματικά θετικών περιπτώσεων P των δεδομένων και
- η εξειδίκευση (specificity ή true negative rate) είναι το πηλίκο του αθροίσματος των TN προς το άθροισμα των πραγματικά αρνητικών περιπτώσεων N των δεδομένων.

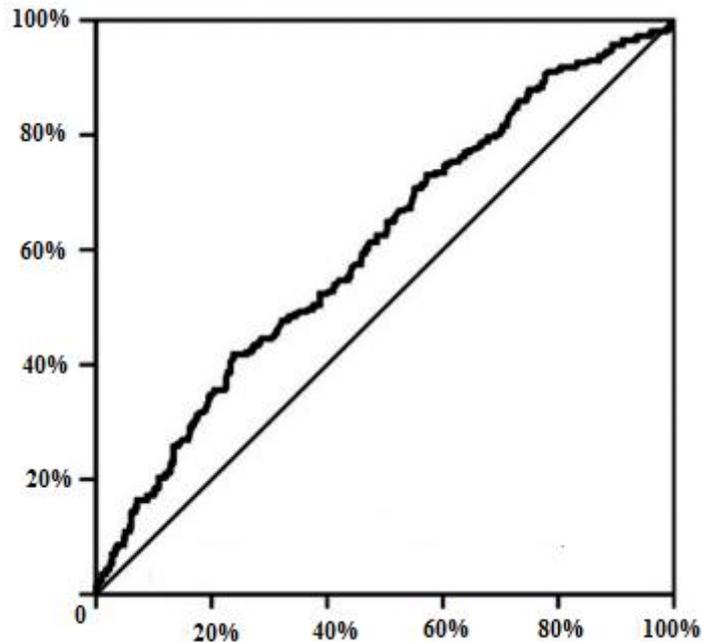
$$\text{TPR} = \frac{\text{TP}}{\text{P}}$$

$$\text{ACC} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{P} + \text{N}}$$

$$\text{TNR} = \frac{\text{TN}}{\text{N}}$$

Σχήμα 3.7 Τυπολόγιο.

Το διάγραμμα της καμπύλης λειτουργίας (σχήμα 3.8) έχει στον κάθετο άξονα τα ποσοστά της ακρίβειας και στον οριζόντιο άξονα τα ποσοστά εξειδίκευσης από αυτό γίνεται κατανοητό πως η πάνω αριστερή γωνία είναι η ακρίβεια και η κάτω δεξιά γωνία η εξειδίκευση που χωρίζονται από μία διαγώνιο, όσο περισσότερο μέρος της καμπύλης βρίσκεται στο πάνω αριστερό κομμάτι τότε και το ποσοστό ακριβείας θα είναι ανάλογο.



Σχήμα 3.8 Παράδειγμα καμπύλης λειτουργίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΥΠΟΔΟΜΗ

4.1 Η φορητή συσκευή ΗΕΓ της NeuroSky

Για να γίνει εφικτή η υλοποίηση των πειραμάτων της συγκεκριμένης εργασίας, με κάποιο τρόπο έπρεπε να γίνει η λήψη των ΗΕΓ σημάτων, με τη χρήση μίας συσκευής που πραγματοποιεί αυτή την διαδικασία. Γι' αυτό το λόγο έγινε χρήση της συσκευής Mindwave της NeuroSky που δίνει τη δυνατότητα απόκτησης των ΗΕΓ σημάτων εστιάζοντας στους ρυθμούς άλφα και βήτα, με μέτρα ευαισθησίας την εστίαση τον διαλογισμό και το βλεφάρισμα των ματιών.

Η Mindwave της NeuroSky (σχήμα 4.1) είναι μία συσκευή καταγραφής ΗΕΓ μονοπολικού montage, 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 της NeuroSky 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 NeuroSky από τον Η/Υ ή το κινητό τηλέφωνο πρέπει να κρατηθεί ο διακόπτης ON/OFF στο ON για λίγα δευτερόλεπτα και έτσι να πραγματοποιηθεί ζεύξη μεταξύ των δυο συσκευών, όπου στην συνέχεια τοποθετείτε στο κρανίο για τη λήψη των σημάτων.

Η συσκευή της NeuroSky έχει ένα αισθητήρα, ο οποίος εφάπτεται στο μπροστινό μέρος του κρανίου, δηλαδή στην περιοχή που βρίσκεται ο μετωπιαίος λοβός και τα ηλεκτρόδια που χρησιμεύουν ως σημείο αναφοράς και ως γείωση, με τη χρήση ενός κλιπ το οποίο τοποθετείται στο μαλακό μέρος του πτερυγίου του αφτιού.



Σχήμα 4.1 Η συσκευή καταγραφής ΗΕΓ της NeuroSky.

Επιπλέον για περαιτέρω γνώση της συσκευής της NeuroSky αναφέρονται κάποια από τα τεχνικά χαρακτηριστικά της. Για την τροφοδοσία της χρησιμοποιεί μια μπαταρία AAA που αποδίδει χρήση της συσκευής 8h (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) [52].

Για τη λειτουργία της η συσκευή έχει ως παραμέτρους την εξαγωγή ακατέργαστων σημάτων των 12 bit, με εύρος ζώνης 3 – 100Hz και ρυθμό δειγματοληψίας τα 512Hz. Όπως αναφέρεται πιο πάνω 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 [52].

4.2 Το λογισμικό 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. Η λήψη/κατέβασμα (download) του λογισμικού μπορεί να γίνει από την κεντρική ιστοσελίδα του Inria.

Το OpenVIBE είναι μια 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 [53].

Το κύριο πεδίο εφαρμογής του είναι για ιατρικούς σκοπούς, που όπως αναφέρθηκαν και στο 2 κεφάλαιο υποστήριξη σε άτομα με ειδικές ανάγκες, διάγνωση σε πραγματικό χρόνο, για την βιοανάδραση πραγματικού χρόνου και την 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 [53].

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.

Όσα αναφέρθηκαν παραπάνω είναι και ο λόγος για τον οποίο η δομή αυτού του λογισμικού υλοποιήθηκε με σαφήνεια σε διάφορες ενότητες. Αυτή η δομή βοηθά στο να κατανοήσει και να χρησιμοποιήσει κάποιος άμεσα και ευκολότερα τις διάφορες δυνατότητες που παρέχει το λογισμικό αυτό, καθιστώντας ευκολότερη την εφαρμογή και την προσθήκη νέων διαφορετικών στοιχείων, όπως αλγόριθμων ή κουτιών. Η οργάνωση του έχει γίνει με ένα κατάλογο από φακέλους, κάθε φάκελος περιέχει υποκαταλόγους με πληροφορίες για μια διαφορετική μονάδα. Η δομή κάθε φακέλου χρησιμεύει στο να ξεχωρίσει που πρέπει κάθε στοιχείο να σωθεί, όμως και για το ποια αρχεία θα πρέπει να αλλάξουν για την αναδημιουργία του προγράμματος, δίνοντας την επιλογή μεγάλης ποικιλίας γλωσσών προγραμματισμού για το νέο κώδικα που θα προστεθεί από το χρήστη. Με αυτό τον τρόπο είναι ικανό να επεξεργαστεί σε πραγματικό χρόνο τα δεδομένα και να οργανώσει την επεξεργασία τους σε διαφορετικές σπείρες που κάνει αυτό το λογισμικό πιο χρήσιμο.

Ωστόσο για να γίνουν κατανοητά όλα όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, είναι απαραίτητο να γίνει επεξήγηση κάποιων βασικών εννοιών της λειτουργίας του OpenVIBE, οι έννοιες αυτές είναι οι εξής:

- 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, το κάθε κουτί υπάρχει για να εξυπηρετεί μια συγκεκριμένη εργασία, όπως για παράδειγμα το φιλτράρισμα των σημάτων ή για την ταξινόμηση. Επιπλέον για να υλοποιηθεί μια ακολουθία διακριτών καθηκόντων, είναι εφικτή η σύνδεση των διάφορων κουτιών μεταξύ τους.

- Τέλος οι ενότητες που χρησιμεύουν για το διαχωρισμό στο ρόλο που έχει το κάθε κουτί. Με τη ενότητες οι φάσης 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 όπως τη λήψη των σημάτων, το φιλτράρισμα κτλ., με αυτό να είναι σημαντικό διότι κάθε ενότητα εμπεριέχει μια δόση ανάλυσης των δεδομένων.

Με τη λήψη των δεδομένων, πραγματοποιείτε η απόκτηση των δεδομένων με πολλούς διαφορετικούς τρόπους που αυτοί είναι μέσω ενός αρχείου, με μία συσκευή ΗΕΓ ή μέσω κάποιου διαδικτυακού αποθηκευτικού χώρου αλλά και με πολλούς ακόμα τρόπους. 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, εδώ 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 επιλεγεί.

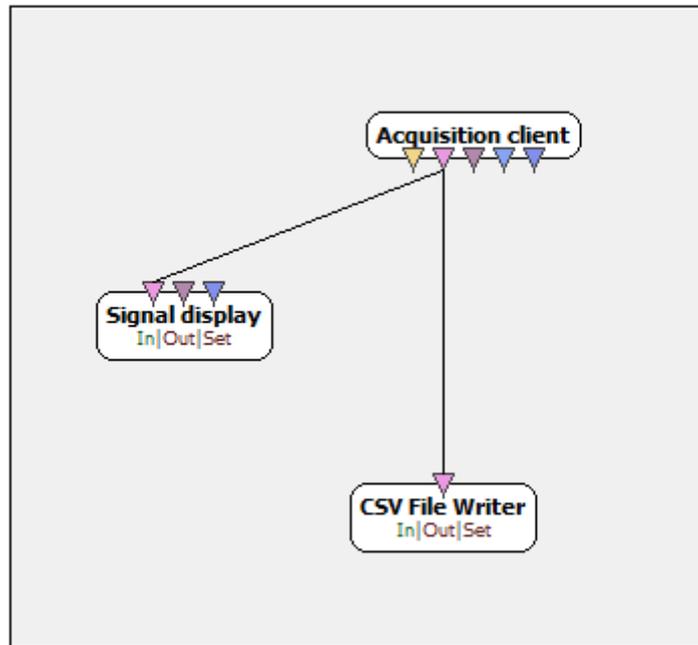
Η κατηγοριοποίηση είναι η ενότητα που επί της ουσίας χαρακτηρίζεται και ως το τελευταίο στάδιο της όλης ενέργειας που έχει υλοποιηθεί εντός του σεναρίου. Εδώ γίνεται η αναγνώριση των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί από τα δεδομένα και η

ταξινόμηση τους στις κλάσεις αναλόγως τον αλγόριθμο που έχει επιλεγθεί, έτσι ώστε να υπάρξει το καλύτερο δυνατό 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 H/Y 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 για την 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.

Στο σχήμα 4.2 που φαίνεται παρακάτω παρουσιάζεται ένα απλό παράδειγμα σεναρίου που έχει σχεδιαστεί με το λογισμικό του OpenVIBE, σε αυτό το σενάριο καταγράφονται τα σήματα που λαμβάνονται σε πραγματικό χρόνο, αναλυτικά στο σενάριο αυτό γίνεται λήψη των σημάτων που στέλνονται από την συσκευή ΗΕΓ στο κουτί του acquisition client το οποίο συνδέεται με ένα κουτί signal display το οποίο χρησιμεύει για την απεικόνιση των σημάτων που λαμβάνονται κατά τη λήψη τους σε πραγματικό χρόνο, επίσης 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.



Σχήμα 4.2 Παράδειγμα σεναρίου που έχει σχεδιαστεί με το λογισμικό OpenVibe.

4.3 Λήψη σημάτων πραγματικού χρόνου με τη συσκευή NeuroSky και το OpenVIBE

Όπως προαναφέρθηκε στο κεφάλαιο αυτό έπρεπε να βρεθεί ένας τρόπος για να ληφθούν τα σήματα σε πραγματικό χρόνο, έτσι ώστε να γίνει εκπαίδευση των σεναρίων που προορίζονται για ένα σύστημα BCI και δημιουργήθηκαν για την εργασία αυτή.

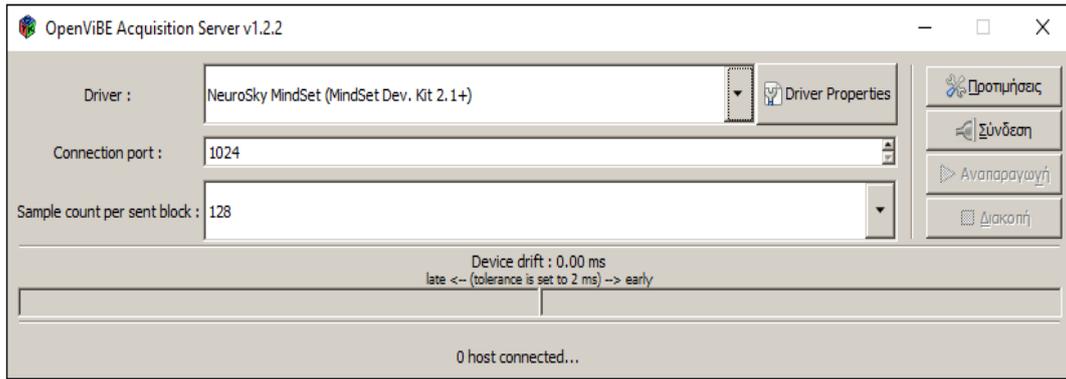
Τα εργαλεία που έδωσαν την δυνατότητα αυτή όπως αναφαίρετε και πιο πάνω σε αυτό το κεφάλαιο, είναι η συσκευή λήψης ΗΕΓ σημάτων της NeuroSky και το λογισμικό ανοιχτού κώδικα που διανέμεται δωρεάν από το Εθνικό Γαλλικό Ινστιτούτο Inria.

Η διαδικασία της λήψης των σημάτων ξεκίνησε γυρνώντας τον διακόπτη ON/OFF της συσκευής ΗΕΓ της NeuroSky στο ON, έπειτα έγινε ενεργοποίηση των Bluetooth του Η/Υ, εν συνεχεία για να ανιχνεύσει ο Η/Υ την συσκευή ΗΕΓ κρατήθηκε σταθερός για μερικά δευτερόλεπτα ο διακόπτης ON/OFF της συσκευής ΗΕΓ στο ON (pair), εμφανίζοντας έτσι την συσκευή ΗΕΓ στο παράθυρο ανίχνευσης του Bluetooth του Η/Υ επιτρέποντας με αυτόν τον τρόπο ανάμεσα στη συσκευή ΗΕΓ και τον Η/Υ να υπάρξει ζεύξη.

Αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία επικοινωνίας της συσκευής ΗΕΓ και του Η/Υ, πρέπει το άτομο το οποίο θα πάρει μέρος στο πείραμα για να καταγραφούν τα εγκεφαλικά του σήματα να φορέσει την συσκευή ΗΕΓ στο κεφάλι του, τοποθετώντας όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.1 το βραχίονα της συσκευής που βρίσκεται ο αισθητήρας 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 (σχήμα 4.3) που είναι ένα εργαλείο του λογισμικού OpenVIBE, με τον οποίο γίνεται επιλογή του οδηγού υλικού από τη λίστα που περιέχει για τη συγκεκριμένη συσκευή που χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα. Ωστόσο στον acquisition server μπορεί κάποιος να ορίσει τις ρυθμίσεις σύνδεσης όπως τον αριθμό δειγμάτων που λαμβάνονται ανά μπλοκ και άλλα.

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.



Σχήμα 4.3 Παράθυρο του Acquisition Server.

Κατόπιν της διαδικασίας που αναφέρθηκε με τη βοήθεια του acquisition server, τα σήματα που 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, όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.2, που είναι και ο λόγος για τον οποίο συνδέονται τα δυο κουτιά του σεναρίου του OpenViBE μεταξύ τους.

Επομένως η διαδικασία που μόλις έγινε η περιγραφή της ήταν και ο τρόπος που χρησιμοποιήθηκε για την λήψη των σημάτων σε πραγματικό χρόνο, που χρειάστηκαν για την εκπαίδευση των σεναρίων συστήματος BCI στα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη εργασία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ-ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

5.1 Σύνολα Δεδομένων

Για την αξιολόγηση των σεναρίων που δημιουργήσαμε στο λογισμικό ανοιχτού κώδικα χρησιμοποιήθηκαν δύο διαφορετικά σύνολα σημάτων. Από αυτά το ένα είναι πολύ γνωστό σύνολο δεδομένων για Επιληψίας, το οποίο αποκτήθηκε μέσω διαδικτύου, ενώ το δεύτερο λήφθηκε σε πραγματικό χρόνο με τη χρήση της συσκευής της NeuroSky στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, με τον τρόπο που αναφέρεται στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Όπως προαναφέρθηκε κάποια από τα σύνολα των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν προϋπήρχαν και δεν έγινε λήψη τους σε πραγματικό χρόνο με τη συσκευή ΗΕΓ της NeuroSky. Πρόκειται για σήματα ατόμων που πάσχουν από επιληψία και λήφθηκαν από την ιστοσελίδα του επιληπτικού τμήματος του Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου της Βόννης της Γερμανίας που παρέχει δωρεάν αυτά τα σήματα για ερευνητική χρήση [54].

Τα συγκεκριμένα σύνολα χωρίζονται σε πέντε ομάδες S, F, N, O, Z των εκατό σημάτων η κάθε μία και χρόνου 23sec, τα οποία προέρχονται από εύρος ζώνης 0.5 έως 85Hz με την εφαρμογή φίλτρου διέλευσης χαμηλών συχνοτήτων με συχνότητα αποκοπής τα 40Hz. Οι πρώτες τέσσερις ομάδες προέρχονται υπό κανονικές συνθήκες λειτουργίας του εγκεφάλου, η πέμπτη ομάδα η S αποτελείται από εκατό επιληπτικά σήματα που έχουν ληφθεί κατά την επιληπτική κρίση. Επίσης τα σήματα είχαν ρυθμό δειγματοληψίας 173.61Hz, τα σύνολα αυτά βοήθησαν μέχρι τα σεναρία να φθάσουν στην τελική τους μορφή.

Όσον αφορά τα σύνολα των δεδομένων που αποκτήθηκαν σε πραγματικό χρόνο, πρόκειται για τέσσερα σύνολα δεδομένων τα οποία έχουν ληφθεί κάτω από τέσσερις διαφορετικές καταστάσεις, έτσι ώστε να παρατηρηθεί η συμπεριφορά του εγκεφάλου από τα δεδομένα που εξήχθησαν από τα σύνολα για την εκπαίδευση των σεναρίων με τη χρήση της συσκευής ΗΕΓ της NeuroSky.

Το πρώτο σύνολο δεδομένων που αποκτήθηκε, έγινε λήψη του υπό την κατάσταση των κλειστών ματιών του δωρητή των σημάτων με την χρήση της συσκευής ΗΕΓ. Πρόκειται για λήψη 5min με ρυθμό δειγματοληψίας 512Hz. Το άτομο έμεινε για πέντε λεπτά με κλειστά τα μάτια σε κατάσταση χαλάρωσης ή διαλογισμού και τα σήματα αποθηκεύτηκαν σε ένα αρχείο CSV.

Το δεύτερο σύνολο δεδομένων που αποκτήθηκε, έγινε λήψη του υπό την κατάσταση των ανοιχτών ματιών του δωρητή των σημάτων με την χρήση της συσκευής ΗΕΓ. Πρόκειται για λήψη 5min με ρυθμό δειγματοληψίας 512Hz. Το άτομο έμεινε για πέντε λεπτά με ανοιχτά τα μάτια και εστιάζοντας σε ένα σημείο, επειδή όμως δεν ήταν εφικτό να μείνει για πέντε λεπτά συνεχόμενα χωρίς να βλεφαρίσει υπήρξαν ενδιάμεσα και κάποιες παύσεις, τα σήματα αποθηκεύτηκαν σε ένα αρχείο CSV.

Το τρίτο σύνολο δεδομένων που αποκτήθηκε, έγινε λήψη του υπό την κατάσταση διαβάσματος ενός βιβλίου του δωρητή των σημάτων με τη χρήση της συσκευής ΗΕΓ. Πρόκειται για λήψη 5min με ρυθμό δειγματοληψίας 512Hz. Το άτομο για πέντε λεπτά διάβασε ένα απόσπασμα ενός βιβλίου όχι κάτι συγκεκριμένο χωρίς να υπάρχει βιασύνη αλλά με τον τρόπο που εκείνος ήθελε δηλαδή αργό ή γρήγορο διάβασμα χωρίς παύσεις, τα σήματα αποθηκεύτηκαν σε ένα αρχείο CSV.

Το τέταρτο και τελευταίο σύνολο δεδομένων που αποκτήθηκε, έγινε λήψη του υπό την κατάσταση του δωρητή των σημάτων με τη χρήση της συσκευής ΗΕΓ, να παίζει το γνωστό σε όλους βιντεοπαιχνίδι Tetris. Πρόκειται για λήψη 5min με ρυθμό δειγματοληψίας 512Hz. Το άτομο για πέντε λεπτά έπαιξε Tetris με την άνοδο του επιπέδου δυσκολίας κάθε φορά που άλλαζε να αναγκάζει τον δωρητή σε γρηγορότερη αντίληψη και αντίδραση, τα σήματα αποθηκεύτηκαν σε ένα αρχείο CSV.

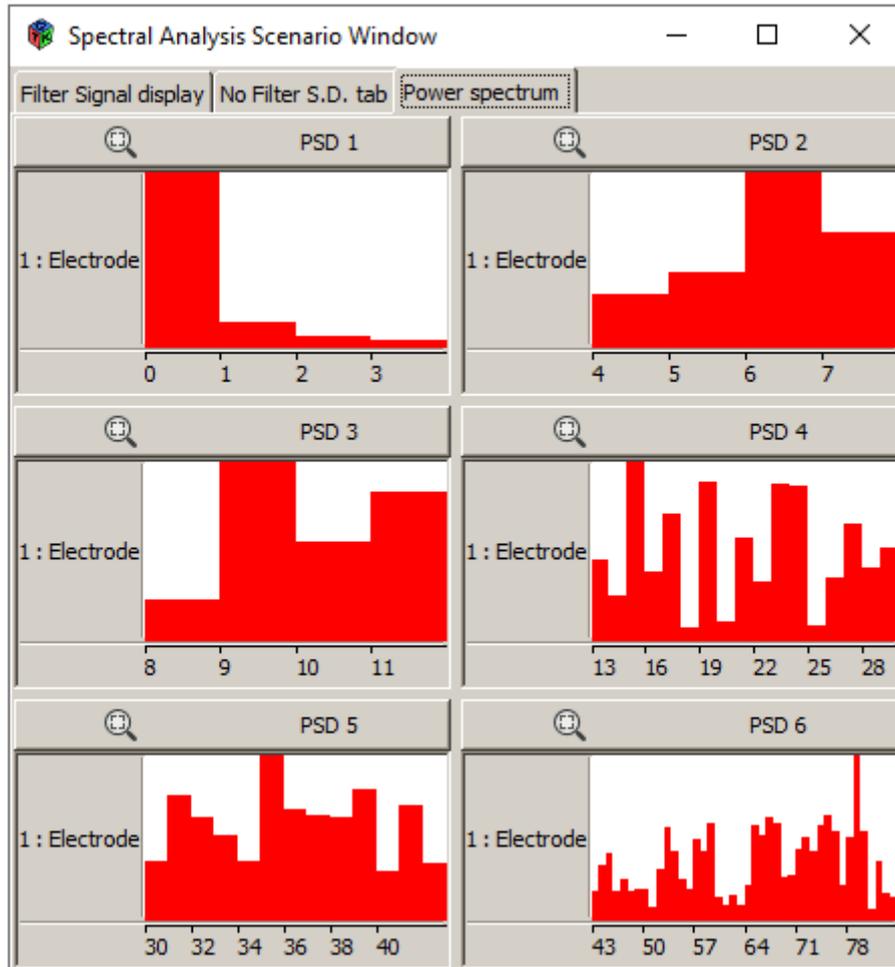
5.2 Δραστηριότητες του εγκεφάλου σε πραγματικό χρόνο

Τα σύνολα των δεδομένων αποκτήθηκαν με την χρήση της συσκευής ΗΕΓ, του acquisition server αλλά και του σεναρίου που φαίνεται στο προηγούμενο κεφάλαιο. Ωστόσο για την παρακολούθηση και ανάλυση των διαφορών που υπάρχουν μεταξύ των σημάτων υλοποιήθηκε το παρακάτω σενάριο, με σκοπό να παρατηρηθούν οι διαφορές ανάμεσα στα σύνολα, εντός των συνόλων αλλά και τις δραστηριότητες του εγκεφάλου.

Το σενάριο αυτό τροφοδοτήθηκε με τα σύνολα μέσω ενός CSV file reader ή εναλλακτικά θα μπορούσε να γίνεται αυτό και με έναν acquisition client, από εκεί τα σήματα οδηγήθηκαν σε έξι φίλτρα διέλευσης ζώνης με χωρίζοντας το εύρος συχνότητας 0.1 έως 85Hz σε έξι εύρη ζώνης 0.1 έως 3.5Hz, 4 έως 8Hz, 8 έως 12Hz, 13 έως 30Hz, 30 έως 43Hz και τέλος 30.5 έως 85Hz. Με τον τρόπο αυτό διαχωρίστηκαν από τα σύνολα που αποκτήθηκαν συχνότητες που μπορεί να υπήρχαν εντός των συνόλων διαφορετικών καταστάσεων.

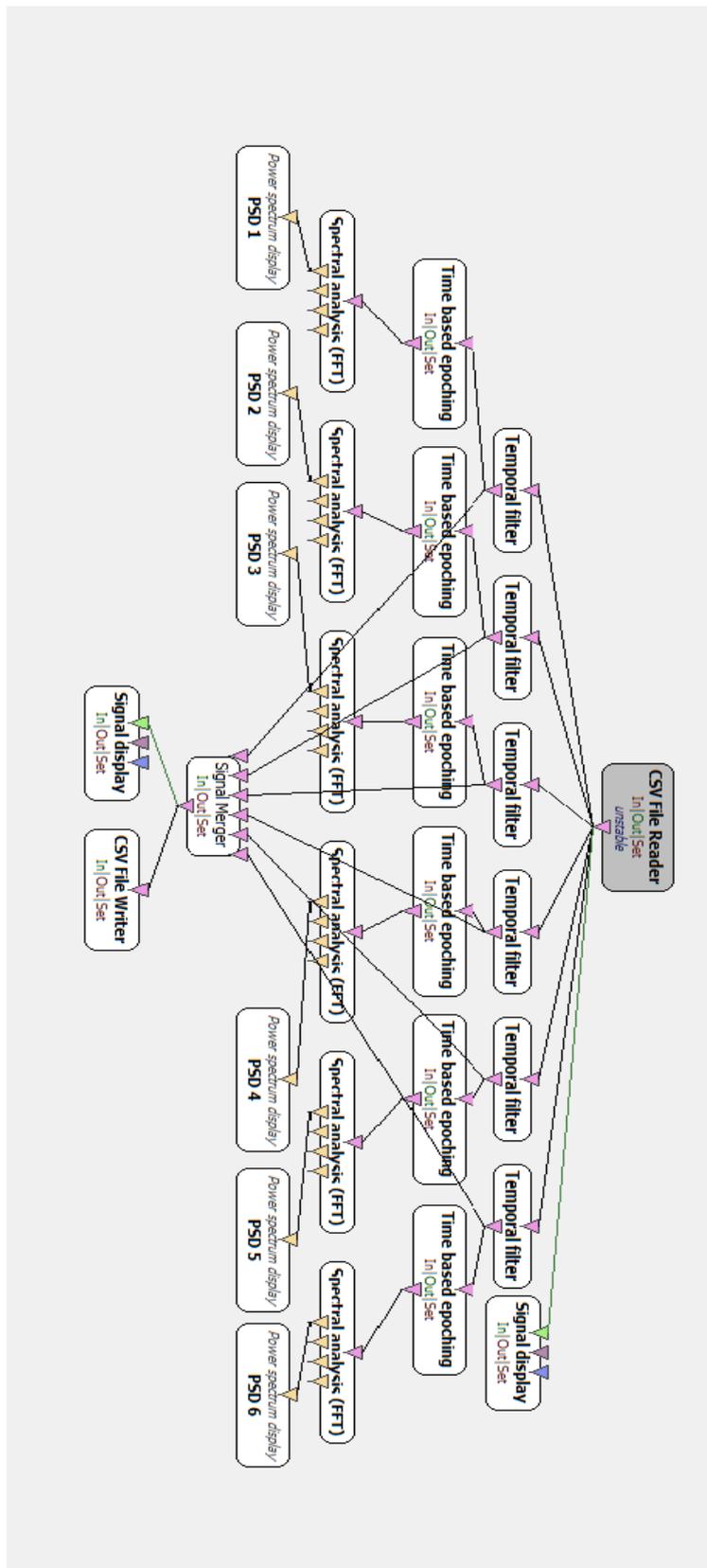
Εν συνεχεία τα σήματα που εξήχθησαν από το κάθε φίλτρο οδηγήθηκαν το κάθε ένα σε κουτί Time based epoching, με αυτό έγινε παραθύρωση στο κάθε σήμα 0.25sec εντός 1sec. Όμως αυτό δεν είναι κάτι απαραίτητο θα μπορούσε για παράδειγμα η παραθύρωση να είναι 0.5sec εντός 1sec ή 0.25sec εντός 2sec, σε αυτό το σενάριο επιλέχτηκε παραθύρωση 0.25sec εντός 1sec.

Από την παραθύρωση ακολουθεί η φασματική ανάλυση βασισμένη στο πλάτος του σήματος που γίνεται με το κουτί spectral analysis, ουσιαστικά πρόκειται για μια διαδικασία FFT (Fast Fourier Transform) που γίνεται με τη χρήση του συγκεκριμένου κουτιού για να παρατηρηθεί στην συνέχεια το πλάτος του σήματος σε σχέση με τη συχνότητα. Την απεικόνιση αυτή για να γίνει, δίνεται η δυνατότητα με το κουτί που ονομάζεται Power spectrum display, που μόνο με το συγκεκριμένο μπορεί να φαίνεται η εικόνα του πλάτους του σήματος σε σχέση με τη συχνότητα, δηλαδή δίνει τη δυνατότητα φασματικής απεικόνισης, αυτό φαίνεται στο σχήμα 5.1.



Σχήμα 5.1 Απεικόνιση πλάτους σε σχέση με τη συχνότητα, των έξι εύρων συχνοτήτων με τη χρήση έξι Power spectrum display.

Επιπλέον στο σενάριο έχουν τοποθετηθεί δύο κουτιά signal display για την απεικόνιση των σημάτων εισόδου και εξόδου. Το πρώτο συνδέεται με το κουτί CSV file reader με σκοπό την απεικόνιση του σήματος εισόδου και το δεύτερο συνδέεται με ένα κουτί signal merger το οποίο χρησιμεύει στην συγχώνευση των σημάτων που προέρχονται κατευθείαν από τα φίλτρα που διαχωρίζουν το αρχικό σήμα σε πέντε ανάλογα το εύρος ζώνης κάθε φίλτρου, που απεικονίζονται από το signal display. Επίσης με το κουτί signal merger συνδέεται και ένα κουτί CSV file writer για την αποθήκευση των σημάτων μετά το διαχωρισμό που πραγματοποιείται στο αρχικό με τη χρήση των φίλτρων. Το σενάριο φαίνεται στο σχήμα 5.2.

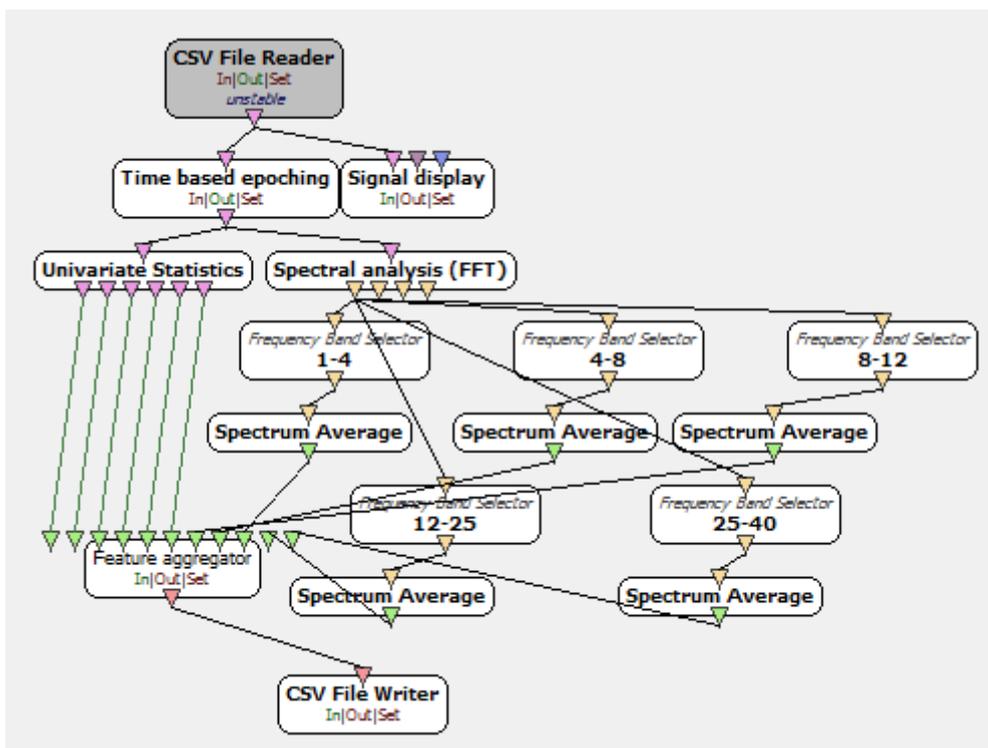


Σχήμα 5.2 Απεικόνιση ολόκληρου του σεναρίου με τα spectral.

5.3 Ταξινόμηση του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος

Για την ανάγκη της ταξινόμησης του εγκεφαλογράφηματος δημιουργήθηκε ένα ακόμα σενάριο, σκοπός του σεναρίου αυτού είναι ο διαχωρισμός των σημάτων και η εξαγωγή χαρακτηριστικών, για τις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις των σημάτων που λήφθηκαν σε πραγματικό χρόνο με τη συσκευή ΗΕΓ της NeuroSky.

Στο σενάριο αυτό φτιάχτηκαν τέσσερις στήλες, όπου η κάθε μία αντιπροσωπεύει ένα από τα τέσσερα σήματα που λήφθηκαν σε πραγματικό χρόνο. Οι τέσσερις στήλες μεταξύ τους είναι ίδιες και δεν διαφέρουν σε κάποιο κουτί που χρησιμοποιήθηκε για την δημιουργία τους. Στο σχήμα 5.3 απεικονίζεται μία εκ των τεσσάρων στηλών.



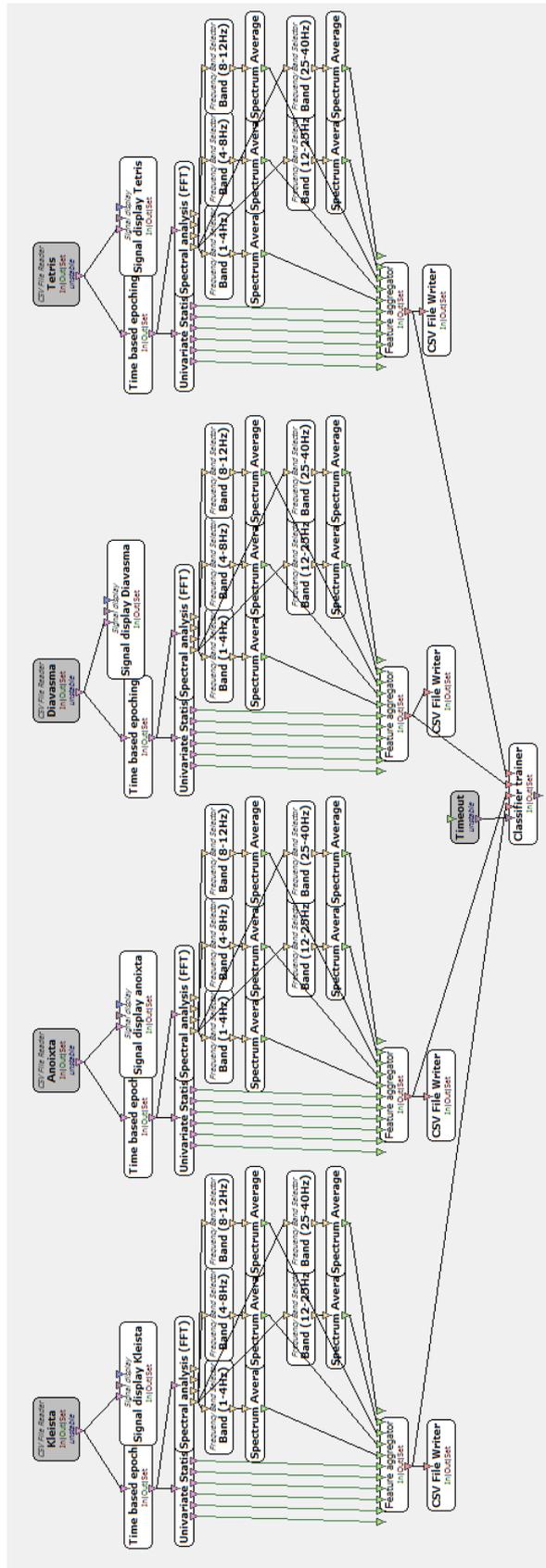
Σχήμα 5.3 Απεικόνιση της μίας εκ των τεσσάρων στηλών του σεναρίου ταξινόμησης.

Υπάρχει και σε αυτό το σενάριο κουτί CSV file reader για την τροφοδοσία των σημάτων στο σενάριο, από εκεί το σήμα οδηγείται σε ένα signal display για την απεικόνιση του σήματος εισόδου και σε ένα κουτί time based epoching που χρησιμεύει για την παραθύρωση του σήματος με 0.5sec εντός 1sec.

Στη συνέχεια το σήμα οδηγείται σε ένα κουτί univariate statistics και σε ένα κουτί spectral analysis. Με το πρώτο γίνεται υπολογισμός της μέσης τιμής, της διακύμανσης, του εύρους, της διαμέσου κάθε δείγματος που εισέρχεται και εξάγει το σήμα που προκύπτει. Το δεύτερο όπως και στο προηγούμενο σενάριο χρησιμεύει για την φασματική ανάλυση του σήματος, επί της ουσίας κάνει ένα μετασχηματισμό Fourier.

Από εκεί το σήμα που προκύπτει από το κουτί univariate statistics οδηγείται στο κουτί του feature aggregator, ωστόσο και το σήμα που προκύπτει από το spectral analysis καταλήγει στον feature aggregator αφού πρώτα διαχωριστεί σε πέντε εύρη ζώνης με τη χρήση κουτιών frequency band selector με τα οποία γίνεται επιλογή διέλευσης του εύρους ζώνης που θα του οριστεί, για την ακρίβεια τα κουτιά αυτά κάνουν το ίδιο με ένα φίλτρο, το κάθε ένα συνδέεται με ένα κουτί spectrum average που υπολογίζει την πραγματική μέση τιμή του φάσματος για κάθε εύρος συχνότητας. Το κουτί του feature aggregator χρησιμεύει για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα σήματα.

Συνεχίζοντας το σήμα οδηγείται σε ένα CSV file writer ώστε να αποθηκευτεί μετά την επεξεργασία που έχει υποστεί σε σχέση με το αρχικό, τέλος κάθε στήλη καταλήγει σε ένα κουτί classifier trainer ο οποίος χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του σεναρίου ταξινομώντας τα σήματα με βάση τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί από αυτά για να βρει το ποσοστό λάθους, ανάλογα με τον αλγόριθμο που θα επιλεγεί από το χρήστη και τις ρυθμίσεις που θα εισαχθούν στον classifier trainer. Στο κουτί του classifier trainer συνδέεται και ένα κουτί timeout που διεγείρει τον trainer ύστερα από ένα χρονικό διάστημα που θα του οριστεί για την διακοπή του σεναρίου χωρίς να δέχεται κάποιο σήμα. Το πλήρες σενάριο απεικονίζεται στο σχήμα 5.4 παρακάτω.

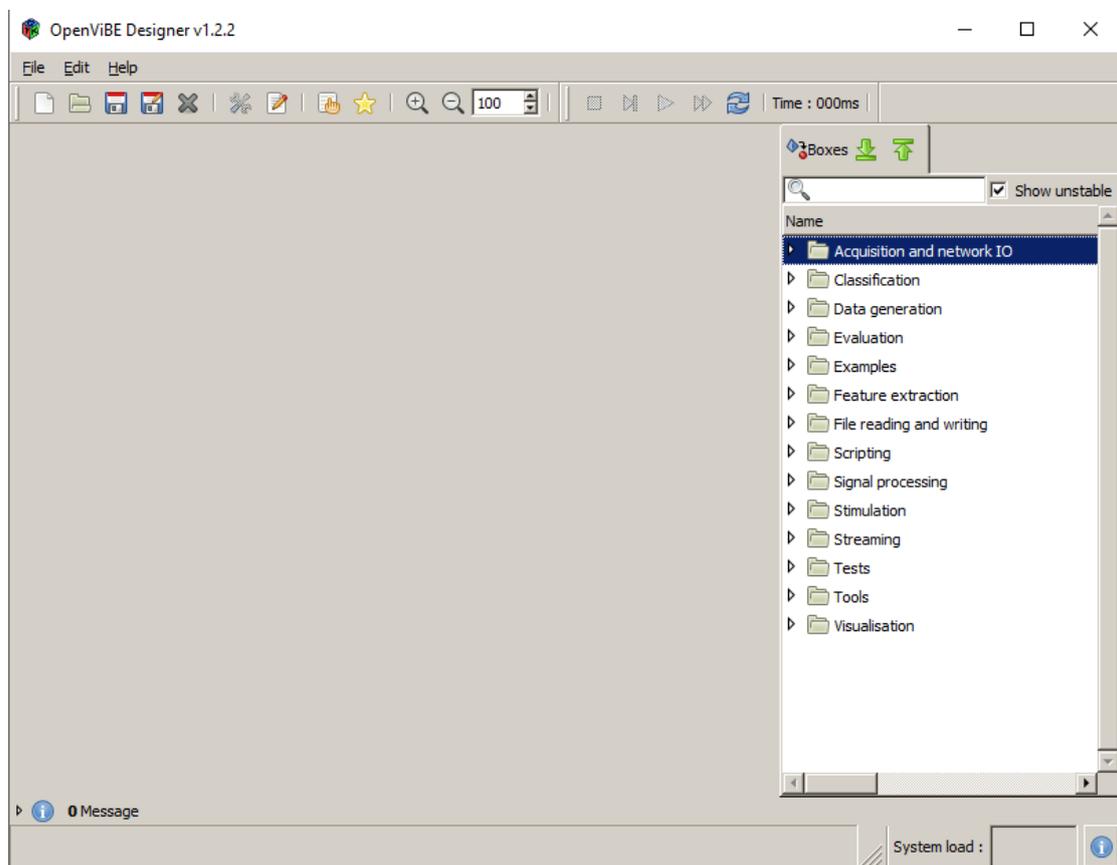


Σχήμα 5.4 Απεικόνιση του σεναρίου ταξινόμησης.

5.4 Υλοποίηση των σεναρίων

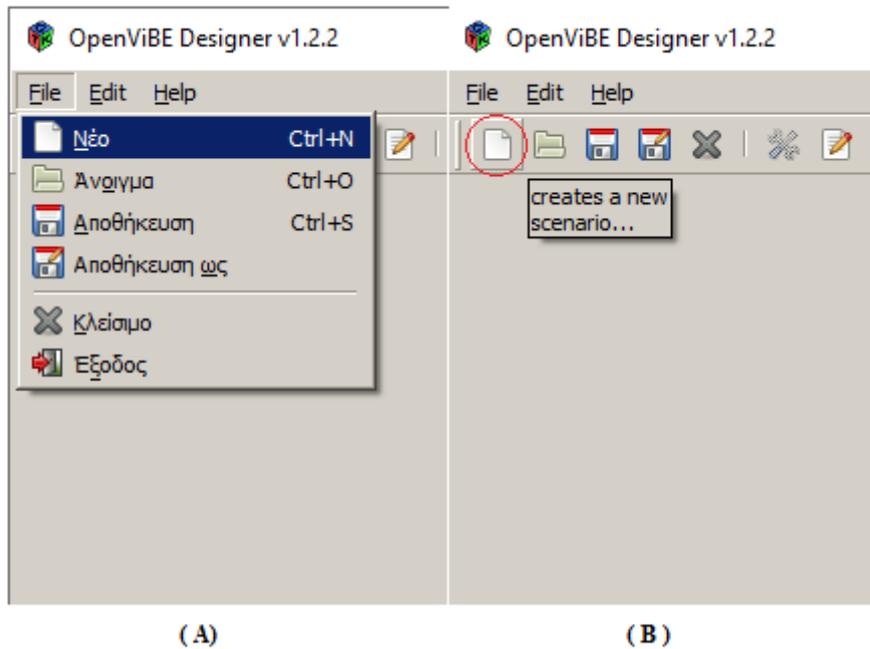
Όπως έγινε αναφορά στο προηγούμενο κεφάλαιο για την σχεδίαση των σεναρίων χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό ανοιχτού κώδικα OpenVibe, σε αυτό το υποκεφάλαιο θα γίνει αναλυτικά επεξήγηση της διαδικασίας που πραγματοποιήθηκε για την σχεδίαση των σεναρίων από την αρχή.

Αρχικά για να ξεκινήσει η διαδικασία πρέπει ο χρήστης να ανοίξει στην επιφάνεια εργασίας του Η/Υ, το παράθυρο του OpenVibe designer με το οποίο θα δουλέψει για να δημιουργήσει το ή τα σενάκια που επιθυμεί, το παράθυρο αυτό φαίνεται στο σχήμα 5.5.



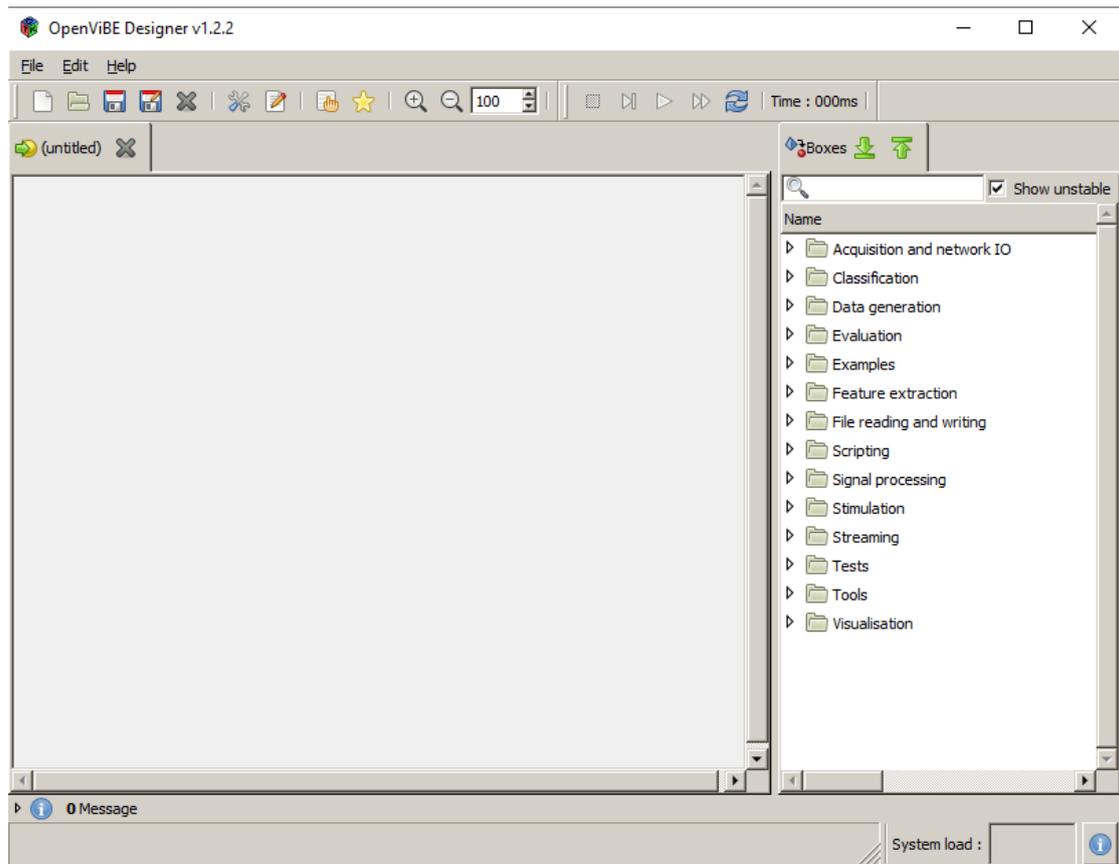
Σχήμα 5.5 Απεικόνιση αρχικού παραθύρου εργασίας του OpenVibe.

Για την δημιουργία ενός νέου σεναρίου το οποίο είναι και το φύλλο σχεδίασης (σχήμα 5.7), πρέπει ο χρήστης να ακολουθήσει την διαδικασία πατώντας το εξής κουμπί <File> και στη συνέχεια να διαλέξει από τον κατάλογο που θα εμφανιστεί την επιλογή <New>, ο άλλος τρόπος που είναι πιο γρήγορος είναι πατώντας από τη γραμμή εργαλείων το κουμπί <create a new scenario>, οι δυο τρόποι φαίνονται στο σχήμα 5.6.

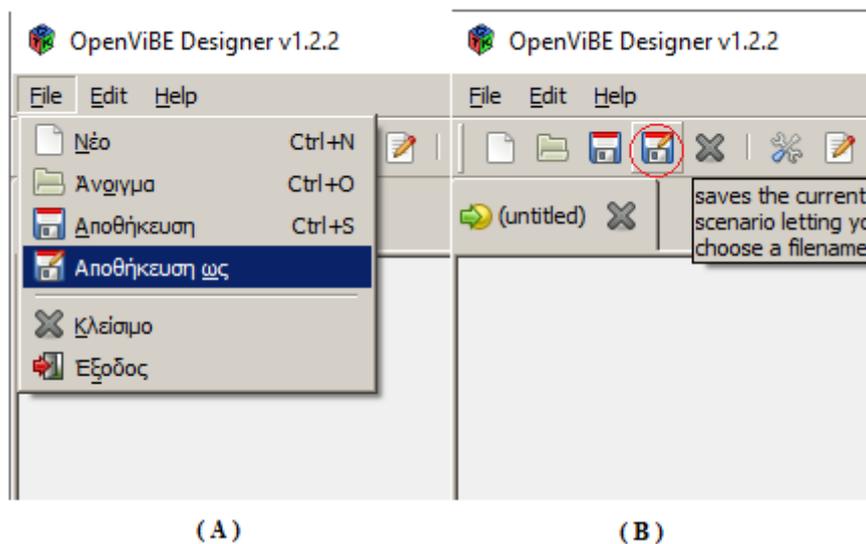


Σχήμα 5.6 Στο (A) απεικονίζεται ο πρώτος τρόπος. Στο (B) απεικονίζεται ο δεύτερος τρόπος.

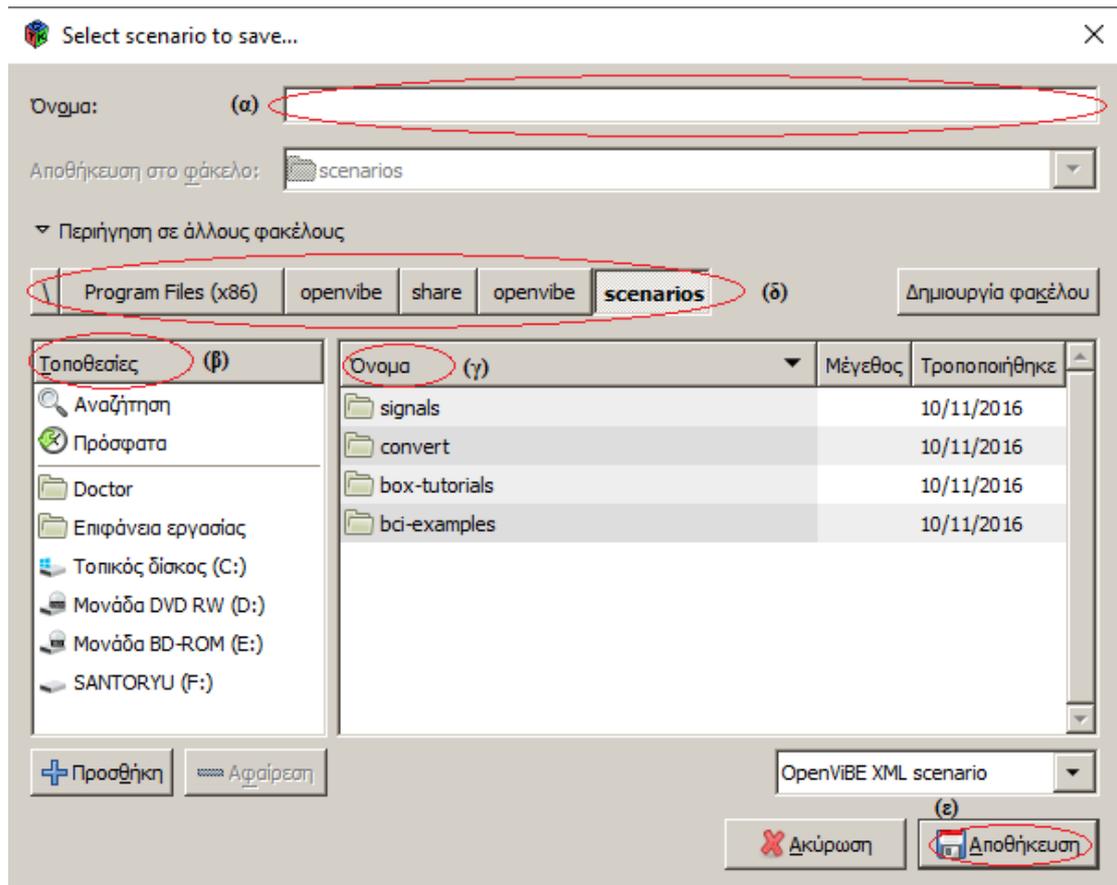
Αφού ο χρήστης δημιουργήσει το σενάριο εργασίας στην συνέχεια θα πρέπει να του δώσει ένα όνομα και να το αποθηκεύσει. Για να γίνει αυτή η διαδικασία ο χρήστης πατώντας το κουμπί <File> και επιλέγοντας από τον κατάλογο που θα εμφανιστεί το <Save as> ή αλλιώς να πατήσει το αντίστοιχο κουμπί από την γραμμή εργαλείων (σχήμα 5.8) και έτσι θα ανοίξει ένα νέο παράθυρο, σε αυτό στην επιλογή <Name> θα δώσει το όνομα του σεναρίου, από τη στήλη του παραθύρου στα αριστερά γίνεται η επιλογή της τοποθεσίας που βρίσκεται ο φάκελος, ενώ δεξιά γίνεται επιλογή του φακέλου αποθήκευσης. Στη μέση του παραθύρου φαίνεται το μονοπάτι για τον φάκελο αποθήκευσης του σεναρίου, μόλις δώσει το όνομα και επιλέξει το φάκελο αποθήκευσης θα πατήσει το κουμπί <Save> που βρίσκεται κάτω δεξιά του παραθύρου όπως φαίνεται στο σχήμα 5.9.



Σχήμα 5.7 Απεικόνιση σεναρίου ή φύλλου εργασίας.

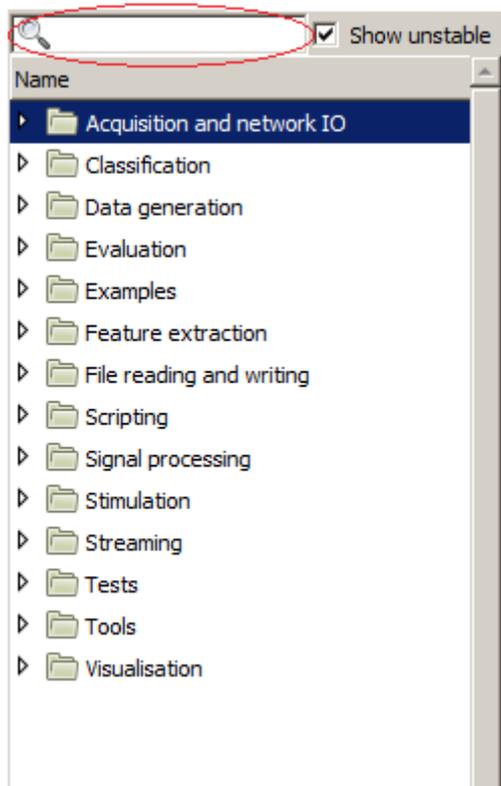


Σχήμα 5.8 Στο (Α) απεικονίζεται ο πρώτος τρόπος. Στο (Β) απεικονίζεται ο δεύτερος τρόπος.



Σχήμα 5.9 Στο (α) δίνεται το όνομα του σεναρίου, στο (β) η τοποθεσία του φακέλου, στο (γ) επιλέγεται ο φάκελος, στο (δ) φαίνεται το μονοπάτι αποθήκευσης του σεναρίου και στο (ε) είναι το κουμπί <Save>.

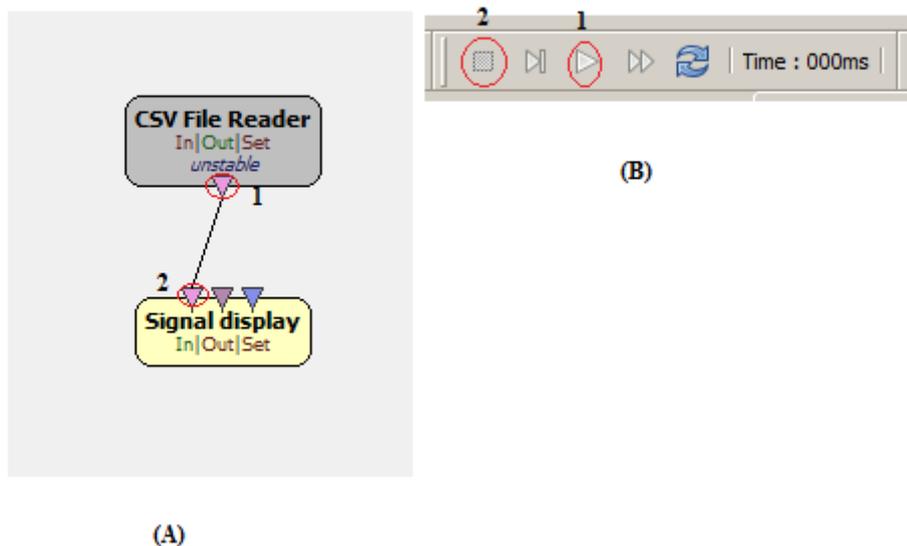
Στη συνέχεια ο χρήστης για να σχεδιάσει το σενάριο θα επιλέξει τα κουτιά που χρειάζεται στην δεξιά στήλη του αρχικού παραθύρου, που χωρίζεται από καταλόγους με τις κατηγορίες των κουτιών, επιπλέον μερικοί κατάλογοι έχουν και υποκαταλόγους που εμφανίζουν τις επιπλέον κατηγορίες πατώντας τα βελάκια αριστερά των κατηγοριών. Αν ο χρήστης γνωρίζει από την αρχή ποια κουτιά χρειάζεται τότε μπορεί να γράψει στην αναζήτηση το όνομα του κουτιού και να του εμφανίσει άμεσα το κουτί. Για τη μεταφορά του κουτιού από τον κατάλογο που βρίσκεται στο φύλλο εργασίας, ο χρήστης πατάει με τον κέρσορα στο κουτί και κρατάει πατημένο, σέρνει το κουτί μέσα στο φύλλο εργασίας και αφήνει τον κέρσορα. Στο σχήμα 5.10 φαίνεται η στήλη καταλόγων και η αναζήτηση.



Σχήμα 5.10 Απεικονίζεται η στήλη καταλόγων με τα κουτιά, ενώ ακριβώς από πάνω της βρίσκεται η αναζήτηση.

Αφού ο χρήστης επιλέξει και μεταφέρει τα κουτιά που χρειάζεται στο φύλλο εργασίας, το κάθε κουτί είναι ανεξάρτητο, για να τα κάνει ένα σύνολο θα πρέπει να ενώσει τα κουτιά μεταξύ τους για να λειτουργήσουν σαν ένα, τραβώντας γραμμές από την έξοδο του ενός στην είσοδο του άλλου (σχήμα 5.11). Η έξοδος ενός κουτιού μπορεί να συνδεθεί με παραπάνω από μία εισόδους, η είσοδος ενός κουτιού δεν μπορεί να συνδεθεί με πάνω από μία εξόδους. Ωστόσο μερικά κουτιά μπορούν να ρυθμιστούν ώστε να έχουν πάνω από μία εισόδους.

Για να ξεκινήσει την εργασία του το σενάριο θα πρέπει ο χρήστης να πατήσει το κουμπί <start> από τη γραμμή εργαλείων, ξαναπατώντας το ίδιο κουμπί ο χρήστης το σενάριο κάνει παύση. Για να σταματήσει εντελώς τη λειτουργία του σεναρίου ο χρήστης θα πρέπει να πατήσει το κουμπί <stop> που βρίσκεται και αυτό στη γραμμή εργαλείων (σχήμα 5.11).

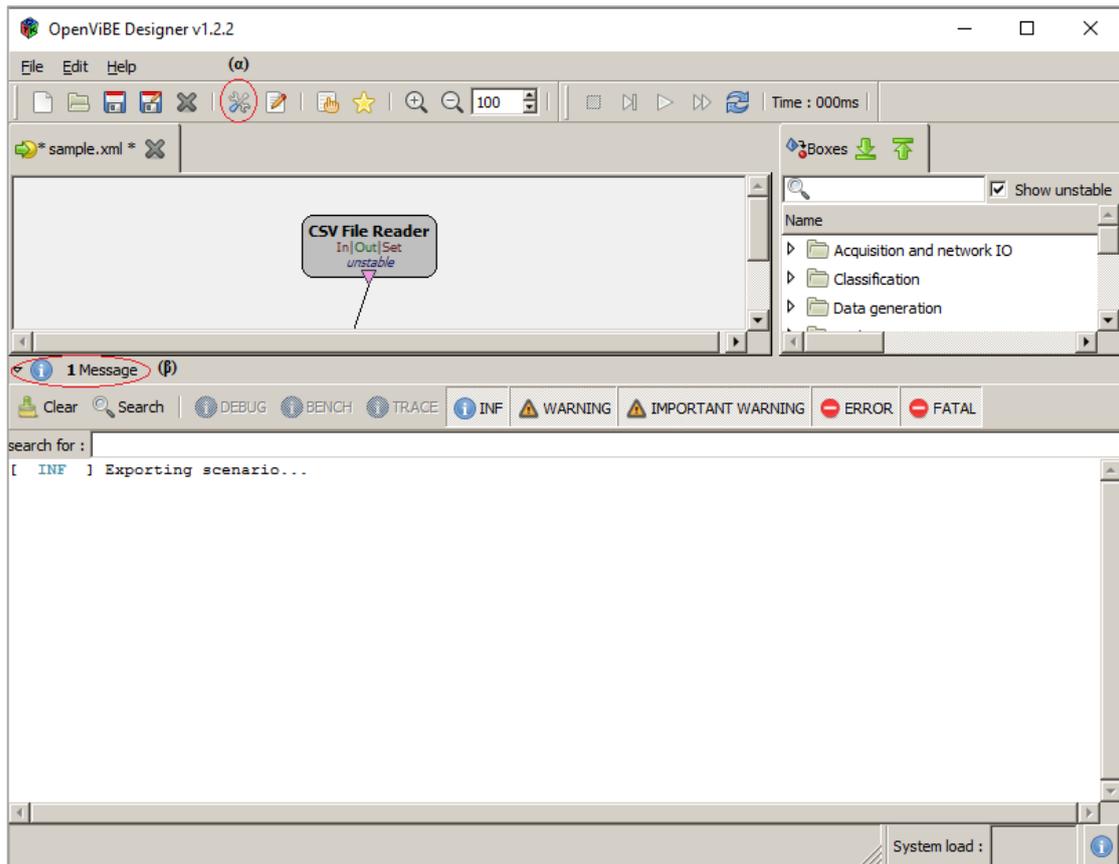


Σχήμα 5.11 Στο (A) το 1 είναι η έξοδος και το 2 η είσοδος που συνδέονται με μια γραμμή μεταξύ τους. Στο (B) το 1 είναι το κουμπί έναρξης/παύσης και το 2 το κουμπί τερματισμού.

Στο κάτω μέρος του αρχικού παραθύρου βρίσκεται η περιοχή <Message> στην οποία ο χρήστης μπορεί να βλέπει κάποια μηνύματα λάθους ή προειδοποιητικά που αφορούν τη λειτουργία του σεναρίου, αλλά και αποτελέσματα κάποιων κουτιών που έχουν χρησιμοποιηθεί στο σενάριο. Στο σχήμα 5.12 φαίνεται η περιοχή μηνυμάτων του παραθύρου του OpenVibe designer.

Για τα κουτιά που απεικονίζουν τα σήματα κατά τη λειτουργία του σεναρίου ανοίγουν παράθυρά όπου ο χρήστης μπορεί να δει το ή τα σήματα. Στην περίπτωση που το σενάριο έχει πολλά κουτιά απεικόνισης, για να μην ανοίγουν άναρχα παράθυρα στην επιφάνεια εργασίας, μπορούν να τοποθετηθούν όλα σε ένα παράθυρο με τη βοήθεια του κουμπιού από τη γραμμή εργαλείων <toogles the window manager>. Το οποίο φαίνεται στο σχήμα 5.12.

Με όλα όσα αναφέρθηκαν είναι δυνατή η υλοποίηση ενός σεναρίου στο λογισμικό OpenVibe. Επιπλέον με όλα αυτά έγινε δυνατή η υλοποίηση των σεναρίων που χρησιμοποιήθηκαν για την συγκεκριμένη εργασία.



Σχήμα 5.12 Στο (α) φαίνεται το κουμπί <toggles the window manager> που βρίσκεται στη γραμμή εργαλείων. Στο (β) φαίνεται το βελάκι που εμφανίζει την περιοχή <Message> που βρίσκεται ακριβώς κάτω από αυτό.

5.5 Αποτελέσματα

Εφόσον πραγματοποιήθηκε η προσομοίωση των σεναρίων έγινε και η εξαγωγή των αποτελεσμάτων, τα οποία εξήχθησαν με τη χρήση τριών διαφορετικών αλγόριθμων που αναφέρονται αναλυτικά στο τρίτο κεφάλαιο και είναι ο αλγόριθμος γραμμικής διακριτής ανάλυσης LDA, ο αλγόριθμος νευρωνικών δικτύων perceptron και ο αλγόριθμος μηχανών υποστήριξης διανύσματος SVM. Ο ταξινομητής που είναι βασισμένος στη LDA εκτελέστηκε μέσω του ίδιου του λογισμικού OpenVibe ενώ οι άλλοι δύο εκτελέστηκαν με το λογισμικό Weka 3.8. Με τους αλγόριθμους αυτούς έγινε προσομοίωση για τα τέσσερα σύνολα σημάτων που αποκτήθηκαν σε πραγματικό χρόνο, αλλά και για τα πέντε σύνολα σημάτων ατόμων με επιληψία S, F, N, O, Z. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν με διασταυρωμένη επικύρωση σε 10 μέρη

ώστε να εξασφαλιστεί ότι τα δείγματα εκπαίδευσης ελέγχου δεν αυξάνουν τυχαία την απόδοση των παραμέτρων, φαίνονται στα σχήματα παρακάτω αναλυτικά (5.13, 5.14, 5.15, 5.16, 5.17, 5.18).

```

Randomizing the feature vector set
k-fold test could take quite a long time, be patient
Finished with partition 1 / 10 (performance : 68.3817%)
Finished with partition 2 / 10 (performance : 67.81%)
Finished with partition 3 / 10 (performance : 68.1179%)
Finished with partition 4 / 10 (performance : 70.0088%)
Finished with partition 5 / 10 (performance : 67.6341%)
Finished with partition 6 / 10 (performance : 68.5576%)
Finished with partition 7 / 10 (performance : 67.6781%)
Finished with partition 8 / 10 (performance : 67.4582%)
Finished with partition 9 / 10 (performance : 67.1504%)
Finished with partition 10 / 10 (performance : 69.0853%)
Cross-validation test accuracy is 68.1882% (sigma = 0.813533%)
Cls vs cls      1      2      3      4      5
Target 1:  40.0  51.3  1.4  3.1  4.2 %, 4548 examples
Target 2:  27.2  63.0  2.5  0.2  7.1 %, 4548 examples
Target 3:   3.4   0.5 75.0  0.0 21.2 %, 4548 examples
Target 4:   6.6   3.0  2.5 86.0  1.9 %, 4548 examples
Target 5:   3.8   6.9 12.3  0.0 77.0 %, 4548 examples
Training set accuracy is 68.4609% (optimistic)
Cls vs cls      1      2      3      4      5
Target 1:  40.6  50.8  1.4  3.1  4.1 %, 4548 examples
Target 2:  26.8  63.3  2.5  0.2  7.1 %, 4548 examples
Target 3:   3.4   0.5 75.1  0.0 21.0 %, 4548 examples
Target 4:   6.7   3.0  2.5 85.9  1.9 %, 4548 examples
Target 5:   3.7   6.9 12.1  0.0 77.3 %, 4548 examples

```

Σχήμα 5.13 Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου LDA των 5 κλάσεων όπως φαίνονται στο παράθυρο Message του OpenVibe.

```

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

Correctly Classified Instances      16352           71.8611 %
Incorrectly Classified Instances    6403            28.1389 %
Kappa statistic                    0.6483
Mean absolute error                 0.1374
Root mean squared error             0.2674
Relative absolute error             42.9321 %
Root relative squared error         66.8604 %
Total Number of Instances          22755

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  ROC Area  Class
          0.383   0.08    0.545     0.383   0.45       0.867    F
          0.642   0.144   0.527     0.642   0.579     0.873    N
          0.766   0.033   0.853     0.766   0.807     0.966    O
          0.96    0.011   0.957     0.96    0.958     0.996    S
          0.843   0.084   0.715     0.843   0.774     0.949    Z
Weighted Avg.  0.719   0.07    0.719     0.719   0.713     0.93

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   d   e  <-- classified as
1741 2319  86  111 294 |  a = F
1160 2922  88   72 309 |  b = N
  84   47 3485  15  920 |  c = O
  110  38  28 4369   6 |  d = S
   98  220 398   0 3835 |  e = Z

```

Σχήμα 5.14 Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Perceptron των 5 κλάσεων όπως φαίνονται στο παράθυρο του Weka.

```

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

Correctly Classified Instances      15307          67.2687 %
Incorrectly Classified Instances    7448           32.7313 %
Kappa statistic                    0.5909
Mean absolute error                 0.2577
Root mean squared error            0.3429
Relative absolute error             80.5466 %
Root relative squared error        85.7146 %
Total Number of Instances          22755

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  ROC Area  Class
                0.181   0.031   0.592     0.181   0.277     0.816    F
                0.771   0.199   0.492     0.771   0.601     0.836    N
                0.682   0.047   0.782     0.682   0.729     0.879    O
                0.932   0.009   0.962     0.932   0.947     0.99     S
                0.797   0.123   0.619     0.797   0.697     0.888    Z
Weighted Avg.   0.673   0.082   0.69      0.673   0.65      0.882

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   d   e  <-- classified as
824 2985 161 130 451 |  a = F
258 3509 209 34 541 |  b = N
 75  131 3104 3 1238 |  c = O
166  34 107 4242 2 |  d = S
 69 467 387 0 3628 |  e = Z

```

Σχήμα 5.15 Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου SVM των 5 κλάσεων όπως φαίνονται στο παράθυρο του Weka.

```

k-fold test could take quite a long time, be patient
Finished with partition 1 / 10 (performance : 69.0377%)
Finished with partition 2 / 10 (performance : 70%)
Finished with partition 3 / 10 (performance : 76.1506%)
Finished with partition 4 / 10 (performance : 75%)
Finished with partition 5 / 10 (performance : 63.3333%)
Finished with partition 6 / 10 (performance : 66.5272%)
Finished with partition 7 / 10 (performance : 75.8333%)
Finished with partition 8 / 10 (performance : 74.0586%)
Finished with partition 9 / 10 (performance : 72.5%)
Finished with partition 10 / 10 (performance : 71.25%)
Cross-validation test accuracy is 71.3691% (sigma = 3.99787%)
Cls vs cls      1      2      3      4
Target 1:      97.2   0.0   2.8   0.0 %, 599 examples
Target 2:       2.2  58.6  23.9  15.4 %, 599 examples
Target 3:      13.4   6.8  61.8  18.0 %, 599 examples
Target 4:       2.8   3.3  25.9  67.9 %, 599 examples
Training set accuracy is 71.5776% (optimistic)
Cls vs cls      1      2      3      4
Target 1:      97.7   0.0   2.3   0.0 %, 599 examples
Target 2:       2.0  58.8  24.0  15.2 %, 599 examples
Target 3:      13.4   6.8  61.9  17.9 %, 599 examples
Target 4:       3.0   3.5  25.5  67.9 %, 599 examples

```

Σχήμα 5.16 Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου LDA των 4 στηλών όπως φαίνονται στο παράθυρο Message του OpenVibe.

```

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

Correctly Classified Instances      3280           78.4877 %
Incorrectly Classified Instances    899            21.5123 %
Kappa statistic                     0.7073
Mean absolute error                  0.1517
Root mean squared error              0.2798
Relative absolute error              41.2937 %
Root relative squared error         65.2758 %
Total Number of Instances          4179

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  ROC Area  Class
          0.816   0.053   0.856     0.816   0.836     0.968   closed
          0.898   0.045   0.907     0.898   0.903     0.974   opened
          0.578   0.071   0.611     0.578   0.594     0.848   read
          0.73    0.114   0.66      0.73    0.693     0.902   tetris
Weighted Avg.  0.785   0.067   0.788     0.785   0.786     0.935

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   d  <-- classified as
946  20  96  97 |  a = closed
 21 1235  31  88 |  b = opened
 47  56 389 181 |  c = read
 91  50 121 710 |  d = tetris

```

Σχήμα 5.14 Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Perceptron των 4 κλάσεων όπως φαίνονται στο παράθυρο του Weka.

```

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

Correctly Classified Instances      2514           60.1579 %
Incorrectly Classified Instances    1665           39.8421 %
Kappa statistic                     0.4436
Mean absolute error                  0.3033
Root mean squared error              0.3877
Relative absolute error              82.5474 %
Root relative squared error         90.4664 %
Total Number of Instances          4179

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  ROC Area  Class
          0.988   0.432   0.467     0.988   0.635     0.783   closed
          0.76    0.026   0.934     0.76    0.838     0.908   opened
          0.009   0.01    0.146     0.009   0.017     0.6     read
          0.327   0.078   0.559     0.327   0.413     0.633   tetris
Weighted Avg.  0.602   0.148   0.59      0.602   0.55      0.76

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   d  <-- classified as
1145  0   4  10 |  a = closed
 184 1045  4 142 |  b = opened
 531  37   6  99 |  c = read
 590  37  27 318 |  d = tetris

```

Σχήμα 5.15 Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου SVM των 4 κλάσεων όπως φαίνονται στο παράθυρο του Weka.

Παρακάτω παρουσιάζεται ο συγκεντρωτικός πίνακας με τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας και στα δύο σύνολα δεδομένων. Συγκεκριμένα παρουσιάζεται το μέτρο της ακρίβειας.

	Dataset	LDA	SVM	Perceptron
4-class	Our Dataset	71.4	60.2	78.5
5-class	Epilepsy Dataset	68.2	67.3	71.9

Πίνακας 5.1: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκε η προσομοίωση ενός συστήματος BCI, με έμφαση στην ταξινόμηση σημάτων που ανακτώνται σε πραγματικό χρόνο από συσκευή ηλεκτροεγκεφαλογραφίας. Δόθηκε επίσης έμφαση σε πιθανή χρήση ενός τέτοιου συστήματος μικρού κόστους για την βραχυπρόθεσμη πρόγνωση επιληπτικών κρίσεων. Για την υλοποίηση του συστήματος έγινε χρήση μιας συσκευής της εταιρίας Neurosky και του λογισμικού ανοιχτού κώδικα OpenVibe. Στο πλαίσιο της εργασίας επιχειρήθηκε η ταξινόμηση δύο σημάτων διαφορετικής φύσης. Μάλιστα υπήρξε διττός στόχος, αφενός να αξιολογήσουμε την δημιουργία BCI συστημάτων αυτή καθαυτή, αφετέρου να διερευνήσουμε την δυνατότητα βραχυπρόθεσμης πρόγνωσης επιληπτικών κρίσεων. Για τον πρώτο σκοπό λάβαμε σήματα από την συσκευή με 4 διαφορετικά ερεθίσματα, ενώ για τον δεύτερο σκοπό χρησιμοποιήσαμε γνωστό σύνολο δεδομένων επιληψίας.

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. Μάλιστα τα πειράματα που έγιναν στο πλαίσιο της εργασίας αυτής πραγματοποιήθηκαν με ένα μόνο αισθητήρα. Από τους πίνακες σύγχυσης γίνεται φανερό ότι και οι 3 αλγόριθμοι αντιμετώπισαν πρόβλημα στον διαχωρισμό της τρίτης με την τέταρτη κλάση, δηλαδή το διάβασμα με το ηλεκτρονικό παιχνίδι, ενώ η πιο εύκολα αναγνωρίσιμη κλάση ήταν αυτή των κλειστών οφθαλμών. Τα αποτελέσματα αυτά κρίνονται εύλογα καθώς με κλειστά μάτια μειώνονται εξαιρετικά τα ερεθίσματα που δέχεται ο εγκέφαλος μας. Φαίνεται επίσης ότι οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης έχουν αποτύχει να εντοπίσουν την τρίτη κλάση (διάβασμα), μειώνοντας

έτσι την ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Οι άλλοι 2 αλγόριθμοι πετυχαίνουν ακρίβεια από 70-80% περίπου, όπου σε σύγκριση με το τυχαίο για πρόβλημα τεσσάρων κατηγοριών (25%) κρίνεται πολύ ικανοποιητικό αποτέλεσμα.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν τα αποτελέσματα του προβλήματος των 5 κατηγοριών με το σύνολο δεδομένων επιληψίας. Εκεί φαίνεται μια αδυναμία στον διαχωρισμό των σημάτων F και N, γεγονός το οποίο αναφέρεται και στην βιβλιογραφία. Η επιτυχία της ταξινόμησης έως και 72% αναδεικνύει ότι θα μπορούσε ένα σύστημα να εκπαιδευτεί και να παρέχει αρκετά ακριβή βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη μερικών λεπτών για επιληπτική κρίση. Το σημαντικό αυτό συμπέρασμα σε συνδυασμό με το σχετικά μικρό κόστος μιας συσκευής όπως αυτή που χρησιμοποιήθηκε για την συλλογή των σημάτων, καθιστά εφικτή την χρήση ενός τέτοιου συστήματος σε ασθενείς με επιληψία. Είναι δηλαδή εφικτή η χρήση της τεχνολογίας των BCI's στο πεδίο της τηλεϊατρικής, για την βελτίωση της ποιότητας ζωής ενός ασθενούς.

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]. https://en.wikipedia.org/wiki/Human_brain
- [2]. Kristin L. Bigos, Ahmad R. Hariri, Daniel R. Weinberger (2015). Neuro imaging Genetics: Principles and Practices. Oxford University Press. p.157. ISBN 0199920222. Retrieved January 2, 2016.
- [3]. Guyton AC. Φυσιολογία του Ανθρώπου. [Επιμ] Κούβελας Η. [Μεταφρ] Ευαγγέλου Α. Αθήνα: Ιατρικές Εκδόσεις Λίτσας, 1990.
- [4]. Κωστόπουλος ΓΚ. Φυσιολογία του Νευρικού Κυττάρου. Πάτρα: Πανεπιστήμιο Πατρών, 1994.
- [5]. Bennett MR. The early history of the synapse: From Plato to Sherrington. Brain Research Bulletin 1999;50:95-118.
- [6]. Berne RM. και Levy MN. Αρχές Φυσιολογίας. [Επιμ] Κούβελας Η. Ηράκλειο: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις Κρήτης Τόμ. Ι, 1999.
- [7]. Kandel ER, Schwartz JH και Jessell TM. Νευροεπιστήμη και Συμπεριφορά. Ηράκλειο Κρήτης: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις Κρήτης, 1999.
- [8]. Καφετζόπουλος Ε. Εγκέφαλος, Συνείδηση και Συμπεριφορά. Αθήνα: Εξάντας, 1995.
- [9]. Λυμπεράκης ΣΑ. Εγκέφαλος και Ψυχολογία, Εισαγωγή στη Νευροψυχολογία. Αθήνα: Ελληνικά Γράμματα, 1997.
- [10]. James CJ. Detection of epileptiform activity in the electroencephalogram using artificial neural networks. PhD Thesis University of Canterbury, Christchurch, New Zealand, 1997.
- [11]. Frick H, Leonhardt H. και Starck D. Γενική Ανατομία, Ειδική ΑνατομίαΙ. [Επιμ] Κοτσιομήτης ΕΑ. [μεταφρ] Νηφόρος ΝΔ. Αθήνα: Επιστημονικές Εκδόσεις Παρισιάνος Γ, 1985.
- [12]. Frick H, Leonhardt H. και Starck D. Ειδική Ανατομία ΙΙ. [Επιμ] Κοτσιομήτης ΕΑ. [μεταφρ] Νηφόρος ΝΔ. Αθήνα: Επιστημονικές Εκδόσεις Παρισιάνου Γ, 1985.
- [13]. Sobotta. Ατλαντας Ανατομικής του Ανθρώπου. [Επιμ] Putz R. και Pabst R. [Μεταφρ] Νηφόρος ΝΔ. Αθήνα: Επιστημονικές Εκδόσεις Παρισιάνος Γρ, Τόμ. Κεφαλή, Λαιμός, Άνω Άκρο, 1995.

- [14]. Felten DL και Jósefowicz R. Άτλας Βασικών Ιατρικών Επιστημών. [Μεταφρ] Βλάσης ΚΓ, Καλαϊτζή ΧΓ και Σγάντζος ΜΝ. Αθήνα: Ιατρικές Εκδόσεις Πασχαλίδης ΠΧ, Τόμ. IV, 2004.
- [15]. Κονιτσιώτης ΣΘ. Νευροφαρμακολογία και Λειτουργική Ανατομία των Βασικών Γαγγλίων του Εγκεφάλου. (Πειραματική Μελέτη σε Επιμύες). Διδακτ. Διατριβή. Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Τμήμα Ιατρικής, Ιωάννινα, 1990.
- [16]. Despopoulos A. και Silbernagl S. Color Atlas of Physiology. 3rd Revised and Enlarged Edition. New York: Georg. Thieme Verlag, 1986.
- [17]. <https://en.wikipedia.org/wiki/Electroencephalography>
- [18]. Τριανταφύλλου ΝΙ και Μαντούβαλος Β. Βασική ΗΕΓραφία Θεωρία & Άτλας. Αθήνα: Ιατρικές Εκδόσεις Πασχαλίδης ΠΧ, 1998.
- [19]. Τριανταφύλλου ΝΙ. Χαρτογράφηση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και Προκλητών Δυναμικών. Αθήνα: Ιατρικές Εκδόσεις Πασχαλίδη ΠΧ, 1994.
- [20]. James CJ. Detection of epileptiform activity in the electroencephalogram using artificial neural networks. PhD Thesis University of Canterbury, Christchurch, New Zealand, 1997.
- [21]. McGrogan, N. Neural Network Detection of Epileptic Seizures in the Electroencephalograph. PhD thesis. Oxford University, Great Britain, 1999.
- [22]. Duffy FH, Iyer VG and Surwillo WW. Clinical Electroencephalography and topographic brain mapping. Springer-Verlag, New York, 1989.
- [23]. Τσιόπελα Δ. Διερευνητική ανάλυση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος ύπνου. Διπλωμ. εργασία. Επιβλέπων Καθηγητής: Λάσκαρης Ν. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο, Τμήμα Πληροφορικής, Θεσσαλονίκη, 2007.
- [24]. Τζάλλας Α. Τ. Αυτόματη διάγνωση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Διδακτορική διατριβή. Ιατρική Σχολή Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, Μορφολογικός-Κλινικοεργαστηριακός Τομέας, Εργαστηρίου Ιατρικής-Φυσικής, Ιωάννινα 2009.
- [25]. https://en.wikipedia.org/wiki/Brain%E2%80%93computer_interface
- [26]. C. Guger, A. Schlögl, C. Neuper, D. Walterspacher, T. Strein, G. Pfurtscheller, Rapid prototyping of an EEG-based brain–computer interface (BCI), IEEE Trans. Rehab. Eng. 9 (1) (2001) 49–58.

- [27]. J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, D.J. McFarland, G. Pfurtscheller, T.M. Vaughan, Brain–computer interfaces for communication and control, *Clin. Neurophysiol.* 113 (2002) 767–791.
- [28]. N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger, I. Iversen, B. Kotchoubey, A. Kübler, J. Perelmouter, E. Taub, H. Flor, A spelling device for the paralysed, *Nature* 398 (1999) 297–298.
- [29]. G. Pfurtscheller, R. Leeb, C. Keinrath, D. Friedman, C. Neuper, C. Guger, M. Slater, Walking from thought, *Brain Res.* 1071 (1) (2006) 145–152.
- [30]. O. Friman, I. Volosyak, A. Graser, Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain–computer interfaces, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54 (2007) 742–750.
- [31]. H. Zhang, C. Guan, C. Wang, Asynchronous P300-based brain–computer interfaces: a computational approach with statistical models, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 55 (6) (2008) 1754–1763.
- [32]. E.W. Sellers, D.J. Krusienski, D.J. McFarland, T.M. Vaughan, J.R. Wolpaw, A P300 event-related potential brain–computer interface (BCI): the effects of matrix size and inter stimulus interval on performance, *Biol. Psychol.* 73 (3) (2006) 242–252.
- [33]. C. Neuper, R. Scherer, S. Wriessnegger, G. Pfurtscheller, Motor imagery and action observation: modulation of sensorimotor brain rhythms during mental control of a brain–computer interface, *Clin. Neurophysiol.* 120 (2) (2009) 239–247.
- [34]. Z. Lin, C. Zhang, W. Wu, X. Gao, Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54 (6) (2007) 1172–1176.
- [35]. Bhusan U. K., Yadav M., Bharagava S. (2015). EEG Analysis for Brainwaves under Closed Eye and Open Eye. *Internat. Journ. of Engineer. Research and General Science.* vol. 3, ISSN 2091-2730.
- [36]. Barry R. J., Clarke A. R., Johnstone S. J., Magee C. A., and Rushby, J.A. (2007). EEG differences between eyes-closed and eyes-open resting conditions. *Clin. Neurophysiol.* 118, 2765–2773. doi:10.1016/j.clinph.2007.07.028.

- [37]. Boytsova Y. A. and Danko S. G. (2010). EEG differences between resting states with eyes open and closed in darkness. *Hum. Physiol.* 56, 138–141. doi: 10.1134/S0362119710030199.
- [38]. Dement W., Kleitman N. Cyclic variations in EEG during sleep and their relation to eye movements, body motility and dreaming. *Electroencephalogy Clin. Neurophysiol.* 1957. vol. 9 p. 673-690.
- [39]. D. Krusienski, E. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayoudh, D. McFarland, T. Vaughan, J. Wolpaw, A comparison of classification techniques for the P300 Speller, *J. Neural Eng.* 6 (2006) 299–305.
- [40]. Kumar S., Kumar V., Gupta B. (2015). Feature Extraction from EEG Signal through One Electrode Device for Medical Application. *Internat. Confer. on Next Gener. Comput. Tech. (NGCT)* doi: 10.1109/NGCT.2015.7375181.
- [41]. Kavita V. Singala, Kiran R. Trivedi. (2016). Analysis of EEG spectrum bands aiding to read human mental states. 2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT) 183-185.
- [42]. Gabriel P., Torres M., Casaleiro N. and Nunes U. (2011). Playing Tetris with Non-Invasive BCI. *IEEE Internat. Confer. on Serious Games and Applicat. for Health.* ISBN 978-1-4673-0433-7 doi: 10.1109/SeGAH.2011.6165454, pp. 1-6.
- [43]. Guger C., Daban Sh., Sellerw E., Holzner C., Krausz G., Carabalona R., Gramatica F., Edlinger G. (2009). How many people are able to control a P-300 brain-computer interface (BCI)?. *Neurosci. Lett.* vol. 462, ISSN 0304-3940, pp. 94-98.
- [44]. <https://www.coursera.org>
- [45]. <http://www.kdd.org>
- [46]. Fayyad, Usama; Piatetsky-Shapiro, Gregory; Smyth, Padhraic (1996). *From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases (PDF)*. Retrieved 17 December 2008.
- [47]. Margaret H. Dunham *Data Mining Introductory and Advanced Topics*. 1st Edition (2004). *Εισαγωγικά και Προηγμένα Θέματα Εξόρυξης Γνώσης από Δεδομένα*. [Επιμ.] Βερύκιος Β., Θεοδωρίδης Γ. Αθήνα: Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών.

- [48]. Balakrishnama S., Ganapathiraju A. Linear Discriminant Analysis-A brief Tutorial. Institute for Signal and Information Processing, (PDF) MS, 1998.
- [49]. Russel J. S., Norvig P. Τεχνητή Νοημοσύνη: Μια Σύγχρονη Προσέγγιση. 2nd Edition (2005). [Επιμ.] Ρεφανίδης Γ. [Μεταφρ.] Άλβας Τ., Καρτσακλής Δ., Σκουλαρίκης Φ., Ψ.Ε. Αθήνα: Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
- [50]. Witten I., Frank E. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA. 2nd Edition (2005).
- [51]. <http://www.statsoft.com>
- [52]. <http://neurosky.com>
- [53]. <http://openvibe.inria.fr>
- [54]. Andrzejak R. G., Lehnertz K., Rieke C., Mormann F., David P., and Elger C. E., Indications of nonlinear deterministic and finite dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state, Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys., vol. 64, pp. 061907, 2001.