



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΟΦΘΑΛΜΙΚΩΝ ΚΙΝΗΣΕΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΔΙΕΠΑΦΗΣ
ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ-ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΜΑΘΗΣΗΣ

Ευάγγελος Αντωνίου

Πάυλος Μπόζιος

Επιβλέπων: Τζάλλας Αλέξανδρος
Συνεπιβλέπων: Γιαννακέας Νικόλαος

Άρτα, Ιούλιος 2020



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΟΦΘΑΛΜΙΚΩΝ ΚΙΝΗΣΕΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΔΙΕΠΑΦΗΣ
ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ-ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΜΑΘΗΣΗΣ

Ευάγγελος Αντωνίου

Πάυλος Μπόζιος

Επιβλέπων: Τζάλλας Αλέξανδρος
Συνεπιβλέπων: Γιαννακέας Νικόλαος

Άρτα, Ιούλιος 2020

**EYE MOVEMENTS RECOGNITION USING BRAIN-COMPUTER
INTERFACE AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, 03/07/2020

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Αλέξανδρος Τζάλλας

Επίκουρος Καθηγητής, Ph. D. Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

2. Μέλος επιτροπής

Νικόλαος Γιαννακέας,

Επίκουρος Καθηγητής, Ph. D. Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

3. Μέλος επιτροπής

Κατερίνα Τζημούρτα

Πανεπιστημιακή Υπότροφος, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

Ο Προϊστάμενος του Τμήματος

Ευριπίδης Γλαβάς,

Καθηγητής, Ph. D. University of Sussex (Αγγλία)

Υπογραφή

© Αντωνίου Ευάγγελος, Μπόζιος Πάυλος 2020.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

Αντωνίου, Ευάγγελος

Μπόζιος, Πάυλος

Υπογραφή

Υπογραφή

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Αρχικά θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τους ακαδημαϊκούς επιστήμονες και καθηγητές μας για την περίσσεια επιστημονική και ακαδημαϊκή τους υποστήριξη που μας παρείχαν κατά την διάρκεια της συγγραφής της πτυχιακής μας εργασίας. Συγκεκριμένα ευχαριστούμε τον μέντορα και επιβλέπον καθηγητή της εργασίας μας κύριο Αλέξανδρο Τζάλλα. Ευχαριστούμε επίσης τους καθηγητές κύριο Νικόλαο Γιαννακέα, ο οποίος μας παρείχε χρήσιμες πληροφορίες και τεχνικές σχετικά με το θέμα της πτυχιακής εργασίας και τον καθηγητή του τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας, κύριο Μάρκο Τσίπουρα, ο οποίος μας παρείχε και αυτός χρήσιμες πληροφορίες στο πειραματικό και τεχνικό κομμάτι της πτυχιακής μας εργασίας, καθώς και την υποψήφια διδάκτωρ Φυσικής Ιατρικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων Κατερίνα Τζημούρτα για την χρήσιμη βοήθεια που μας παρείχε με σκοπό την εξοικείωση με την συσκευή Emotiv Eroc Flex και τις τεχνικές καταγραφής με αυτήν. Στη συνέχεια θα θέλαμε να πούμε ένα μεγάλο Ευχαριστώ στα μέλη των οικογενειών μας όπου μας παρείχαν αμερόληπτα ψυχολογική στήριξη από την έναρξη των σπουδών μας και την συγγραφή της εργασίας, έως την παρουσίαση της πτυχιακής εργασίας μέχρι και την ολοκλήρωση των σπουδών μας. Θα θέλαμε επίσης να ευχαριστήσουμε έναν – έναν ξεχωριστά τους φίλους και εθελοντές που στάθηκαν με συνέπεια και υπομονή στις εγγραφές των δειγμάτων της πειραματικής διαδικασίας, με την εθελοντική τους παραχώρηση. Συγκεκριμένα ευχαριστούμε τους Ν. Αλέξανδρο, Ν. Ι. Αλέξανδρο, Α. Βαγγέλη, Β. Βίκυ, Ρ. Ντίνο, Τ. Ξένια, Λ. Παύλο, Μ. Παύλο, Μ. Περσεφόνη και Β. Τάσο.

Περίληψη

Στην παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζονται βασικές έννοιες Διεπαφής του ανθρώπινου εγκεφάλου σε σχέση με τον υπολογιστή (BCI), τα σήματα που προκύπτουν από αυτή την σχέση είναι τα EEG και EOG και σχετίζονται κυρίως με τις κινήσεις των ματιών. Η επεξεργασία τους πραγματοποιήθηκε στο λογισμικό της Matlab με χρήση κατάλληλων φίλτρων με σκοπό την εξαγωγή των ενεργειών κάθε σήματος, καθώς και την περαιτέρω επεξεργασία και εκπαίδευση των τιμών των ενεργειών στο λογισμικό Weka, με σκοπό την αναγνώριση των επιθυμητών οφθαλμικών κινήσεων. Τα δείγματα λήφθηκαν σε πραγματικό χρόνο έτσι ώστε να γίνεται άμεσα η αναγνώριση των κινήσεων που εκπροσωπούν. Οι κινήσεις χωρίζονται σε 4 κατηγορίες (Classes) οι οποίες ήταν οι εξής: η κατάσταση {0 – 1} για την κίνηση των κλειστών και των ανοιχτών ματιών, η κατάσταση {2 – 3} για τις οριζόντιες κινήσεις δηλαδή την δεξιά και την αριστερή κίνηση των ματιών, η κατάσταση {4 – 5} για τις κάθετες κινήσεις δηλαδή την πάνω και την κάτω κίνηση των ματιών, ενώ υπήρξε μια ακόμη κατάσταση η οποία περιλαμβάνει όλες τις παραπάνω {0, 1, 2, 3, 4, 5}. Όλες οι καταστάσεις των οφθαλμικών κινήσεων, εκπαιδεύτηκαν από μια σειρά ταξινομητών / κατηγοριοποιητών με σκοπό τη αναγνώριση της εκάστοτε κίνησης. Συνεπώς, σημειώθηκε ένα ικανοποιητικό εύρος ποσοστών επιτυχίας αναγνώρισης των κινήσεων κατά την διαδικασία εκπαίδευσής τους, το οποίο στη συνέχεια δοκιμάστηκε με ένα σύνολο δεδομένων ελέγχου. Τα αποτελέσματα ήταν εξίσου ικανοποιητικά και οι κινήσεις αναγνωρίστηκαν με ένα μεγάλο ποσοστό επιτυχίας, εκπληρώνοντας έτσι τον στόχο της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Λέξεις-κλειδιά: Διεπαφή Εγκεφάλου – Υπολογιστή (BCI), Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG), Ηλεκτροοφθαλμογράφημα (EOG), Βιοσήματα, Μηχανική Μάθηση, Αλγόριθμοι Ταξινόμησης, Ψηφιακά Φίλτρα

ABSTRACT

In this diploma thesis, basic concepts are being presented about the interface of the human brain in relation to the computer (BCI), the signals resulting from this relation are called EEG and EOG and they are mainly related to the eye movements. They were processed in the software of Matlab using appropriate filters to extract the energies of each signal, as well as further processing and training took place on the values of the energies in the software of Weka in order to identify the desired eye movements. The samples were captured in real time so the movements that they represent can be recognized immediately. The movements are divided into the following 4 classes: the state $\{0 - 1\}$ for the closed and open movement of the eyes, the state $\{2 - 3\}$ for the horizontal movements which stands for the right and the left movement of the eyes, the state $\{4 - 5\}$ for the vertical movements which stands for the upper and the lower eye movement and finally one last state which includes all the above $\{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$. All eye movements were trained by a number of classifiers in order to identify each movement. As a result, there was a satisfactory range of success rates for recognizing movements during their training set process, which process was then tested with a test set. The results of the test set were equally satisfactory and the movements were recognized with a high success rate, thus fulfilling the goal of this diploma thesis.

Keywords: Brain – Computer Interface (BCI), Electroencephalography (EEG), Electrooculography (EOG), Biosignals, Machine Learning, Classification Algorithms, Digital Filters

Πίνακας περιεχομένων

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	viii
Περίληψη.....	ix
ABSTRACT.....	x
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	xiv
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ	xv
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	xv
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	xvii
ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ	xix
ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ / ΓΛΩΣΣΑΡΙΟ	xx
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
Κεφάλαιο 1. Εισαγωγικές έννοιες (NCS, BCI, Eye Anatomy)	3
1.1 Περιγραφή Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (NCS).....	3
1.1.1 Αναφορά στα τμήματά του NCS.....	3
1.2 Εισαγωγικές έννοιες των οφθαλμών.....	4
1.3 Διεπαφή Εγκεφάλου Υπολογιστή (Brain-Computer Interfaces)	7
Κεφάλαιο 2. Βιοσήματα (Biosignals)	8
2.1 Ιστορική Αναφορά των βιοσημάτων και οι τύποι αυτών	8
2.2 Σύστημα Τοποθέτησης Ηλεκτροδίων 10-20.....	10
2.2 Καταγραφή Ηλεκτρικής Δραστηριότητας Εγκεφάλου (EEG)	13
2.2.1 Event Related Potential (P300)	15
2.2.2 Προκλητά δυναμικά (Evoked Potentials)	18
2.2.2.1 Σωματοαισθητικά προκλητά δυναμικά (Somatosensory Evoked Potentials - SSEP).....	19
2.2.2.2 Οπτικά προκλητά δυναμικά (Visual evoked potential VEP).....	20
2.2.3 Motor Imagery	22
2.3 Ηλεκτροοφθαλμογραφία - Σήματα EOG (Electrooculography)	25
2.3.1 Μέτρηση EOG σημάτων.....	26
2.3.2 Μέτρηση με EEG σήματα.....	28
2.3.3 Μέτρηση με χρήση κάμερας – Eye tracking	29
2.3.4 BCI εφαρμογές βασισμένες σε EOG σήματα.....	30
Κεφάλαιο 3. Μηχανική Μάθηση, Μέθοδοι & Φίλτρα	32

3.1 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)	32
3.1.1 Εποπτευόμενη Μάθηση (Supervised Learning)	32
3.1.2 Μη Εποπτευόμενη & Ημιεποπτευόμενη Μάθηση (Unsupervised & Semisupervised Learning)	36
3.2 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης	37
3.2.1 K Nearest Neighbor (KNN)	37
3.2.2 Naive Bayes	38
3.2.3 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)	40
3.2.3.1 Νευρώνας μονού επιπέδου (Perceptron)	40
3.2.3.2 Νευρώνας πολλαπλών επιπέδων (Multilayer Perceptron - MLP)	42
3.2.4 SVM (Support Vector Machines)	43
3.2.5 SVM ως συναρτήσεις πυρήνα (Kernel Functions)	44
3.2.6 Ελάχιστη Διαδοχική Βελτιστοποίηση (Sequential Minimal Optimization - SMO)	46
3.2.7 Δέντρα Απόφασης (Decision Trees)	47
3.2.7 Μέθοδος Επικύρωσης (Validation Method)	50
3.3 Φίλτρα	51
3.3.1 Χαμηλοπερατό Φίλτρο (Low Pass Filter)	52
3.3.2 Ζωνοπερατό Φίλτρο (Band Pass Filter)	52
3.3.3 Φίλτρο διαμέσου τιμής (Median Filter)	53
3.3.4 Finite Impulse Response (FIR) Filters	54
3.3.5 Infinite Impulse Response (IIR) Filters	55
3.4 Επεξεργασία Σήματος	56
3.4.1 Δειγματοληψία (Sampling)	56
3.4.2 Discrete Fourier Transform (DFT)	59
3.4.3 Ενέργεια σήματος (Signal Energy)	60
Κεφάλαιο 4. Υποδομή	62
4.1 Φορητή Συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv-EPOC Flex)	62
4.1.1 Προετοιμασία Συσκευής (Set Up)	66
4.2 Το λογισμικό EmotivPRO V2.0	69
4.3 Το Λογισμικό Matlab	76
4.3.1 SPTool (Signal Processing Toolbox)	76
4.4 Το Λογισμικό Weka	78
Κεφάλαιο 5. Πειραματική Διαδικασία	80
5.1 Καταγραφή Δειγμάτων-Δεδομένων	81

5.2 Προεπεξεργασία Σημάτων EEG.....	83
5.2.1 Μέθοδοι και Φίλτρα.....	83
5.2.1.1 Υλοποίηση τεσσάρων φίλτρων διέλευσης ζώνης.....	83
5.2.1.2 Υλοποίηση του φίλτρου μέσης τιμής (mean).....	93
5.2.2 Εξαγωγή ενέργειας των σημάτων	94
5.2.2.1 Κανάλια O1 και O2	98
5.2.2.1 Κανάλια F8 και F7.....	100
5.2.2.1 Κανάλια Fr1 και Fr2	101
Κεφάλαιο 6. Αποτελέσματα & Συμπεράσματα Πειραματικής Διαδικασίας.....	103
6.1 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης 0 – 1.....	104
6.2 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης 2 – 3.....	108
6.3 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης 4 – 5.....	112
6.4 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης όλων των κλάσεων.....	116
6.5 Αποτελέσματα αναγνώρισης των οφθαλμικών κινήσεων για όλες τις κλάσεις.....	121
6.6 Σφάλματα που προέκυψαν (Artefacts)	122
6.7 Μελλοντικές Εργασίες	124
Βιβλιογραφία	126

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 2. 1 Περιοχές του εγκεφάλου με τις αντίστοιχες λειτουργίες του	12
Πίνακας 3. 1 Formulas Fourier Transforms	60
Πίνακας 4. 1 Τεχνικά χαρακτηριστικά Ερος-Flex	66
Πίνακας 4. 2 Σύγκριση επιπέδων ποιοτικής αγωγιμότητας	70
Πίνακας 6. 1 Confusion Matrix Naïve Bayes State 0 – 1	105
Πίνακας 6. 2 Confusion Matrix Multilayer Perceptron State 0 – 1	105
Πίνακας 6. 3 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine State 0 – 1	106
Πίνακας 6. 4 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης	107
Πίνακας 6. 5 Confusion Matrix Grid Search State 0 – 1	107
Πίνακας 6. 6 Confusion Matrix IBk State 0 – 1	107
Πίνακας 6. 7 Confusion Matrix J48 – C4.5 State 0 – 1	108
Πίνακας 6. 8 Confusion Matrix Random Forest State 0 – 1	108
Πίνακας 6. 9 Confusion Matrix Naïve Bayes State 2 – 3	109
Πίνακας 6. 10 Confusion Matrix Multilayer Perceptron State 2 – 3	109
Πίνακας 6. 11 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine State 2 – 3	110
Πίνακας 6. 12 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης	111
Πίνακας 6. 13 Confusion Matrix Grid Search State 2 – 3	111
Πίνακας 6. 14 Confusion Matrix IBk State 2 – 3	111
Πίνακας 6. 15 Confusion Matrix J48 – C4.5 State 2 – 3	112
Πίνακας 6. 16 Confusion Matrix Random Forest State 2 – 3	112
Πίνακας 6. 17 Confusion Matrix Naïve Bayes State 4 – 5	113
Πίνακας 6. 18 Confusion Matrix Multilayer Perceptron State 4 – 5	113
Πίνακας 6. 19 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine State 4 – 5	114
Πίνακας 6. 20 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης	115
Πίνακας 6. 21 Confusion Matrix Grid Search State 4 – 5	115

Πίνακας 6. 22 Confusion Matrix IBk State 4 – 5	115
Πίνακας 6. 23 Confusion Matrix J48 – C4.5 State 4 – 5	116
Πίνακας 6. 24 Confusion Matrix Random Forest State 4 – 5	116
Πίνακας 6. 25 Confusion Matrix Naïve Bayes All States	117
Πίνακας 6. 26 Confusion Matrix Multilayer Perceptron All States	118
Πίνακας 6. 27 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine All States	118
Πίνακας 6. 28 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης	119
Πίνακας 6. 29 Confusion Matrix Grid Search All States	119
Πίνακας 6. 30 Confusion Matrix IBk All States	120
Πίνακας 6. 31 Confusion Matrix J48 – C4.5 All States	120
Πίνακας 6. 32 Confusion Matrix Random Forest All States	121
Πίνακας 6. 33 Αποτελέσματα πρόβλεψης μοντέλου	122

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 3. 1 Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθόδου.....	39
Διάγραμμα 3. 2 Διάγραμμα απεικόνισης ενός νευρώνα μονού επιπέδου	42
Διάγραμμα 5. 1 Διαδικασία ροής από την λήψη έως και την αναγνώριση των οφθαλμικών κινήσεων.....	81

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1. 1 Brain lobes	4
Εικόνα 1. 2 Attachment of the levator palpebrae superiors to the superior tarsal plate..	5
Εικόνα 1. 3 Lateral view of the extraocular muscles	6
Εικόνα 2. 1 Διεθνές σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων 10-20	10
Εικόνα 2. 2 Brain Functions	11

Εικόνα 2. 3 Εγκεφαλικοί ρυθμοί (Brain waves)	14
Εικόνα 2. 4 Εγγραφές EEG πολλαπλών καναλιών της απόκρισης P300	16
Εικόνα 2. 5 Δημιουργία ερεθίσματος P300 – BCI με το παράδειγμα “oddball”	16
Εικόνα 2. 6 Example of the P300 – BCI game Billiard Puzzle display	17
Εικόνα 2. 7 Η διαδικασία ανίχνευσης της SSEP κυματομορφής.....	19
Εικόνα 2. 8 Οπτικό Προκλήτο Δυναμικό (VEP)	20
Εικόνα 2. 9 Τοποθέτηση ηλεκτροδίων στο τριχωτό του Ινιακού λοβού για ανίχνευση της ηλεκτρικής απόκρισης Οπτικού Προκλητού Δυναμικού (VEP)	20
Εικόνα 2. 10 Κωδικοποίηση συχνότητας με χρήση SSVEP – BCI.....	22
Εικόνα 2. 11 Ροή εκτέλεσης μιας κίνησης με την χρήση της σκέψης	23
Εικόνα 2. 12 Γραφική απεικόνιση κερατοειδή – αμφιβληστροειδή και η διαφορά δυναμικού των κινήσεων του βολβού	25
Εικόνα 2. 13 Two channels configuration EOG electrodes.....	26
Εικόνα 2. 14 Four channels configuration EOG electrodes	27
Εικόνα 2. 15 Γράφημα ανίχνευσης των βασικών οφθαλμικών κινήσεων	27
Εικόνα 2. 16 Παραγωγή σήματος θετικής και αρνητικής πολικότητας σε οριζόντια θέση.....	28
Εικόνα 2. 17 Σήματα που σχετίζονται με τις κινήσεις των οφθαλμών και παρατηρούνται στα κανάλια EEG	29
Εικόνα 2. 18 Αποτελέσματα ορθότητας και ακρίβειας της παρακολούθησης οφθαλμών (eye tracking) του 3D μοντέλου	30
Εικόνα 3. 1 Artificial Intelligence & Machine Learning.....	33
Εικόνα 3. 2 Ένα έγχρωμο μπλοκ εικόνας μικροσυτοιχιών που αποτελείται από 24x24 σημεία	40
Εικόνα 3. 3 Ταξινόμηση τεσσάρων σημείων	42
Εικόνα 3. 4 Χρονική και συχνотική αναπαράσταση ημιτονοειδών σημάτων διαφορετικής συχνότητας	58
Εικόνα 4. 1 EPOC Flex – Gel.....	62
Εικόνα 4. 2 Package Contents Epoc-Flex Gel	63
Εικόνα 4. 3 EPOC Flex Controller Connectivity	63
Εικόνα 4. 4 Gel Sensor	64

Εικόνα 4. 5 Παράδειγμα Τοποθέτησης Ηλεκτροδίων (Epos – Flex Sensor Placement).	65
Εικόνα 4. 6 Ear Clip	65
Εικόνα 4. 7 Προετοιμασία τοποθέτησης των ηλεκτροδίων	67
Εικόνα 4. 8 Δύο τρόποι τοποθέτησης της συσκευής ελέγχου	67
Εικόνα 4. 9 Αναπαράσταση εφαρμογής gel μεταξύ του τριχωτού της κεφαλής και του ηλεκτροδίου.....	68
Εικόνα 4. 10 Μενού πλοήγησης EmotivProV2.....	71
Εικόνα 4. 11 Raw EEG.....	72
Εικόνα 4. 12 FFT/Band Power.....	74
Εικόνα 4. 13 SPTool suite.....	77
Εικόνα 4. 14 Μενού πλοήγησης Weka.....	79
Εικόνα 5. 1 Πρωτόκολλο καταγραφής	82
Εικόνα 5. 2 Delta Filter	85
Εικόνα 5. 3 Theta Filter	87
Εικόνα 5. 4 Alpha Filter	89
Εικόνα 5. 5 Beta Filter	91
Εικόνα 5. 6 Εφαρμογή Mean Filter σε EEG σήμα	93

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 3. 1 MLP's layers.....	43
Σχήμα 3. 2 Διαχωρισμός hyperplanes στο καρτεσιανό επίπεδο.	44
Σχήμα 3. 3 Πολλαπλασιαστές Lagrange.....	46
Σχήμα 3. 4 K Folds in cross validation	51
Σχήμα 3. 5 Low Pass Filter	52
Σχήμα 3. 6 Band Pass Filter.....	53
Σχήμα 3. 7 Γραφική αναπαράσταση ενός median filter.....	54
Σχήμα 3. 8 Ένα φίλτρο FIR διακριτού χρόνου.....	55
Σχήμα 3. 9 Ένα φίλτρο IIR.....	56

Σχήμα 3. 10 Time domain representation	57
Σχήμα 5. 1 Σχεδίαση ζωνοπερατού φίλτρου (SPTool)	85
Σχήμα 5. 2 Εφαρμογή τεσσάρων ζωνοπερατών φίλτρων (εγκεφαλικών ρυθμών) σε EEG σήμα	95
Σχήμα 5. 3 State Closed.....	99
Σχήμα 5. 4 State Opened.....	99
Σχήμα 5. 5 Horizontal eye movements	100
Σχήμα 5. 6 Vertical eye movements.....	101

ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ

BCI	Διεπαφή Εγκεφάλου - Υπολογιστή
BMI	Διεπαφή Εγκεφάλου - Μηχανής
CNS	Κεντρικό Νευρικό Σύστημα
DC	Συνεχές Ρεύμα
DFT	Διακριτός Μετασχηματισμός Fourier
ECG	Ηλεκτροκαρδιογράφημα
EEG	Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα
EMG	Ηλεκτρομυογράφημα
EOG	Ηλεκτροοφθαλμογράφημα
ERP	Προκλητά Βιωματικά Δυναμικά
FFT	Γρήγορο Μετασχηματισμό Fourier
FIR	Φίλτρο Πεπερασμένης Κρουστικής Απόκρισης
IIR	Φίλτρο Άπειρης Κρουστικής Απόκρισης
KNN	K Κοντινοί Γείτονες
MI	Motor Imagery
MLP	Νευρωνικό Δίκτυο Πολλαπλών Επιπέδων
PSD	Φασματική Πυκνότητα Ισχύος
QP	Τετραγωνικός Προγραμματισμός
RBF	Βασική Ακτινική Συνάρτηση
SEP - SSER	Σωματοαισθητικά Προκλητά Δυναμικά
SMO	Ελάχιστη Διαδοχική Βελτιστοποίηση
SNR	Λόγος Σήματος προς Θόρυβο
SVM	Διανύσματα Μηχανικής Υποστήριξης

VEP - VER Οπτικά Προκλητά Δυναμικά

ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ / ΓΛΩΣΣΑΡΙΟ

BCI	(Brain-Computer Interface Διεπαφή Εγκεφάλου – Υπολογιστή)
BMI	(Brain-Machine Interface Διεπαφή Εγκεφάλου – Μηχανής)
CNS	(Central Nervous System Κεντρικό Νευρικό Σύστημα)
DC	(Direct Current Συνεχές Ρεύμα)
DFT	(Discrete Fourier Transform Διακριτός Μετασχηματισμός Fourier)
ECG	(ElectroCardioGram Ηλεκτροκαρδιογράφημα)
EEG	(ElectroEncephaloGram Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα)
EMG	(ElectroMyoGram Ηλεκτρομυογράφημα)
EOG	(ElectroOculoGram Ηλεκτροοφθαλμογράφημα)
ERP	(Event Related Potential Προκλητά Βιοματικά Δυναμικά)
FFT	(Fast Fourier Transform Γρήγορο Μετασχηματισμό Fourier)
FIR	(Finite Impulse Response Φίλτρο Πεπερασμένης Κρουστικής Απόκρισης)
IIR	(Infinite Impulse Response Φίλτρο Άπειρης Κρουστικής Απόκρισης)
KNN	(K Nearest Neighbors K Κοντινοί Γείτονες)
MI	(Motor Imagery Νοερή Κίνηση)
MLP	(Multi – Layer Perceptron Νευρωνικό Δίκτυο Πολλαπλών Επιπέδων)
PSD	(Power Spectral Density Φασματική Πυκνότητα Ισχύος)
QP	(Quadratic Programming Τετραγωνικός Προγραμματισμός)
RBF	(Radial Basis Function Βασική Ακτινική Συνάρτηση)
SEP / SSER	(SomatoSensory Evoked Potential Σωματοαισθητικά Προκλητά Δυναμικά)

SMO	(Sequential Minimal Optimization <i>Ελάχιστη Διαδοχική Βελτιστοποίηση</i>)
SNR	(Signal-to-Noise Ratio <i>Λόγος Σήματος προς Θόρυβο</i>)
SVM	(Support Vector Machine <i>Διανύσματα Μηχανικής Υποστήριξης</i>)
VEP / VER	(Visual Evoked Potential / Response <i>Οπτικά Προκλητά Δυναμικά</i>)

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η παρούσα πτυχιακή εργασία χωρίζεται σε δύο ενότητες. Στο πρώτο μέρος περιγράφονται εισαγωγικές και θεμελιώδεις έννοιες βασισμένες στην επιστήμη της Πληροφορικής και της Ιατρικής. Από την επιστήμη της Ιατρικής αναφέρονται έννοιες βιοσημάτων και οι ιδιότητές τους όπως ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, ηλεκτροοφθαλμογράφημα και κάποιες εφαρμογές αυτών σε συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου – Υπολογιστή (BCI). Από την επιστήμη της Πληροφορικής περιγράφονται έννοιες και μέθοδοι μηχανικής μάθησης, ψηφιακά φίλτρα και εργαλεία λογισμικού για την υλοποίηση των εφαρμογών των παραπάνω μεθόδων. Το δεύτερο μέρος χωρίζεται στο πρακτικό και πειραματικό μέρος της ανάλυσης, επεξεργασίας, εξαγωγής, μοντελοποίησης και κατηγοριοποίησης των χαρακτηριστικών και δεδομένων των EEG σημάτων, με χρήση και υποστήριξη μεθόδων και εφαρμογών της επιστήμης της Πληροφορικής, καθώς και τεχνικές επεξεργασίας τους που έχουν παρουσιαστεί σε διεθνή βιβλιογραφία με σκοπό την καταγραφή και αναγνώριση των οφθαλμικών κινήσεων.

Η διάρθρωση των κεφαλαίων της παρούσας πτυχιακής εργασίας αποτελείται από τα παρακάτω κεφάλαια με την εξής δομή:

1^ο Μέρος :

- Κεφάλαιο 1. Εισαγωγικές έννοιες (NCS, BCI, Eye Anatomy)
- Κεφάλαιο 2. Βιοσήματα (Biosignals)
- Κεφάλαιο 3. Μηχανική Μάθηση, Μέθοδοι & Φίλτρα
- Κεφάλαιο 4. Υποδομή

2^ο Μέρος:

- Κεφάλαιο 5. Πειραματική Διαδικασία
- Κεφάλαιο 6 Αποτελέσματα & Συμπεράσματα Πειραματικής Διαδικασίας

Στο Κεφάλαιο 1 περιγράφονται εισαγωγικές έννοιες του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος και αναφορά των τμημάτων του εγκεφάλου. Αναφέρεται επίσης η δομή και η ανατομία των ανθρώπινων οφθαλμών καθώς και ο ορισμός συστημάτων Διεπαφής Εγκεφάλου – Υπολογιστή.

Στο Κεφάλαιο 2 πραγματοποιείται ένα θεωρητικό υπόβαθρο επισκόπησης των βιοσημάτων, αναλύοντας περισσότερο τα EEG και EOG καθώς τους τρόπους μέτρησης και υπολογισμού προκλητών δυναμικών χαρακτηριστικών των σημάτων αυτών. Αναφέρονται επίσης διάφορα παραδείγματα και εφαρμογές σχετικά με τα παραπάνω βιοσήματα σε συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου – Υπολογιστή.

Στο Κεφάλαιο 3 παρέχεται αρχικά ένα θεωρητικό υπόβαθρο μηχανικής μάθησης με μεθόδους και ιδιότητες αυτής καθώς και μια εισαγωγική αναφορά βασικής προαπαιτούμενης γνώσης στην επεξεργασία σημάτων και συστημάτων με μεθόδους, σχεδιασμού ψηφιακών φίλτρων που εφαρμόζονται στο πρακτικό μέρος της συγκεκριμένης πτυχιακής εργασίας.

Στο Κεφάλαιο 4 περιγράφεται η συσκευή καταγραφής σημάτων EEG με το αντίστοιχο λογισμικό της για την εξαγωγή και εμφάνιση των εγγραφών των σημάτων αυτών. Επίσης αναφέρεται το αναπτυξιακό λογισμικό Matlab όπου με την χρήση του δημιουργήθηκε κώδικας για την υλοποίηση ψηφιακών φίλτρων με σκοπό την επεξεργασία των σημάτων. Αναφέρεται επίσης και το λογισμικό Weka για την κατηγοριοποίηση και την εκπαίδευση του συνόλου των δεδομένων των σημάτων με σκοπό την εξαγωγή αποτελεσμάτων που αναγνωρίζουν με επιτυχία τις οφθαλμικές κινήσεις.

Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται αναλυτικά η πειραματική διαδικασία, η οποία περιλαμβάνει την καταγραφή δεδομένων EEG σημάτων, την προεπεξεργασία τους, την υλοποίηση και την εφαρμογή των φίλτρων στα δεδομένα αυτά. Έπειτα περιγράφεται εξαγωγή τιμών της ενέργειάς τους με σκοπό την κατηγοριοποίηση τους και την αναγνώριση των επιθυμητών κινήσεων.

Το Κεφάλαιο 6 αποτελεί μια σύνοψη των αποτελεσμάτων και των συμπερασμάτων της πειραματικής διαδικασίας. Παρουσιάζονται οι δυσκολίες και τα προβλήματα που προέκυψαν κατά τη διάρκεια της υλοποίησης καθώς και μελλοντικές εργασίες όπου μπορούν να προκύψουν από την συγκεκριμένη πτυχιακή εργασία.

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγικές έννοιες (CNS, BCI, Eye Anatomy)

1.1 Περιγραφή Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (CNS)

Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (CNS)

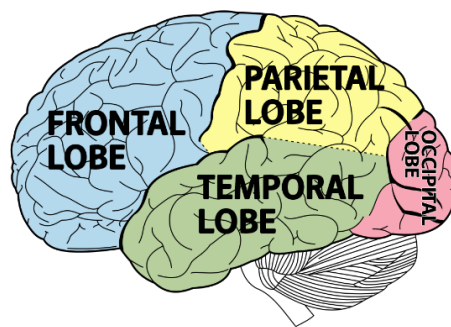
Το κεντρικό νευρικό σύστημα αποτελείται από τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό. Ο εγκέφαλος διαδραματίζει κεντρικό ρόλο στον έλεγχο των περισσότερων σωματικών λειτουργιών, συμπεριλαμβανομένων των κινήσεων, των αισθήσεων, των σκέψεων, της ομιλίας και της μνήμης. Ορισμένες από αυτές μπορούν να εμφανιστούν μέσω «μονοπατιών» του νωτιαίου μυελού χωρίς τη συμμετοχή των δομών του εγκεφάλου. Ο νωτιαίος μυς συνδέεται με ένα τμήμα του εγκεφάλου που ονομάζεται οπίσθιο τμήμα (brainstem) και είναι συνεχές με τον σπονδυλικό σωλήνα. Τα κρανιακά νεύρα εξέρχονται από το οπίσθιο τμήμα του εγκεφάλου. Οι νευρικές απολήξεις ή αλλιώς οι ρίζες των νεύρων εξέρχονται από το νωτιαίο μυελό και στις δύο πλευρές του σώματος. Έτσι μεταφέρονται σήματα (μηνύματα) μεταξύ του εγκεφάλου και των περιφερικών νεύρων. Η βασική μονάδα του κεντρικού νευρικού συστήματος είναι ο νευρώνας (νευρικό κύτταρο). Δισεκατομμύρια νευρώνες επιτρέπουν στα διάφορα μέρη του σώματος να επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω του εγκεφάλου και του νωτιαίου μυελού. Μια λιπαρή ουσία που ονομάζεται μυελίνη περιβάλλει τα νευρικά κύτταρα με σκοπό την μόνωσή τους και την ταχεία επικοινωνία μεταξύ τους.

1.1.1 Αναφορά στα τμήματά του CNS

Τμήματα των λοβών του εγκεφάλου

Η επιφάνεια του εγκεφαλικού φλοιού περιλαμβάνει αυλακώσεις ή πτυχώσεις, όπου οι μεγαλύτερες από αυτές ονομάζονται σχισμές. Ο εγκέφαλος χωρίζεται σε δύο τμήματα, γνωστά ως το δεξί και το αριστερό ημισφαίριο. Μια μάζα ινών που ονομάζεται μεσολόβιο (corpus callosum) συνδέει τα δύο ημισφαίρια. Το δεξιό ημισφαίριο ελέγχει τις κινήσεις των άκρων στην αριστερή πλευρά του σώματος και το αριστερό ημισφαίριο ελέγχει τις κινήσεις των άκρων στη δεξιά πλευρά του σώματος. Κάθε ημισφαίριο χωρίζεται σε τέσσερις λοβούς ή περιοχές οι οποίες είναι διασυνδεδεμένες μεταξύ τους. Αυτοί οι λοβοί είναι οι εξής:

- Οι μετωπικοί λοβοί (Frontal lobes) βρίσκονται στο εμπρόσθιο τμήμα του εγκεφάλου και είναι υπεύθυνοι για τον έλεγχο των κινήσεων, επίσης μέσω των συνδέσεών τους με άλλους λοβούς, συμμετέχουν στην εκτέλεση διαδοχικών εργασιών όπως η ομιλία, οι ικανότητες οργάνωσης και ορισμένες πτυχές της συμπεριφοράς, της διάθεσης και της μνήμης.
- Οι βρεγματικοί λοβοί (Parietal lobes) βρίσκονται πίσω από τους μετωπικούς λοβούς και μπροστά από τους ινιακούς λοβούς. Επεξεργάζονται πληροφορίες αίσθησης όπως η θερμοκρασία, ο πόνος, η γεύση και η αφή.



Εικόνα 1. 1 Brain lobes

- Οι κροταφικοί λοβοί (Temporal lobes) βρίσκονται στην δεξιά και αριστερή πλευρά του εγκεφάλου. Επεξεργάζονται πληροφορίες σχετικά με την μνήμη και την ακοή (ακρόαση), καθώς επίσης διαχειρίζονται πληροφορίες που αφορούν την ομιλία και τις γλωσσικές ικανότητες.
- Οι ινιακοί λοβοί (Occipital lobes) βρίσκονται στο οπίσθιο μέρος του εγκεφάλου και λαμβάνουν ή επεξεργάζονται οπτικές πληροφορίες.

1.2 Εισαγωγικές έννοιες των οφθαλμών

Το μάτι είναι ένα όργανο που επιτρέπει την αντίληψη του φωτός και στέλνει σήματα κατά μήκος του οπτικού νεύρου στον εγκέφαλο. Στους ανθρώπους, το μάτι είναι ένα πολύτιμο αισθητικό όργανο που παρέχει στο άτομο την αίσθηση της όρασης, συμπεριλαμβανομένης της δυνατότητας διάκρισης μεταξύ χρωμάτων και βάθους. Αν και μικρό σε μέγεθος, το μάτι είναι ένα πολύ περίπλοκο όργανο. Έχει πλάτος περίπου 2,5 εκατοστά, βάθος 2,5 εκατοστά και ύψος

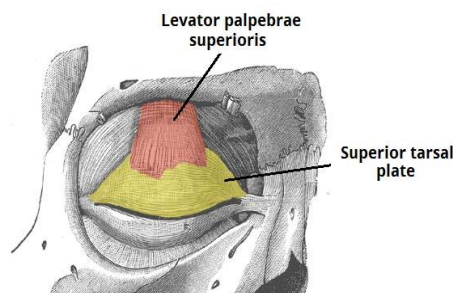
2,3 εκατοστά περίπου. Έχει γωνία θέασης 200 μοιρών και μπορεί να αντιληφθεί περίπου 10 εκατομμύρια χρώματα και αποχρώσεις αυτών. Ο συνδυασμός και των δύο οφθαλμών επιτρέπει την καλύτερη αντίληψη βάθους και τον συγχρονισμό ταυτόχρονης ομαλής διόφθαλμης όραση. Ακολουθούν βασικές έννοιες της ανατομίας του οφθαλμού με σκοπό την στοιχειώδη γνώση της δομής του και λειτουργίας του.

Ανατομία οφθαλμού εξωτερικών μυών (Extraocular Muscles)

Οι εξωτερικοί μύς βρίσκονται στην τροχιά του οφθαλμού. Είναι υπεύθυνοι για τον έλεγχο των κινήσεων του βολβού και του βλεφάρου. Υπάρχουν επτά εξωτερικοί μύς, ο μύς του βλεφάρου (**levator palpebrae superioris**), ο ανώτερος ορθός (**superior rectus**), ο κατώτερος ορθός (**inferior rectus**), ο μέσος ορθός (**medial rectus**), ο πλευρικός ορθός (**lateral rectus**), ο κατώτερος λοξός (**inferior oblique**) και ο ανώτερος λοξός (**superior oblique**). Λειτουργικά μπορούν να χωριστούν σε δύο ομάδες. Η πρώτη ομάδα απευθύνεται στην κίνηση των βλεφάρων (*Levator palpebrae superioris*) και η δεύτερη στην κίνηση των οφθαλμών (ορθοί και πλάγιοι μύς).

Levator palpebrae superioris

Ο levator palpebrae superioris (LPS) είναι ο μόνος μύς που εμπλέκεται στην κίνηση του βλεφάρου. Ένα μικρό τμήμα του περιέχει μια συλλογή από ίνες λείου μυός γνωστή ως ανώτερος ταρσικός μύς. Σε αντίθεση με το LPS, ο ανώτερος δερματικός μύς τροφοδοτείται από το συμπαθητικό νευρικό σύστημα.



Εικόνα 1. 2 Attachment of the levator palpebrae superiors to the superior tarsal plate

Muscles of Eye Movement

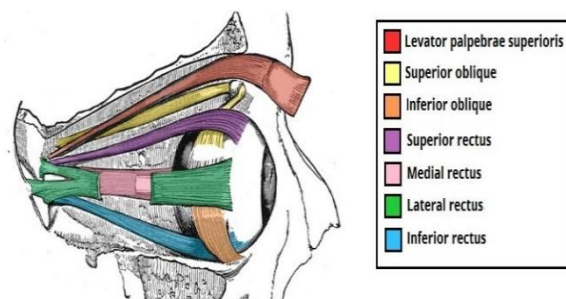
Υπάρχουν έξι μυς που εμπλέκονται στον έλεγχο της κίνησης του βολβού. Μπορούν να χωριστούν σε δύο ομάδες, οι τέσσερις ορθοί μυς και οι δύο λοξοί μυς.

Ορθοί μυς - Recti Muscles

Αυτοί οι μυς προέρχονται χαρακτηριστικά από έναν κοινό δακτύλιο τένοντα, ο οποίος περιβάλλει το οπτικό νεύρο στο πίσω μέρος της τροχιάς του οφθαλμού. Αυτοί οι μυς είναι προσκολλημένοι στον χιτώνα (sclera) του βολβού.

Λοξοί μυς – Oblique Muscles

Οι λοξοί μυς είναι υπεύθυνοι για την γωνιακή κίνηση του οφθαλμού (σε αντίθεση με την ορθή κίνηση των recti μυών). Είναι προσκολλημένοι και αυτοί στην οπίσθια επιφάνεια του χιτώνα του οφθαλμού.



Εικόνα 1. 3 Lateral view of the extraocular muscles

Στο Κεφάλαιο 2 γίνεται αναλυτική περιγραφή των λειτουργιών των ιδιοτήτων και των εφαρμογών του ανθρώπινου ματιού σε συστήματα BCI και μεθόδους υλοποίησης συστημάτων BCI διαμέσου της χρήση των οφθαλμικών κινήσεων ενώ στα επόμενα κεφάλαια αναφέρεται η ανάλυση, η επεξεργασία, η εξαγωγή και η κατηγοριοποίηση των χαρακτηριστικών των οφθαλμικών δεδομένων (EOG σήματα) όπου είναι το ζητούμενο της παρούσας πτυχιακής εργασίας.

1.3 Διεπαφή Εγκεφάλου Υπολογιστή (Brain-Computer Interfaces)

Η τεχνολογία Διεπαφής Εγκεφάλου – υπολογιστή είναι στο επίκεντρο μιας ταχέως αναπτυσσόμενης επιχείρησης έρευνας και ανάπτυξης, συναρπάζοντας έτσι τον επιστήμονες, μηχανικούς, κλινικούς ιατρούς και το ευρύτερο κοινό γενικότερα. Κύριος στόχος ενός BCI συστήματος είναι να αντικαταστήσει ή να αποκαταστήσει ωφέλιμες υπηρεσίες σε άτομα με ειδικές ανάγκες που πάσχουν από νευρομυϊκές διαταραχές, όπως η εγκεφαλική παράλυση, το εγκεφαλικό επεισόδιο ή ο τραυματισμός του νωτιαίου μυελού και άλλες διαταραχές. Στο μέλλον, θα μπορούσαν να αυξήσουν την απόδοση των χειρουργών ή άλλων ιατρικών επαγγελματιών.

Οι Διεπαφές εγκεφάλου – υπολογιστή (BCI) βασίζονται σε έναν υπολογιστή και λαμβάνουν βιοηλεκτρικά σήματα από τον εγκέφαλο, όπου στην συνέχεια μέσω κατάλληλης επεξεργασίας και ανάλυσης μεταφράζονται σε συγκεκριμένες εντολές εκτέλεσης επιθυμητών ενεργειών. Ο χρήστης, μετά από συχνή περίοδο εκπαίδευσης των εγκεφαλικών σημάτων και βασισμένος σε συγκεκριμένα πρωτόκολλα καταγραφής EEG σημάτων, δημιουργεί εγκεφαλικά σήματα που κωδικοποιούνται από αντίστοιχες εντολές. Το σύστημα (BCI) εκπαιδεύεται με σκοπό την αποκωδικοποίηση και μετάφραση των εκπαιδευμένων αυτών σημάτων σε συγκεκριμένες εντολές στην συσκευή εξόδου, εκπληρώνοντας έτσι την πρόθεση εκτέλεσης της επιθυμητής εντολής του χρήστη. Μελλοντικά επιτεύγματα των BCI συστημάτων και εφαρμογών θα εξαρτηθούν από την πρόοδο τριών κρίσιμων παραγόντων.

1. Οι Διεπαφές Εγκεφάλου – Υπολογιστή χρειάζονται την υποστήριξη κατάλληλων δομών απόκτησης σήματος ώστε να είναι κατάλληλο, φορητό, ασφαλές και ικανό να λειτουργεί σε όλα τα περιβάλλοντα.
2. Τα συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου – Υπολογιστή πρέπει να επικυρωθούν σε μακροχρόνιες μελέτες σχετικά με την χρήση τους στον πραγματικό κόσμο από άτομα με ειδικές ανάγκες και είναι απαραίτητη η εφαρμογή αποτελεσματικών και βιώσιμων μοντέλων για την ευρεία διάδοσή τους.
3. Τέλος η αξιοπιστία της απόδοσης BCI πρέπει να βελτιωθεί έτσι ώστε να προσεγγίζει την αξιοπιστία της φυσικής λειτουργίας των μυών.

Κεφάλαιο 2. Βιοσήματα (Biosignals)

Τα βιοσήματα ή αλλιώς βιοϊατρικά σήματα έχουν κάνει σημαντική την εμφάνισή τους σε εφαρμογές της επιστήμης της Πληροφορικής, Ιατρικής και ευρύτερα στον κόσμο της τεχνολογίας. Αποτελούν μια μέθοδο αναγνώρισης της κατάστασης της υγείας του ασθενούς, καθώς επίσης παρέχουν πληροφορίες για την πορεία μιας νόσου. Ο ορισμός ενός βιοϊατρικού σήματος ορίζεται ως η αυξομείωση κυματομορφών φυσικών σημάτων στο χρόνο, που προέρχονται από κάποιο ανθρώπινο φυσικό όργανο. Με την χρήση συγκεκριμένων ιατρικών συσκευών, αισθητήρων και σχετικών προϊόντων είναι δυνατή η ανίχνευση των φυσικών αυτών κυματομορφών. Στην συνέχεια σχηματίζεται ειδική αναφορά στα βιοσήματα και συγκεκριμένα στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και ηλεκτροοφθαλμογράφημα καθώς και οι εφαρμογές αυτών.

2.1 Ιστορική Αναφορά των βιοσημάτων και οι τύποι αυτών

Το 1875, ένας ιατρός στο Λίβερπουλ, ο Richard Caton (1842–1926) παρουσίασε τα ευρήματά του τα οποία σχετίζονταν με την ανίχνευση της ηλεκτρικής δραστηριότητα των εγκεφαλικών ημισφαιρίων από ζώα και συγκεκριμένα από κουνέλια και πιθήκους. Αργότερα το 1890, ο Πολωνός φυσιολόγος Adolf Beck δημοσίευσε μια έρευνα που σχετιζόταν με την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου των κουνελιών και των σκύλων και περιλάμβανε ρυθμικές ταλαντώσεις που μεταβάλλονταν από το φως. Ο Beck ξεκίνησε να πειραματίζεται με καταγραφές της ηλεκτρικής δραστηριότητας των εγκεφάλων από ζώα. Ο ίδιος τοποθέτησε ηλεκτρόδια απευθείας στην επιφάνεια του εγκεφάλου για να ελέγξει την αισθητηριακή διέγερση. Κατά την διάρκεια των πειραμάτων και εγγραφών που πραγματοποίησε, παρατήρησε μια διακύμανση της έντασης και του πλάτους των σημάτων. Έτσι οδηγήθηκε στο συμπέρασμα των διαφορετικών εγκεφαλικών ρυθμών. Το 1912, ο ουκρανός φυσιολόγος Vladimir Vladimirovich Pravdich – Neminsky δημοσίευσε την πρώτη καταγραφή EEG σήματος ανιχνεύοντας προκλητικά δυναμικά ενός θηλαστικού ζώου (σκύλος).

Ο Γερμανός φυσιολόγος και ψυχίατρος Hans Berger (1873–1941) κατέγραψε το πρώτο ανθρώπινο EEG σήμα το 1924. Επεκτείνοντας έτσι την εργασία που είχε προηγουμένως

διεξαχθεί σε ζώα από τον Richard Caton και των υπολοίπων προαναφερθέντων. Ο Berger ανακάλυψε το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και έδωσε στη συσκευή το όνομά του, μια εφεύρεση που περιγράφεται ως μια από τις πιο εκπληκτικές, αξιοσημείωτες και σημαντικές εξελίξεις στην ιστορία της κλινικής νευρολογίας. Οι ανακαλύψεις του επιβεβαιώθηκαν για πρώτη φορά από τους Βρετανούς επιστήμονες Edgar Douglas Adrian και B. H. C. Matthews το 1934 και αναπτύχθηκαν από αυτούς.

Στις σημερινή εποχή ο όρος «Βιοσήματα» ορίζεται ως οποιοδήποτε σήμα που μπορεί να μετρηθεί και να παρακολουθείται από ένα βιολογικό όργανο. Παρόλα αυτά ο όρος χρησιμοποιείται συνήθως για να αναφέρεται σε βιοηλεκτρικά σήματα. Τα σήματα αυτά είναι ηλεκτρικά ρεύματα που παράγονται από διαφορές χαμηλού κυρίως ηλεκτρικού δυναμικού σε έναν ιστό, ένα όργανο ή κύτταρο, όπως για παράδειγμα η λειτουργία επικοινωνίας του κεντρικού νευρικού συστήματος (**Central Nervous System - CNS**) του εγκεφάλου. Τα ευρέως γνωστά βιοηλεκτρικά σήματα είναι τα παρακάτω:

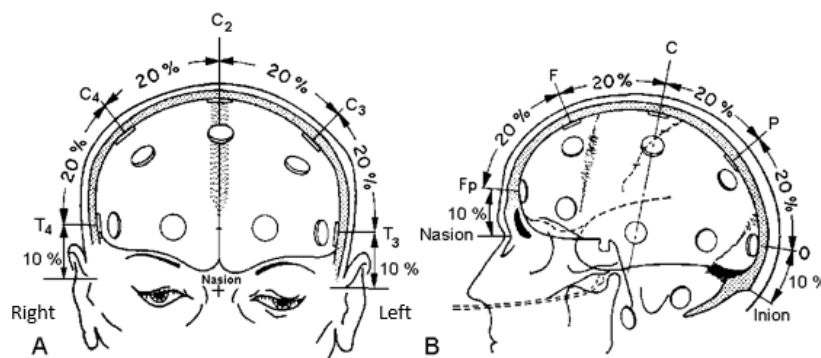
- Ηλεκτροκαρδιογράφημα (ECG)
- Ηλεκτρομυογράφημα (EMG)
- Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)
- Ηλεκτροοφθαλμογράφημα (EOG).

Η γαλβανική απόκριση του δέρματος (GSR) είναι το φαινόμενο όπου το δέρμα γίνεται στιγμιαία καλύτερος αγωγός ηλεκτρισμού όταν εμφανίζονται εξωτερικά ή εσωτερικά ερεθίσματα (συναίσθημα άγχους, στεναχώριας) κτλ. Η μεταβλητότητα της καρδιακής συχνότητας (HRV) θεωρείται επίσης ως ένα βιοηλεκτρικό σήμα, αν και δεν μετριέται άμεσα από διαφορές ηλεκτρικού δυναμικού. Παρακάτω αναφέρονται δύο βασικά βιοηλεκτρικά σήματα (EEG, EOG) στα οποία βασίζεται η συγκεκριμένη πτυχιακή εργασία.

2.2 Σύστημα Τοποθέτησης Ηλεκτροδίων 10-20

Το σύστημα 10-20 είναι μια μέθοδος τοποθέτησης ηλεκτροδίων που χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη θέση των ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής. Τα ηλεκτρόδια χρησιμοποιούνται για την καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου, ανιχνεύοντας EEG σήματα σε συνεργασία με μια συσκευή καταγραφής που ονομάζεται ηλεκτροεγκεφαλογράφος. Πιο συγκεκριμένα, τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στην επιφάνεια του τριχωτού της κεφαλής σε συγκεκριμένες θέσεις, όπου με χρήση ειδικής αγωγίμης γέλης (conductive gel) ή με την χρήση ειδικού αλατούχου διαλύματος, επιτυγχάνεται υψηλή αγωγιμότητα μεταξύ του τριχωτού της κεφαλής και του ηλεκτροδίου. Λαμβάνοντας τις σωστές διαδικασίες προετοιμασίας και τοποθέτησης των ηλεκτροδίων έχουμε ως αποτέλεσμα την άρτια και ποιοτική καταγραφή EEG σημάτων.

Βασίζεται στη σχέση μεταξύ της θέσης ενός ηλεκτροδίου και της υποκείμενης περιοχής του εγκεφαλικού φλοιού. Οι αριθμοί «10» και «20» αναφέρονται στο γεγονός ότι οι αποστάσεις μεταξύ των γειτονικών ηλεκτροδίων είναι είτε 10% ή 20% της συνολικής απόστασης μεταξύ του εμπρόσθιου (Nasion) και οπίσθιου (Inion) ή του δεξιού και αριστερού κορμού του εγκεφάλου. Κάθε σημείο στην παρακάτω εικόνα [Εικόνα 2.1] υποδεικνύει μια πιθανή θέση ηλεκτροδίου.

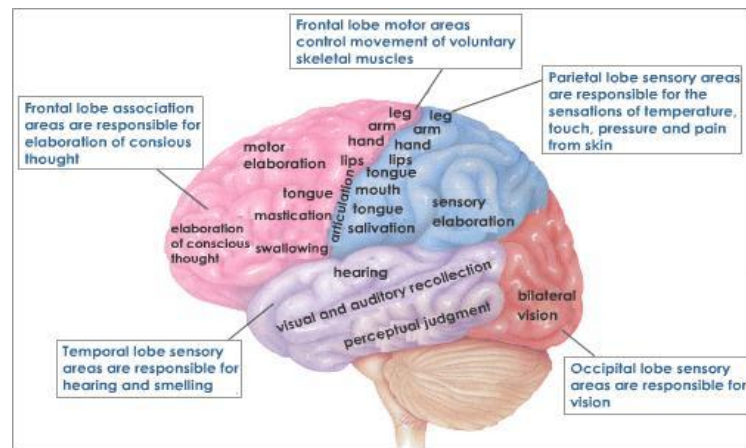


Εικόνα 2. 1 Διεθνές σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων 10-20

- Κάθε τοποθεσία ηλεκτροδίου αντιπροσωπεύει ένα γράμμα για τον προσδιορισμό του λοβού αναφοράς και ένα αριθμό ή άλλο γράμμα για να προσδιορίσει τη θέση του ημισφαιρίου. Οι λοβοί **Frontal**, **Temporal**, **Central**, **Parietal** και **Occipital**

αντιπροσωπεύονται από τα γράμματα **F, T, C, P,** και **O** αντίστοιχα. Ο κεντρικός λοβός **Central** δεν υπάρχει αλλά χρησιμοποιείται για αναγνώριση της θέσης των αντίστοιχων ηλεκτροδίων.

- Τα ηλεκτρόδια που φέρουν το γράμμα **z** τοποθετούνται στη μεσαία γραμμή, στο κέντρο δηλαδή του χωρισμού των ημισφαιρίων.
- Πέρα από τις κύριες τοποθεσίες των ηλεκτροδίων υπάρχουν και κάποιες κώδικες ονομασίες χαρακτηριστικών καναλιών όπως **Fp, Pg, A,** και αναφέρονται στις εμπρόσθιες περιοχές, στις ρινοφαρυγγικές και στους λοβούς του αυτιού, αντίστοιχα.
- Οι άρτιοι αριθμοί (2,4,6,8) αναφέρονται στη δεξιά πλευρά του εγκεφάλου και οι περιττοί αριθμοί (1,3,5,7) αναφέρονται στην αριστερή. Επίσης, όσο μικρότερος είναι ο αριθμός που φέρει ένα ηλεκτρόδιο, τόσο πιο κοντά είναι η θέση του στη μεσαία γραμμή.



Εικόνα 2. 2 *Brain Functions*

<u>Brain Parts</u>	<u>Channels</u>	<u>Functions</u>
		(Συντομογραφίες, LH: Αριστερό ημισφαίριο, RH: Δεξιά ημισφαίριο, AHHD: Διαταραχή προσοχής, υπερκινητικότητα)
Frontal Lobes	FP1, FPZ, FP2, AF7, AF1, AFZ, AF2, AF8, F7, F5, F3, F1, FZ, F2, F4, F6, F8	LH: Εξάσκηση μνημονικού, συγκέντρωση, Εκτέλεση προγραμματισμένου σχεδιασμού γεγονότων, θετικά συναισθήματα. RH: Καταγραφή επεισοδιακών γεγονότων, κοινωνική ευαισθητοποίηση, κατάσταση προσοχής
Parietal Lobes	FC5, FC3, FC1, FCZ, FC2, FC4, FC6, C5, C3, C1, CZ, C2, C4, C6, CP3, CP1, CPZ, CP2, CP4, P3, P1, PZ, P2, P4	LH: Επίλυση προβλημάτων, μαθηματικά, γραμματική, προσοχή, συσχέτιση RH: Χωρική συνειδητοποίηση, Γεωμετρία
Temporal Lobes	FT7, FT8, T7, TP9, T8, TP7, CP5, CP6, TP8, TP10, P7, P5, P6, P8	LH: Αναγνώριση λέξεων, ανάγνωση, γλώσσα, μνήμη RH: Αναγνώριση αντικειμένων, μουσική, κοινωνικές ενδείξεις, αναγνώριση προσώπου
Occipital Lobes	PO7, PO1, POZ, PO2, PO8, O1, OZ, O2,	Όραση, ανάγνωση
Left Hemisphere	Περιττοί αριθμοί e.g. (1,3,5,7,9)	Λογική, γλωσσικές ικανότητες, ανάκτηση λέξεων, ευφράδεια λόγου, ανάγνωση, μαθηματικά, επίλυση προβλημάτων, λεκτική μνήμη
Right Hemisphere	Άρτιοι αριθμοί e.g. (2,4,6,8,10)	Καταγραφή επεισοδιακών γεγονότων, κοινωνική ευαισθητοποίηση, οπτική επαφή, μουσική, χιούμορ, εν συνείδηση, ευαισθητοποίηση χώρου, τέχνη, διορατικότητα, διαίσθηση, μη λεκτική μνήμη

Πίνακας 2. 1 Περιοχές του εγκεφάλου με τις αντίστοιχες λειτουργίες του

2.2 Καταγραφή Ηλεκτρικής Δραστηριότητας Εγκεφάλου (EEG)

Το εγκεφαλογράφημα (EEG) είναι μια ηλεκτροφυσιολογική διαδικασία για την καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Το EEG μετράει αλλαγές τιμών τάσης που παράγονται κατά την εγκεφαλική δραστηριότητα. Οι αλλαγές αυτές προέρχονται από το ιοντικό ρεύμα εντός και μεταξύ ορισμένων εγκεφαλικών κυττάρων που ονομάζονται νευρώνες. Τα δισεκατομμύρια αυτά κύτταρα παράγουν πολύ μικρά ηλεκτρικά σήματα της τάξης των 1μV έως 100μV ενώ το εύρος των κυματομορφών ποικίλει από 0Hz έως 100Hz σχηματίζοντας μη γραμμικά μοτίβα που ονομάζονται εγκεφαλικά κύματα. Χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο που ονομάζεται Fast Fourier Transform (FFT), αυτά τα ακατέργαστα εγκεφαλικά κύματα μπορούν να αναγνωριστούν ως διαφορετικοί ρυθμοί με διαφορετικές συχνότητες. Οι συχνότητες αυτές, αναφέρονται στην ταχύτητα των ηλεκτρικών ταλαντώσεων, οι οποίες μετριοούνται σε κύκλους ανά δευτερόλεπτο – ένα Hertz (Hz). Οι εγκεφαλικοί αυτοί ρυθμοί ταξινομούνται ανά συχνότητα σε τέσσερις κύριους τύπους: Beta, Alpha, Theta και Delta. Εκτός από τους παραπάνω τέσσερις βασικούς εγκεφαλικούς ρυθμούς υπάρχει και ο gamma (> 30 Hz) ρυθμός ο οποίος είναι μια ευρύτερη κατηγορία της κατηγορίας του Beta ρυθμού. Διακρίνεται από χαμηλή ενέργεια και είναι δύσκολο να καταγραφεί. Ο ρυθμός gamma μπορεί να παρατηρηθεί κατά τη διάρκεια των μυϊκών κινήσεων και συγκεκριμένα από την κίνηση των δακτύλων.

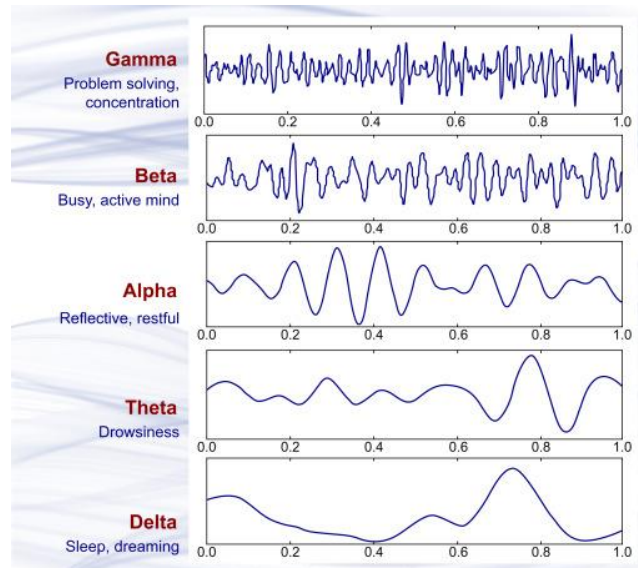
- **Beta waves (εύρος συχνοτήτων από 12 Hz έως περίπου 30 Hz)**

Τα Beta κύματα εμφανίζονται κυρίως σε μια κατάσταση εγρήγορσης δηλαδή σε μια κατάσταση ενέργειας όπως διάβασμα, ομιλία, σκέψη. Είναι κύματα μικρού πλάτους και συσχετίζονται κυρίως με την συγκέντρωση του ατόμου και με μια πολυάσχολη ή ανήσυχη δραστηριότητα. Επιπλέον συνδέονται με αποφάσεις όπως η καταστολή της κίνησης και η αισθητική ανάδραση της.

- **Alpha Waves (εύρος συχνοτήτων από 8 Hz έως περίπου 12 Hz)**

Τα κύματα Alpha συσχετίζονται συχνά με μια χαλαρή, ήρεμη και διαυγή κατάσταση ψυχικής διάθεσης. Ανιχνεύονται κυρίως στις ινιακές και οπίσθιες περιοχές του εγκεφάλου. Επίσης μπορούν να προκληθούν κλείνοντας τα μάτια και χαλαρώνοντας

ενώ εμφανίζονται σπάνια σε γνωστικές και έντονες διαδικασίες όπως η σκέψη, ο νοητικός υπολογισμός και η επίλυση προβλημάτων.



Εικόνα 2. 3 Εγκεφαλικοί ρυθμοί (Brain waves)

- **Theta Waves (εύρος συχνοτήτων από 4 Hz έως περίπου 8 Hz)**

Ο ρυθμός Theta παρατηρείται συχνά σε ενήλικα άτομα και μπορεί να ανιχνευθεί κυρίως στις κροταφικές περιοχές του εγκεφάλου. Στα ηλικιωμένα άτομα, ο ρυθμός αυτός παρουσιάζει πλάτος μεγαλύτερο από περίπου 30mV και παρατηρείται λιγότερο συχνά, εκτός εάν το άτομο βρίσκεται σε κατάσταση νωθρότητας.

- **Delta Waves (εύρος συχνοτήτων από 1 έως 4 Hz)**

Ο ρυθμός δέλτα εντοπίζεται κυρίως στα βρέφη. Τα κύματα αυτά συνδέονται με βαθιά στάδια ύπνου σε ηλικιωμένους. Έχει τεκμηριωθεί η εμφάνισή τους σε άτομα με επιληπτικές κρίσεις, οι οποίες περιλαμβάνουν σύντομη, ξαφνική απώλεια προσοχής. Τα κύματα αυτά χαρακτηρίζονται από κύματα χαμηλής συχνότητας και υψηλού πλάτους. Μπορεί να είναι παρόντα κατά την αφύπνιση ενώ η ανίχνευσή τους ανταποκρίνεται στο άνοιγμα των ματιών, επιπλέον μπορούν να ενισχυθούν και από τον υπεραερισμό (Hyperventilation).

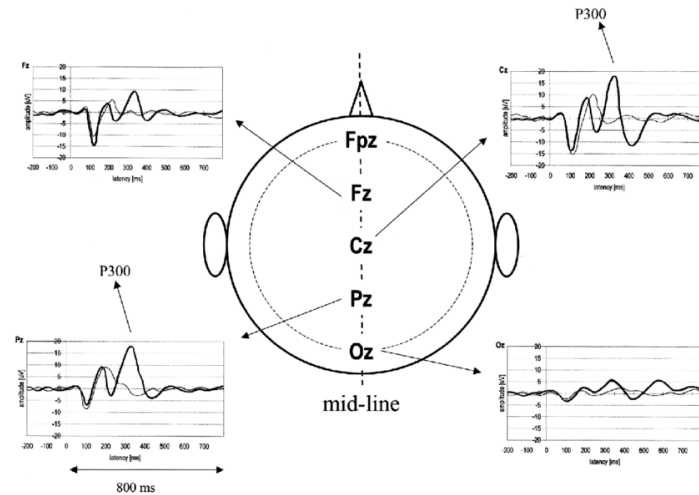
Εκτός από τους εγκεφαλικούς ρυθμούς μελέτες αναφέρουν ότι η ηλεκτροεγκεφαλική δραστηριότητα προκαλείται και από κάποια συγκεκριμένα ερεθίσματα. Αυτά μπορεί να είναι κινητικά (motor), διανοητικά (cognitive) και αισθητικά (sensory). Ένα παράδειγμα είναι η διαφορά διακύμανσης της φασματικής ισχύος με το άνοιγμα (αύξηση ισχύος) και το κλείσιμο (μείωση ισχύος) των οφθαλμών. Με την ύπαρξη αυτής της διαφοράς δημιουργούνται δύο κατηγορίες η **ERS (Event Related Synchronization)** και η **ERD (Event Related Desynchronization)** που σχετίζονται με την αύξηση και μείωση της ισχύος αντιστοίχως. Τα δύο φαινόμενα είναι χρονικά κλειδωμένα (time-locked), όμως δεν είναι κλειδωμένα ως προς την φάση (phase-locked) και εξειδικεύονται σε ζώνη υψηλών συχνοτήτων.

Μια άλλη κατηγορία ηλεκτροεγκεφαλικών σημάτων (EEG) χαρακτηρίζουν την απόκριση του εγκεφάλου στην εμφάνιση ή εξαφάνιση ενός ερεθίσματος. Αυτή η κατηγορία δυναμικών ονομάζεται Βιοματικά Δυναμικά (**Event Related Potentials - ERP**). Τα δυναμικά αυτά είναι πολύ χαμηλές τάσεις που δημιουργούνται στις δομές του εγκεφάλου σε απόκριση συγκεκριμένων γεγονότων ή ερεθισμάτων (Blackwood and Muir, 1990). Τα ERPs χωρίζονται σε δυο κατηγορίες δυναμικών όπου χρησιμοποιούνται κυρίως σε BCI εφαρμογές, αυτές είναι τα **Προκλητά (Evoked Potentials)** και **Εκπεμπόμενα (Emitted Potentials)** δυναμικά. Παρακάτω αναφέρονται και παρουσιάζονται αναλυτικά με παραδείγματα η εφαρμογή των παραπάνω δυναμικών σε BCI εφαρμογές.

2.2.1 Event Related Potential (P300)

Το κύμα P300 ανακαλύφθηκε από τους Sutton et al. το 1965 και έκτοτε υπήρξε το κύριο συστατικό της έρευνας στον τομέα των ERPs. Το σήμα αυτό είναι ένα Βιοματικό δυναμικό με θετική και αρνητική απόκλιση κύματος, που σχετίζεται με την εμφάνιση ενός ερεθίσματος σε διαφορετικούς χρόνους. Το φαινόμενο αυτό προκαλείται συχνά με ένα παράδειγμα «oddball» αυτό έχει ως αποτέλεσμα την εμφάνιση διαφορετικών ερεθισμάτων «στόχου» σε μια σειρά τυπικών ερεθισμάτων. Το πλάτος του σήματος ποικίλλει ανάλογα με την αδυναμία των στόχων. Η λανθάνουσα κατάσταση ποικίλλει ανάλογα με τη δυσκολία διάκρισης του ερεθίσματος «στόχου» από τα πρότυπα ερεθίσματα. Μια τυπική καθυστέρηση κορυφής του κύματος δημιουργείται στα 300ms, όταν ένα ενήλικο άτομο πραγματοποιεί μια απλή διάκριση «στόχου». Σε ασθενείς με μειωμένη νοητική ικανότητα, το P300 είναι μικρότερο και βραδύτερο από ότι σε υγιείς άτομα. Τα σήματα αυτά καταγράφονται από τα ηλεκτρόδια Pz,

Fz, Cz και Oz τα οποία τοποθετούνται κατά μήκος του κέντρου του εγκεφάλου σε περιοχές όπως τον μετωπικό, τον βρεγματικό και ινιακό λοβό.

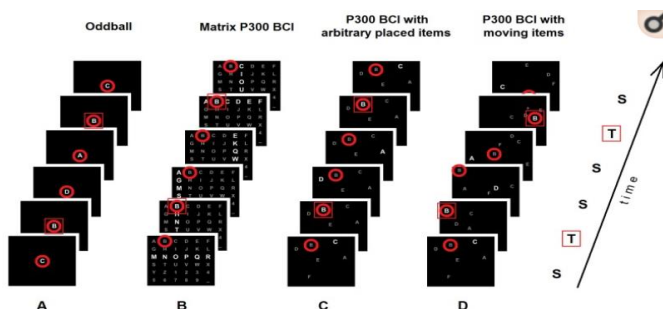


Εικόνα 2. 4 Εγγραφές EEG πολλαπλών καναλιών της απόκρισης P300

Εφαρμογές BCI – P300

Ένα από τα πιο αποτελεσματικά μη επεμβατικά BCIs βασίζεται στο κύμα P300 της ανταπόκρισης του εγκεφάλου στα ερεθίσματα και ως εκ τούτου αναφέρεται ως το P300 – BCI. Πολλές τροποποιήσεις αυτού του BCI έχουν προταθεί για την περαιτέρω βελτίωση των χαρακτηριστικών του ή για την καλύτερη προσαρμογή του σε διάφορες εφαρμογές. Ωστόσο, στο αρχικό P300 – BCI και σε όλες τις τροποποιήσεις του, οι χωρικές θέσεις των ερεθισμάτων καθορίστηκαν σχετικά η μία με την άλλη, γεγονός που μπορεί να επιβάλει περιορισμούς στο σχεδιασμό εφαρμογών που ελέγχονται από το εκάστοτε BCI.

Παράδειγμα1: OddBall (stimuli)

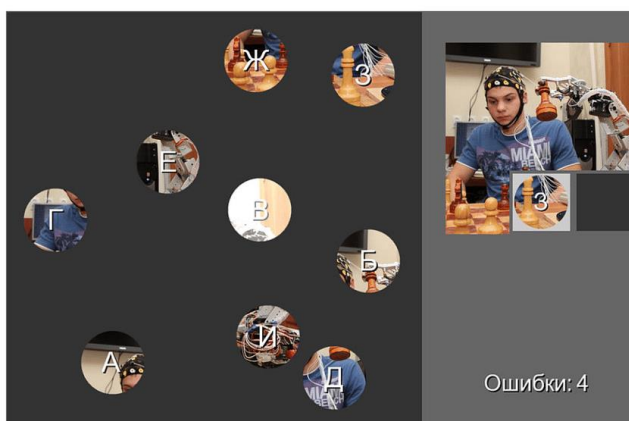


Εικόνα 2. 5 Δημιουργία ερεθίσματος P300 – BCI με το παράδειγμα “oddball”

- A. Οπτικό παράδειγμα.
- B. Κλασσική μορφή πίνακα P300 – BCI με ομαδοποιημένα ερεθίσματα σε σειρές και στήλες.
- C. Διάταξη P300 – BCI με σταθερές και αυθαίρετες θέσεις διέγερσης ενός σημείου χωρίς ομαδοποίηση.
- D. Διάταξη P300 – BCI με μετακινούμενες θέσεις διέγερσης ενός μεταβλητού αντικειμένου.

Σχεδιάστηκε και δοκιμάστηκε ένα P300 – BCI με ερεθίσματα που παρουσιάστηκαν σε αντικείμενα που κινούνταν ελεύθερα σε οθόνη με ταχύτητα 5,4 %/s. Οι «υγιείς» συμμετέχοντες πραγματοποίησαν μια εργασία που λειτουργεί όπως το παραπάνω BCI παράδειγμα (oddball), σε δύο δοκιμές μιας μονής και μιας τριπλής δοκιμής, μέσα σε τέσσερις συνεδρίες. Σε κάθε βήμα, οι συμμετέχοντες έπρεπε να επιλέξουν ένα από τα εννέα κινούμενα αντικείμενα. Η μέση ηλεκτρονική ακρίβεια της επιλογής που βασίζεται σε BCI ήταν 81% στη λειτουργία της τριπλής δοκιμής και 65% στην κατάσταση της μονής δοκιμής. Ένα σχετικά υψηλό εύρος P300 παρατηρήθηκε σε στόχους στους περισσότερους συμμετέχοντες. Το ενδιαφέρον για αυτό το έργο ήταν υψηλό και σταθερό κατά τη διάρκεια των τεσσάρων συνεδριών (οι μεσαίοι στην 1η / 4η συνεδρία ήταν 79/84% και 76/71% αντιστοίχως στις ομάδες που ασκούσαν σε μονές και τριπλές δοκιμές). Συμπερασματικά η κίνηση των θέσεων διέγερσης σε σχέση με την άλλη δεν μπορεί να εμποδίσει την αποτελεσματική χρήση του P300 – BCI από τους ανθρώπους που ελέγχουν το βλέμμα τους, π.χ. σε ρομποτικές συσκευές και σε βιντεοπαιχνίδια.

Παράδειγμα 2: Billiard Puzzle



Εικόνα 2. 6 Example of the P300 – BCI game Billiard Puzzle display

Η κύρια διαφορά ενός συστήματος BCI από ένα τυπικό P300 – BCI είναι ότι, οι θέσεις στις οποίες παρουσιάζονται τα ερεθίσματα, μπορούν να κινηθούν σε ένα σύστημα BCI. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, τα ερεθίσματα μετακινούνται μονίμως καθ' όλη την διάρκεια παρατήρησης του χρήστη στην οθόνη της BCI εφαρμογής. Για να είναι πιο εύκολη η σταθερή παρακολούθηση αυτών των θέσεων, οι θέσεις έγιναν ορατές με τη μορφή εννέα «σφαιρών αναπήδησης». Από τη θέση των ματιών του συμμετέχοντα, κάθε σφαίρα θεωρήθηκε κύκλος με διάμετρο $2,2^\circ$ και με γραμμική ταχύτητα $5,4^\circ/\text{sec}$. Το μέγεθος του πεδίου (καφέ χρώματος) εντός του οποίου κινήθηκαν οι μπάλες ήταν $13,9^\circ \times 13,9^\circ$. Οι συγκρούσεις μεταξύ των σφαιρών ή με τα περιθώρια του πεδίου άλλαζαν την κατεύθυνση της κίνησης των σφαιρών με φυσιολογικό τρόπο. Πιο συγκεκριμένα, οι σφαίρες άλλαζαν την κατεύθυνση της κίνησης τους όταν χτύπησαν η μία την άλλη και στην περίπτωση της σύγκρουσης τους με ένα περιθώριο. Εκτός από την αλλαγή της κατεύθυνσης κατά τη στιγμή της σύγκρουσης, κάθε σφαίρα κινείται πάντα κατά μήκος μιας ευθείας τροχιάς. Οι οδηγίες της μεμονωμένης κίνησης σφαίρας ορίστηκαν τυχαία όταν οι μπάλες εμφανίστηκαν στην οθόνη και οι μεμονωμένες τροχιές τροποποιήθηκαν στη συνέχεια από τις συγκρούσεις. Κάθε σφαίρα αναπήδησης (bouncing ball) περιέχει ένα κομμάτι της εικόνας που συναρμολογείτε στα δεξιά. Η σωστή σειρά στόχων είναι γραμμένη με γράμματα του ρωσικού αλφαβήτου. Ο τρέχων στόχος επισημαίνεται από έναν κύκλο στον δεξί πίνακα. Η μπάλα με το γράμμα Β αναβοσβήνει. Ένας μετρητής στο κάτω δεξιά σημείο δείχνει τον αριθμό των σφαλμάτων (τέσσερα σφάλματα).

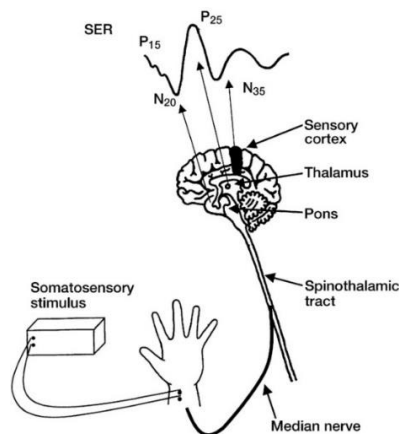
2.2.2 Προκλητά δυναμικά (Evoked Potentials)

Προκληθέν δυναμικό (Evoked Potentials) ή προκληθείσα απόκριση (Evoked Response) ονομάζεται ένα ηλεκτρικό δυναμικό που καταγράφεται από το νευρικό σύστημα του ανθρώπου μετά από την παρουσίαση ενός ερεθίσματος. Ανιχνεύεται μέσω καταγραφής ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (EEG) ή μέσω ενός ηλεκτρομυογραφήματος (EMG) κ.α. Τα δυναμικά αυτά παρουσιάζονται ως σημαντικές διακυμάνσεις τάσης που προκύπτουν από την προκληθείσα απόκριση ενός ερεθίσματος. Το πλάτος των δυναμικών τείνει να είναι χαμηλό όμως, η εφαρμογή του μέσου όρου στο σήμα δίνει την δυνατότητα επίλυσης του φαινομένου για το υπόβαθρο ενός συνεχιζόμενου EEG και άλλων βιοσημάτων. Το σήμα είναι χρονικά κλειδωμένο (time-locked) στο ερέθισμα και το μεγαλύτερο μέρος του θορύβου συμβαίνει τυχαία. Έτσι ο υπολογισμός του θορύβου μπορεί να υπολογιστεί με βάση την διαφορά του

μέσου όρου του σήματος από ολόκληρο το σήμα. Τα πιο συνηθισμένα προκλητά δυναμικά που χρησιμοποιούνται και σε BCI εφαρμογές είναι τα σωματοαισθητικά προκλητά δυναμικά (**Somatosensory Evoked Response - SSER**), τα ακουστικά επαγόμενα δυναμικά (**Brainstem Auditory Evoked Response - BAEPs**) και τα οπτικά προκλητά δυναμικά (**Visual evoked-response-VER**).

2.2.2.1 Σωματοαισθητικά προκλητά δυναμικά (Somatosensory Evoked Potentials - SSEP)

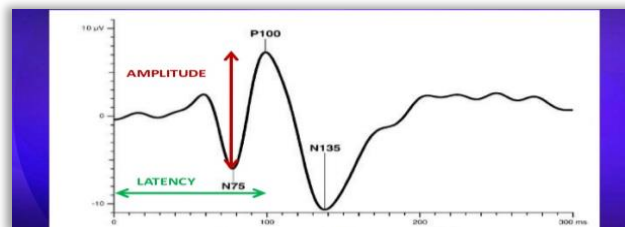
Ένα σωματοαισθητικό προκλητό δυναμικό (SSEP) είναι μια διαφορά τάσης που προκαλείται από ένα φυσικό ερέθισμα επαφής. Τα ηλεκτρόδια είναι τοποθετημένα πάνω σε συγκεκριμένες περιοχές αποκρίσεων του σώματος και παρατηρούνται στη συνέχεια στην καταγραφή ενός ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος (EEG). Τα SSEP περιλαμβάνουν μια σειρά από θετικές και αρνητικές κυματομορφές που μπορούν να προκληθούν από σχεδόν οποιοδήποτε αισθητήριο ερέθισμα. Ένα SSEP περιλαμβάνει συχνά την διέγερση του διάμεσου νεύρου στον καρπό ή του οπίσθιου κνημιαίου νεύρου στον αστράγαλο. Όπως φαίνεται και σχηματικά, [Εικόνα 2.7] τα σωματοαισθητικά ερεθίσματα προκαλούν τα πλάτη (P15-N20, N20-P25, και P25-N35) που παράγονται στα τμήματα του ποντοθαλαμικού, του θαλαμικού και του πρωτεύοντος θαλαμικού εγκεφαλικού φλοιού, που σχετίζεται με την επεξεργασία των χαρακτηριστικών φυσικής διέγερσης. Περίπου 100ms μετά την παρουσία ενός ερεθίσματος, ενεργοποιούνται πρόσθετες φλοιώδεις περιοχές, όπως ο δευτερογενής σωματοαισθητικός φλοιός, οι οπίσθιοι βρεγματικοί και μετωπικοί εγκεφαλικοί φλοιοί, οι οποίοι χαρακτηρίζονται από ένα μετωπιαίο P100 και το αμφίπριο μετωπικό N140.



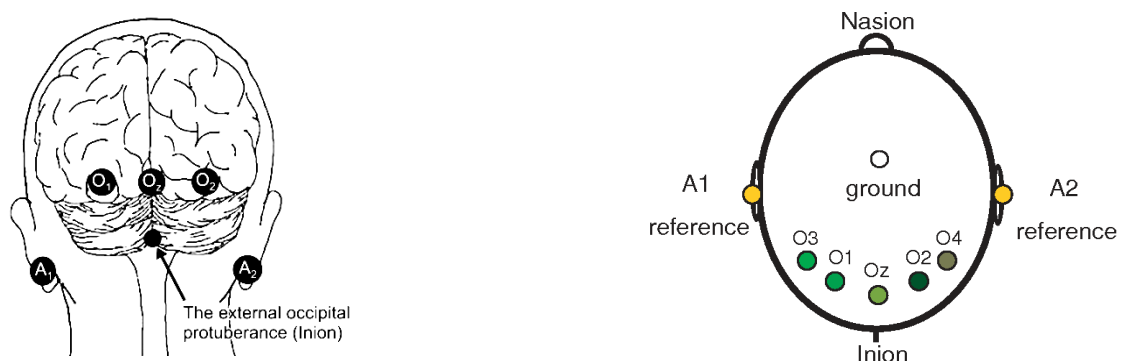
Εικόνα 2. 7 Η διαδικασία αντίληψης της SSEP κυματομορφής

2.2.2.2 Οπτικά προκλητά δυναμικά (Visual evoked potential VEP)

Το οπτικά προκλητά δυναμικά (VEP) μετρούν την ηλεκτρική απόκριση του πρωτεύοντος οπτικού φλοιού σε ένα οπτικό ερέθισμα. Όταν δηλαδή παρουσιάζεται ένα οπτικό ερέθισμα δημιουργείται ένα προκληθέν δυναμικό από τον οπτικό φλοιό (occipital lobe). Το εύρος των VEPs είναι μεταβλητό και συνήθως κυμαίνεται στην περιοχή των 3 – 20μV [Εικόνα 2.8], ενώ το εύρος των συχνοτήτων ορίζεται συνήθως από 3 – 60Hz. Λόγω του μικρού πλάτους των σημάτων, τα πολλαπλά δυναμικά υπολογίζονται κατά μέσο όρο για να δημιουργήσουν μια καθαρή και ακριβή απεικόνιση του σήματος. Για την ανίχνευση της ηλεκτρικής απόκρισης, χρειάζεται να τοποθετηθούν πρώτα τρία ηλεκτρόδια στο τριχωτό της κεφαλής και συγκεκριμένα τα O1, O2 και Oz με βάση το διεθνές σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων 10 – 20. Δύο ηλεκτρόδια (O1 – O2), τα οποία μετρούν την απόκριση των οπτικών δυναμικών, τοποθετούνται πάνω από τον πρωτεύων (primary) οπτικό φλοιό ή αλλιώς ινιακό λοβό (occipital lobe) στο οπίσθιο μέρος του τριχωτού της κεφαλής. Ένα άλλο ηλεκτρόδιο (Oz) τοποθετείται σε μια θέση αναφοράς, συνήθως μεταξύ του O1 και O2 ηλεκτροδίου ή στην κορυφή της κεφαλής. Το τέταρτο ηλεκτρόδιο το οποίο χρησιμοποιείται για γείωση, τοποθετείται στο αυτί. Η σωστή τοποθέτηση των ηλεκτροδίων παρουσιάζεται παρακάτω [Εικόνα 2.9]



Εικόνα 2. 8 Οπτικό Προκλητό Δυναμικό (VEP)



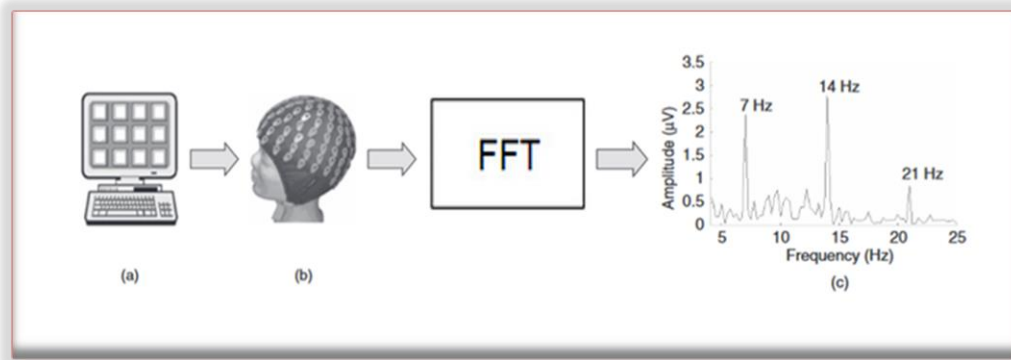
Εικόνα 2. 9 Τοποθέτηση ηλεκτροδίων στο τριχωτό του Ινιακού λοβού για ανίχνευση της ηλεκτρικής απόκρισης Οπτικού Προκλητού Δυναμικού (VEP)

Εφαρμογές BCI-Visual evoked potential (VEP)

Οι διεπαφές εγκεφάλου-υπολογιστή (BCI) με κύρια βάση, την καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου (EEG) έχουν γίνει ένα δημοφιλές φαινόμενο στη μελέτη της νευρικής μηχανικής και του εγκεφάλου. Σε αυτήν την υπό-ενότητα, εξετάζονται συστήματα BCI που βασίζονται σε οπτικά προκλητά δυναμικά (VEPs). Πρακτικό BCI σύστημα βασισμένο στα SSVEPs (Steady State Visual Evoked Potential) είναι να υπάρχει η δυνατότητα αναγνώρισης διαφορετικών οπτικών στόχων που φέρουν διαφορετικά χαρακτηριστικά και βρίσκονται σε διαφορετικές θέσεις. Ένας συγκεκριμένος στόχος μπορεί να επιλεγεί με βάση συγκεκριμένο χαρακτηριστικό και στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο της αντίστοιχης περιφερειακής συσκευής.

Παράδειγμα: SSVEP System Based on Frequency Feature

Η κωδικοποίηση της συχνότητας και η φασματική ανάλυση της πυκνότητας ισχύος (PSD – Power Spectral Density) είναι οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στα περισσότερα BCI – SSVEP συστήματα με μια συγκεκριμένη ροή αναπαράστασης όπως παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα [Εικόνα 2.10]. Αντιμετωπίζοντας έναν αριθμό οπτικών σημείων που αναβοσβήνουν και εντοπίζονται σε διαφορετικές συχνότητες. Το μάτι αντιλαμβάνεται ένα από αυτά τα σημεία, δημιουργώντας έτσι ένα SSVEP με συγκεκριμένη συχνότητα. Στην κατάσταση (c) του σχήματος περιγράφεται το φάσμα του εύρους ενός προκλητού δυναμικού SSVEP που προκαλείται σε ένα οπτικό σημείο όταν αυτό αναβοσβήνει στα 7Hz. Οι κορυφές του φάσματος παρουσιάζονται στα 7Hz, 14Hz (πρώτη, δεύτερη αρμονική) και 21Hz (τρίτη αρμονική). Όταν ανιχνεύονται οι κορυφές, μπορεί να εντοπιστεί το σημείο που αναβοσβήνει το αντικείμενο που παρακολουθείται και η αντίστοιχη εντολή είναι πλέον έτοιμη να εκτελεστεί. Το SSVEP – BCI που βασίζεται στην κωδικοποίηση συχνότητας φαίνεται να είναι απλό, αλλά ορισμένα προβλήματα (όπως η επιλογή ηλεκτροδίων, οι διεγερτικές συχνότητες, ο αλγόριθμος εξαγωγής χαρακτηριστικών και ρύθμιση κατωφλίου) πρέπει να επιλυθούν κατά την εφαρμογή του. Μεταξύ αυτών, η επιλογή της θέσης και η εξαγωγή χαρακτηριστικών της συχνότητας είναι τα πιο σημαντικά.



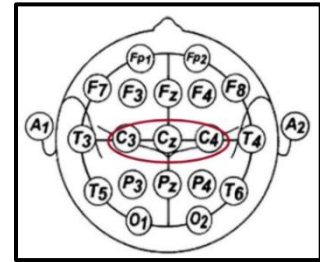
Εικόνα 2. 10 Κωδικοποίηση συχνότητας με χρήση SSVEP – BCI

- a) Εφαρμογή διέγερσης οπτικού ερεθίσματος η οποία αποτελείται από στόχους που κυμαίνονται σε διαφορετικές συχνότητες.
- b) Διεπαφή εγκεφάλου-υπολογιστή και καταγραφή EEG σημάτων μέσω ηλεκτροδίων.
- c) SSVEPs που δημιουργούνται από οπτικά προκλητά ερεθίσματα και μέσω του μετασχηματισμού Fourier από το πεδίο του χρόνου, (καταγραφή των EEG) παρουσιάζονται οι αντίστοιχες κορυφές των αρμονικών στο πεδίο των συχνοτήτων, (7, 14 και 21Hz) λαμβάνοντας χαρακτηριστικά των συχνοτήτων των οπτικών προκλητών δυναμικών από το ηλεκτρόδιο O2.

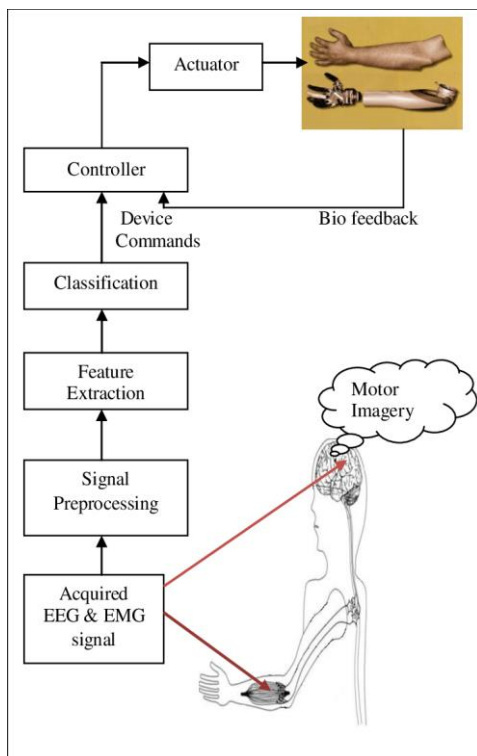
2.2.3 Motor Imagery

Ο όρος Motor Imagery ορίζεται ως η διανοητική διαδικασία μιας κινητικής πράξης χωρίς την εμφανή κίνηση από το σώμα. Για παράδειγμα όταν, ένας αθλητής ρίχνει βολές στο καλάθι με μια μπάλα καλαθοσφαίρισης ή κλωτσάει μια μπάλα, οι περιοχές στον εγκέφαλο που είναι υπεύθυνες για τον προγραμματισμό και τον συντονισμό των κινήσεων είναι ενεργές. Αυτές είναι οι λεγόμενες κινητήριες περιοχές. Οι περιοχές αυτές δεν εμπλέκονται μόνο όταν πραγματοποιείται μια κίνηση, αλλά ενεργοποιούνται επίσης και όταν φανταστεί ο αθλητής ότι πραγματοποιεί τις κινήσεις. Συμπερασματικά η πραγματική κίνηση και η φανταστική κίνηση ενεργοποιούν παρόμοιες περιοχές του εγκεφάλου και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση των κινητήριων λειτουργιών του, όπως οι κινήσεις των χεριών ή των ποδιών.

Επιστήμονες ανακάλυψαν ότι το Motor Imagery είναι σημαντικό για την εκμάθηση κινητικών δεξιοτήτων, όπως ο σωστός συντονισμός των μυών για τον έλεγχο και την εκτέλεση συγκεκριμένων κινήσεων, το περπάτημα, την δυνατότητα μετακίνησης ενός αντικειμένου και αθλήματα όπως το τένις ή το σκι. Το MI συνδέεται στενά με κύματα beta ρυθμού και συνήθως ανιχνεύονται στην περιοχή του βρεγματικού λοβού από τα ηλεκτρόδια C3, C4 και Cz τα οποία είναι τοποθετημένα στον τριχωτό της κεφαλής.



Παράδειγμα: Σχεδιασμός και λειτουργία ενός συστήματος MI



Εικόνα 2. 11 Ροή εκτέλεσης μιας κίνησης με την χρήση της σκέψης

Η ροή εκτέλεσης μιας νοητικής κίνησης έως την πραγματική κίνηση από μία ειδική μηχανική συσκευή (τεχνητό άκρο) ακολουθεί τα εξής βήματα. Τα εγκεφαλικά και μυϊκά σήματα λαμβάνονται μέσω ηλεκτροδίων που είναι τοποθετημένα στο τριχωτό της κεφαλής και στους μυς αντίστοιχα. Αυτά τα σήματα επεξεργάζονται κατάλληλα ώστε να εξαγάγουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του σήματος που αντικατοπτρίζουν την πρόθεση της κίνησης του χρήστη. Αυτά τα χαρακτηριστικά ταξινομούνται με κάποιον αλγόριθμο ταξινόμησης και τροφοδοτούνται σε έναν ελεγκτή ο οποίος ελέγχει μια συσκευή ενεργοποίησης προκειμένου να εκτελεστεί η κίνηση του τεχνητού άκρου. Όσο ο χρήστης σκέφτεται την ανάλογη κίνηση το σύστημα πραγματοποιεί και πάλι την ίδια διαδικασία ροής.

Εφαρμογές BCI – Motor Imagery (MI)

Οι διεπαφές εγκεφάλου – υπολογιστή (BCI) έχουν εξεταστεί εδώ και χρόνια ως μια νέα μέθοδο ελέγχου, επικοινωνίας και αλληλεπίδρασης του εγκεφάλου με ένα υπολογιστικό σύστημα. Οι BCI εφαρμογές δεν έχουν ανακαλυφθεί μόνο για άτομα με ειδικές ικανότητες ή για άτομα που

δεν είναι ικανοί για τον έλεγχο των κινήσεων τους ή για την ικανότητα αποκατάστασης της ομιλίας τους, αλλά απευθύνονται και σε υγιείς χρήστες που αναζητούν νέους τρόπους αλληλεπίδρασης με περιβάλλοντα εικονικής πραγματικότητας (VR) και σε εφαρμογές τυχερών παιχνιδιών. Ωστόσο, παρά τη δημοτικότητά τους και τις δυνατότητές που παρέχουν, εξακολουθούν να χρησιμοποιούνται κυρίως στα εργαστήρια ενώ ελάχιστα τέτοια συστήματα εμπορεύονται για πραγματικές εφαρμογές. Ακόμη και οι καλύτεροι μέθοδοι ταξινόμησης BCI που έχουν αναπτυχθεί μέχρι και σήμερα δεν είναι ακόμα σε θέση να εξάγουν χαρακτηριστικά σημάτων EEG με υψηλή ακρίβεια, ιδιαίτερα εάν τα σήματα καταγράφονται από ηλεκτροεγκεφαλογράφο όπου περιέχει υψηλό θόρυβο. Πολλοί ερευνητές του BCI έχουν κάνει μια αναζήτηση για την ανάπτυξη συστημάτων και αλγορίθμων που μπορούν να αποκωδικοποιήσουν τη δραστηριότητα των EEG σημάτων με υψηλή ακρίβεια. Έτσι στον ερευνητικό τομέα του BCI που βασίζεται στο MI – EEG, αρκετοί ερευνητές πρότειναν διαφορετικές στρατηγικές.

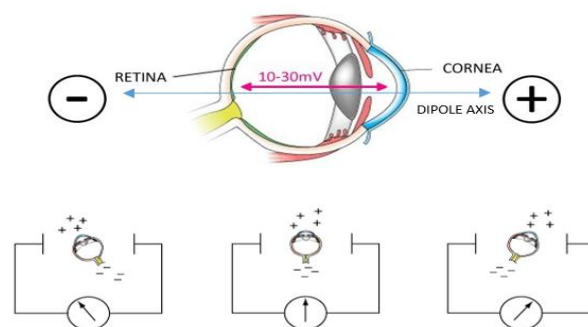
Παραδείγματα:

Οι Tomida et al. (2015) παρουσίασαν μια ενεργή μέθοδο επιλογής δεδομένων για την ταξινόμηση MI – EEG σημάτων. Η απόρριψη ή η επιλογή των δεδομένων από πολλαπλές δοκιμές εγγραφών (EEG) είναι κρίσιμη για τη μέθοδο επιλογής ταξινόμησης. Για να στοχεύσει στις διεπαφές εγκεφάλου-μηχανής (BMI), πρότειναν μια μέθοδο για την επιλογή των δεδομένων από ένα σύνολο πολλαπλών εγγραφών EEG κατά τη διάρκεια εφαρμογής του μοντέλου MI. Μια άλλη προσέγγιση με χαρακτηριστικό γνώρισμα τον μετασχηματισμό για την ταξινόμηση καθηκόντων MI προτάθηκε από τους Baali et al. (2015), όπου χρησιμοποιήθηκε ορθογώνιος μετασχηματισμός εξαρτώμενος από το σήμα, που αναφέρεται ως αποσύνθεση γραμμικής πρόβλεψης μοναδικής τιμής (LP-SVD), για την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Έπειτα χρησιμοποίησαν έναν ταξινομητή μοντέλου που βασίζεται στην μέθοδο **Logistic Tree** και ταξινομεί τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά σε μία από τις τέσσερις κινήσεις του μοντέλου MI. Οι Lin και Lo (2016) δημιούργησαν ένα σύστημα BCI βασισμένο στο μοντέλο MI για τον έλεγχο μιας ηλεκτρικής αναπηρικής καρέκλας. Χρησιμοποίησαν διακριτό μετασχηματισμό κύματος (DWT) για να μετατρέψουν τα σήματα EEG στο πεδίο των συχνοτήτων και εφάρμοσαν τον κατηγοριοποιητή **SVM** έτσι ώστε να ταξινομηθούν σε αντίστοιχες εντολές των κινήσεων. Οι Chatterjee και Bandyopadhyay (2016) χρησιμοποίησαν ένα **SVM** και ένα Νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών επιπέδων (**Multi Layered Perceptron**) για

την ταξινόμηση MI-EEG. Έδειξαν ότι τόσο η μέθοδος SVM όσο και η μέθοδος του νευρονικού δικτύου MLP ήταν κατάλληλοι μέθοδοι ταξινόμησης για ταξινομήσεις MI σημάτων, με ακρίβεια 85% και 85,71% αντίστοιχα.

2.3 Ηλεκτροοφθαλμογραφία - Σήματα EOG (Electrooculography)

Η Ηλεκτροοφθαλμογραφία (EOG) ή αλλιώς καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του οφθαλμού, είναι μια τεχνική μέτρησης του κερατοειδούς (cornea) και αμφιβληστροειδούς (retina) δυναμικού, όπου μπορεί να ανιχνευθεί ανάμεσα από το εμπρόσθιο και οπίσθιο τμήμα του ανθρώπινου ματιού. Ο νοητός «μακρύς» άξονας του οφθαλμού λειτουργεί σαν δίπολο με θετικό φορτίο (+) στο εμπρόσθιο τμήμα του οφθαλμού (κερατοειδής) και αρνητικό φορτίο (-) στο οπίσθιο τμήμα του οφθαλμού (αμφιβληστροειδής). Αυτή η διαφορά οφείλεται στην υψηλή παρουσία ηλεκτρικής δραστηριότητας των οπτικών νεύρων στον αμφιβληστροειδή συγκριτικά με το εμπρόσθιο μέρος του οφθαλμού. Τα σήματα που προκύπτουν κατά την κίνηση των οφθαλμών ονομάζονται EOG σήματα και το πλάτος τους κυμαίνεται από 10 έως 30μV. Η παρακάτω εικόνα αντιπροσωπεύει σχηματικά το ανθρώπινο μάτι ως ένα δίπολο και την διαφορά της πολικότητας αυτού κατά την διάρκεια μιας κίνησης. Η γωνιακή απόκλιση της θέσης των ματιών αλλάζει το διάνυσμα του δίπολου, με αποτέλεσμα την ύπαρξη αλλαγής πλάτους του σήματος κατά την εγγραφή EOG.



Εικόνα 2. 12 Γραφική απεικόνιση κερατοειδή – αμφιβληστροειδή και η διαφορά δυναμικού των κινήσεων του βολβού

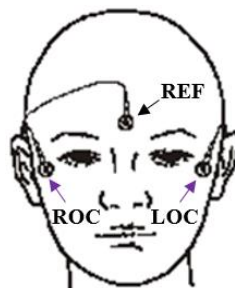
Για την καταγραφή των σημάτων της οπτικής πληροφορίας είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν τρεις τεχνικές καταγραφής. Η πρώτη αναφέρεται στην τεχνική EOG, η οποία περιλαμβάνει διαμορφώσεις με δύο κανάλια ή με τέσσερα κανάλια ηλεκτροδίων ανάλογα την περίπτωση. Η

δεύτερη τεχνική καταγραφής πραγματοποιείται μέσω EEG σημάτων ενώ πολύ σπάνια χρησιμοποιείται καταγραφή με χρήση κάμερας, όπου ανιχνεύει τις κινήσεις του οφθαλμού.

2.3.1 Μέτρηση EOG σημάτων

Διαμόρφωση δύο καναλιών

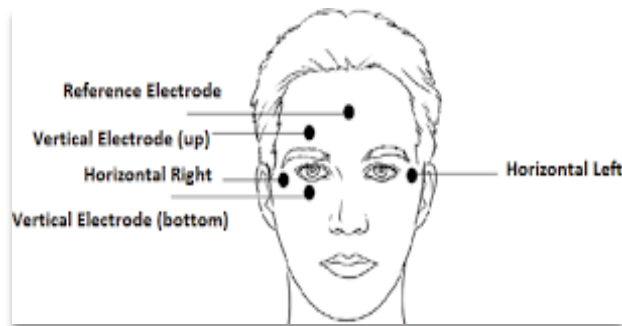
Σε αυτή τη διαμόρφωση, τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στην περιοχή μεταξύ του οφθαλμού σε απόσταση 1cm ή αλλιώς όσο το πλάτος ενός δακτύλου, σε πλάγια θέση και στο μέτωπο της κεφαλής σε απόσταση 1cm πάνω από τα φρύδια. Η ασύμμετρη τοποθέτηση των ηλεκτροδίων EOG μπορεί να δημιουργήσει αβεβαιότητες στην ερμηνεία των δεδομένων. Τα ηλεκτρόδια πρέπει να είναι κεντραρισμένα με την κόρη των δύο οφθαλμών ενώ τα ηλεκτρόδια αναφοράς τοποθετούνται στο κέντρο του μετώπου της κεφαλής. Επειδή οι κινήσεις των ματιών είναι συγχρονισμένες τόσο σε κατάσταση ύπνου όσο και σε κατάσταση αφύπνισης, αυτή η διαμόρφωση ηλεκτροδίων παρέχει αποκλίσεις εκτός φάσης για το κάθε ηλεκτρόδιο στις περισσότερες οφθαλμικές κινήσεις.



Εικόνα 2. 13 Two channels configuration EOG electrodes

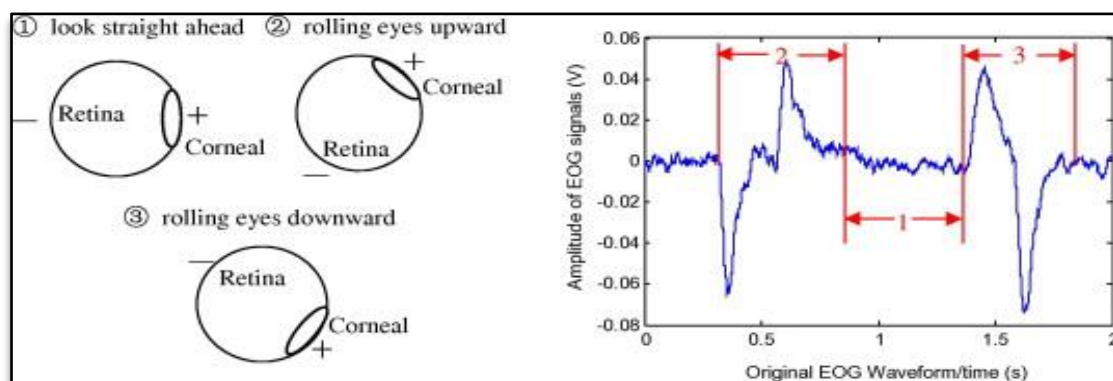
Διαμόρφωση τεσσάρων καναλιών

Σε αυτή την διαμόρφωση, τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στην ίδια θέση με τη διαμόρφωση των δύο καναλιών, αλλά η κύρια διαφορά είναι ότι υπάρχουν ακόμα δύο ηλεκτρόδια τοποθετημένα το ένα πάνω από το βλέφαρο και το άλλο κάτω από τον οφθαλμό. Το πλεονέκτημα αυτής της τεχνικής είναι ότι η ταυτόχρονη καταγραφή των κάθετων (πάνω, κάτω) και οριζόντιων κινήσεων (δεξιά, αριστερά) των οφθαλμών επιτρέπει τη μέτρηση της θέσης τους και του διανύσματος (vector) τους.



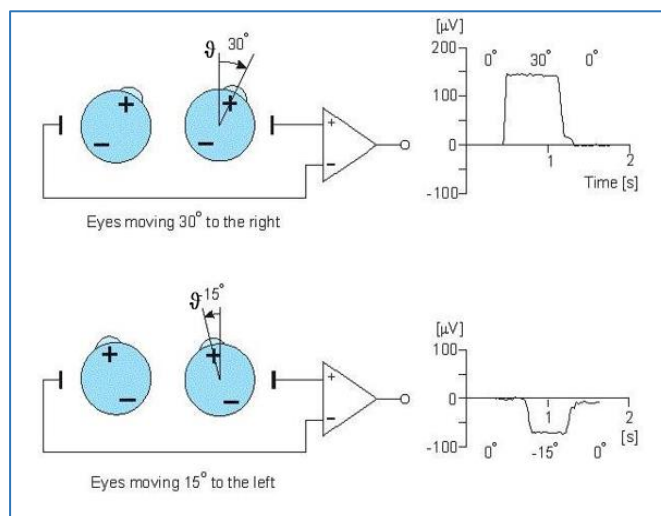
Εικόνα 2. 14 Four channels configuration EOG electrodes

Οι θετικοί και αρνητικοί παλμοί των σημάτων EOG παρουσιάζονται και καταγράφονται όταν οι οφθαλμοί μετακινούνται σε οριζόντια κατεύθυνση, προς τα πάνω ή προς τα κάτω αντίστοιχα. Το πλάτος του παλμού θα αυξηθεί με την αύξηση της γωνίας μετακίνησης του οφθαλμού και το πλάτος του θετικού ή αρνητικού παλμού είναι ανάλογο με τη διάρκεια της μετακίνησης του βολβού. Όταν οι οφθαλμοί είναι ακίνητοι ή στην περίπτωση όπου κοιτάζουν ευθεία, δεν υπάρχει σημαντική μεταβολή στο δυναμικό και το πλάτος του σήματος που λαμβάνεται είναι περίπου μηδενικό. Στην περίπτωση όπου οι οφθαλμοί κινούνται προς τα πάνω, τότε προκύπτει ένα δυναμικό το οποίο όταν μετρηθεί θα δώσει μια τιμή της τάξης των $-0,06V$ έως $+0,06V$. Ομοίως για την κάτω κίνηση των οφθαλμών θα προκύψει μια παρόμοια τάση, αλλά με αντίθετες πολικότητες δηλαδή $+0,06V$ έως $-0,06V$ με εκείνη που λαμβάνεται στην περίπτωση όπου οι οφθαλμοί κινούνται προς τα πάνω, λόγω της αριστερής κίνησης. Η διαφορά δυναμικού διαφέρει ανάλογα με την εκάστοτε κίνηση. Το σχήμα [Εικόνα 2.15] περιγράφει τη διαφορά δυναμικού όταν τα μάτια μετακινούνται από το κέντρο προς τα πάνω, από το κέντρο προς τα κάτω.



Εικόνα 2. 15 Γράφημα ανίχνευσης των βασικών οφθαλμικών κινήσεων

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένος το πλάτος του σήματος EOG αυξάνεται ή μειώνεται ανάλογα με την αύξηση ή μείωση αντίστοιχα της οριζόντιας γωνίας μετακίνησης των οφθαλμών. Συνεπώς όσο πιο μεγάλη είναι η γωνία αυτή τόσο μεγαλύτερο το πλάτος του σήματος EOG και αντίστροφα. Παρακάτω περιγράφεται και η αντίστοιχη εξίσωση υπολογισμού του πλάτους των EOG σημάτων.



Εικόνα 2. 16 Παραγωγή σήματος θετικής και αρνητικής πολικότητας σε οριζόντια θέση

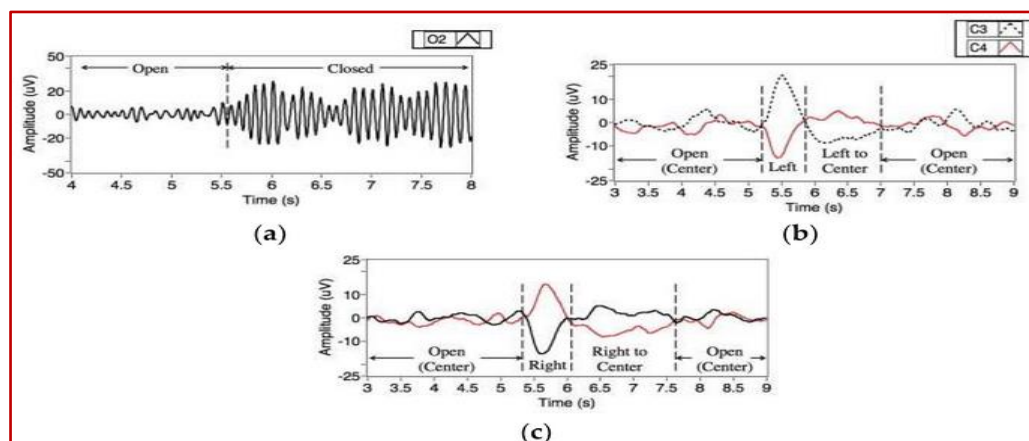
$$EOG_Amplitude_{(\mu V)} = K * \theta_{(t)}$$

- όπου K σταθερά,
- $\theta(t)$ γωνία κύλισης μοιρών κάθε χρονική στιγμή (t).

2.3.2 Μέτρηση με EEG σήματα

Εκτός από την τεχνική καταγραφής οφθαλμικών σημάτων EOG αντίστοιχη μέτρηση ίδιας πληροφορίας και δεδομένων μπορεί να επιτευχθεί με την καταγραφή της ηλεκτροεγκεφαλικής δραστηριότητας EEG. Η πληροφορία των οφθαλμών στην τεχνική EEG μπορεί να ανιχνευθεί μέσω των οπτικών νεύρων που βρίσκεται στο ινιακό τμήμα του εγκεφάλου και καταγράφεται από το τριχωτό της κεφαλής στις θέσεις O1, O2, και Oz σύμφωνα με το διεθνές σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων 10-20. Εκτός από τα ηλεκτρόδια που καταγράφουν την πληροφορία σημάτων του οπτικού νεύρου, υπάρχουν συγκεντρωμένα κι' άλλα ηλεκτρόδια τα οποία εφαρμόζονται γύρω από τον μετωπιαίο λοβό του εγκεφάλου και σχετίζονται με τις αποκρίσεις των κινήσεων των οφθαλμών. Συγκεκριμένα τα ηλεκτρόδια FPz, FP1, FP2, AF7, AF8, F7, F8,

F3, F4, FT8, FCz, T7, T8 τοποθετούνται στον μετωπιαίο λοβό επειδή βρίσκονται κοντά στα μάτια και είναι ικανά να καταγράψουν με υψηλή ακρίβεια οριζόντιες και κάθετες κινήσεις των ματιών. Επιπλέον ηλεκτρόδια που καταγράφουν κυρίως τις οριζόντιες κινήσεις των οφθαλμών είναι τα C3, C4 και Cz όπου τοποθετούνται στον βρεγματικό λοβό (Parietal lobe). Τα EEG σήματα που καταγράφονται από τα παραπάνω ηλεκτρόδια αναμένεται να περιέχουν περισσότερα EOG σήματα.



Εικόνα 2. 17 Σήματα που σχετίζονται με τις κινήσεις των οφθαλμών και παρατηρούνται στα κανάλια EEG

- a) Σήμα καταγραφής από το κανάλι O2 και παρουσιάζει την διαφορά συχνότητας και πλάτους του κατά την διαδικασία ανοιχτών και κλειστών ματιών αντίστοιχα.
- b) Σήματα καταγραφής από τα κανάλια C3 και C4 περιγράφει την αριστερά κίνηση των ματιών.
- c) Σήματα καταγραφής από τα κανάλια C3 και C4 περιγράφει την δεξιά κίνηση των ματιών.

2.3.3 Μέτρηση με χρήση κάμερας – Eye tracking

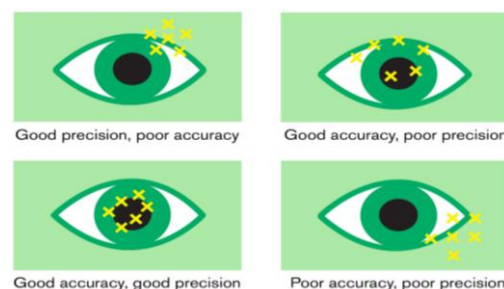
Η καταγραφή των οφθαλμών με χρήση εξωτερικής κάμερας ή η αλληλεπίδραση με το βλέμμα είναι μια τεχνολογία που χρησιμοποιείται για να ελέγχει τις οφθαλμικές κινήσεις από τον χρήστη σε μια οθόνη υπολογιστή και μέσω αυτής της τεχνολογίας να καταγράφονται οι κινήσεις αυτές. Επίσης η τεχνική αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο ενός υπολογιστή μέσω των ματιών του χρήστη, αντί να χρησιμοποιηθεί το παραδοσιακό

πληκτρολόγιο και ποντίκι, επιτρέποντας έτσι την δυνατότητα ελέγχου ενός υπολογιστή σε άτομα με σωματικές ή νοητικές αναπηρίες.

Βασική διαδικασία παρακολούθησης οφθαλμών - Eye tracking:

- a) Ο eye tracker στέλνει υπέρυθρο φως προς το πρόσωπο του χρήστη.
- b) Στη συνέχεια γίνεται αντανάκλαση του φωτός στους οφθαλμούς.
- c) Αυτές οι αντανάκλασεις συλλέγονται από τον eye tracker της κάμερας.
- d) Μέσω του φιλτραρίσματος και των υπολογισμών των σημάτων των οφθαλμικών κινήσεων, ο eye tracker αντιλαμβάνεται σε ποιο σημείο έχει εστιάσει ο χρήστης.

Προκειμένου η παρακολούθηση των ματιών να λειτουργεί όσο το δυνατόν ακριβέστερα, ο μηχανισμός παρακολούθησης των οφθαλμών πρέπει να «γνωρίζει» περισσότερα για τα μάτια του χρήστη. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο πρέπει να πραγματοποιηθεί μια μέθοδος βαθμονόμησης. Κατά τη διάρκεια της βαθμονόμησης ο eye tracker μετράει και καταγράφει τον τρόπο αντανάκλασης των ματιών του χρήστη στο φως. Η βαθμονόμηση πραγματοποιείται ακολουθώντας ένα σημείο, ένα βίντεο ή άλλο γραφικό στοιχείο που μετακινείται στην οθόνη. Τα δεδομένα βαθμονόμησης συνδυάζονται στη συνέχεια με ένα 3D μοντέλο ανθρώπινου ματιού και μαζί δίνουν την βέλτιστη εμπειρία παρακολούθησης των ματιών.



Εικόνα 2. 18 Αποτελέσματα ορθότητας και ακρίβειας της παρακολούθησης οφθαλμών (eye tracking) του 3D μοντέλου

2.3.4 BCI εφαρμογές βασισμένες σε EOG σήματα

Το 1999 και το 2002, οι Barea et al. πρότειναν μια αναπηρική καρέκλα με διεπαφή εισόδου EOG σήματα. Ο χρήστης μπορούσε να ελέγξει την αναπηρική καρέκλα με έξι διαφορετικές εντολές χρησιμοποιώντας τις κινήσεις των οφθαλμών: προς τα εμπρός, προς τα πίσω, προς τα

αριστερά, προς τα δεξιά, σταματώντας και ελέγχοντας την ταχύτητα. Τέσσερις κατευθυντήριες κινήσεις διατάχθηκαν χρησιμοποιώντας γρήγορες κινήσεις προς τα πάνω, προς τα κάτω, προς τα αριστερά και προς τα δεξιά. Η ταχύτητα ελέγχθηκε με μικρές και σταδιακές κινήσεις των ματιών. Η κατάσταση διακοπής της κίνησης ενεργοποιήθηκε όταν ο χρήστης είχε τα μάτια του κλειστά. Κατά παρόμοιο τρόπο, ορισμένοι ερευνητές πρότειναν τη χρήση της επικοινωνίας EOG με σκοπό τον έλεγχο ενός ρομπότ. Οι Rusydi et al. και Oh et al. πρότειναν, ότι ανεξάρτητα της μετακίνησης ενός ρομπότ σύμφωνα με την κατεύθυνση και τη γωνία των ματιών του χρήστη, να υπάρχει η δυνατότητα ελέγχου της κίνησης και της ταχύτητας του ρομπότ χρησιμοποιώντας τις τέσσερις προαναφερθείσες κινήσεις σε τέσσερις κατευθύνσεις. Ορισμένες μελέτες πρότειναν τη χρήση των κινήσεων των ματιών για τον έλεγχο των cursors. Έτσι λοιπόν οι Yan et al. εισήγαγαν ένα σύστημα ελέγχου ενός cursor με σκοπό την δυνατότητα απάντησης των ερωτήσεων ενός ερωτηματολογίου. Το σύστημα επιτρέπει στον χρήστη να επιλέξει την απάντηση μετακινώντας έναν cursor, με χρήση της οριζόντιας και κάθετης κατεύθυνσης των ματιών του σε ένα πλέγμα 4×4, όταν εμφανιστεί μια ερώτηση για μερικά δευτερόλεπτα. Ο κέρσορας δεν κινείται όταν το ηλεκτρικό δυναμικό που προκαλείται από μια κίνηση των ματιών είναι μικρότερο από ένα συγκεκριμένο όριο (threshold). Οι Deng et al. δημιούργησαν ένα τηλεχειριστήριο για μια τηλεόραση, όπου οι αλλαγές των καναλιών πραγματοποιήθηκαν με βάση τις αντίστοιχες κινήσεις των τεσσάρων κατευθύνσεων των οφθαλμών. Η αλλαγή του καναλιού παρατηρήθηκε όταν τα μάτια του ατόμου μετακινήθηκαν κάθετα και η αλλαγή της έντασης του ήχου αυξήθηκε / μειώθηκε όταν τα μάτια μετακινήθηκαν οριζόντια. Τα παιχνίδια αποτελούν άλλη μια κατηγορία των BCI εφαρμογών με χρήση σημάτων EOG. Ένα απλό παιχνίδι σκοποβολής προτάθηκε στην ίδια μελέτη που έγινε από τους Deng et al. όπου στόχος του παιχνιδιού ήταν ο χρήστης να πυροβολήσει μπάλες ίδιου χρώματος με της δικής του μπάλας. Η μπάλα του χρήστη μετακινούνταν αριστερά και δεξιά μέσω των κινήσεων των ματιών, ενώ μπορούσε να αλλάξει το χρώμα της μπάλας του μετακινώντας τα μάτια του προς τα κάτω. Οι μπάλες προορισμού εμφανίστηκαν σε ένα πλέγμα 3×5, σε τρία διαφορετικά χρώματα. Ο χρήστης μπορεί να πυροβολήσει την μπάλα μετακινώντας τα μάτια προς τα πάνω και οι μπάλες στόχου που έχουν το ίδιο χρώμα με εκείνη του χρήστη στην ίδια γραμμή να εξαφανίζονται. Το παιχνίδι τελείωσε όταν εξαφανίστηκαν όλες οι μπάλες στόχου.

Κεφάλαιο 3. Μηχανική Μάθηση, Μέθοδοι & Φίλτρα

3.1 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

Η μηχανική μάθηση είναι η επιστημονική μελέτη αλγορίθμων και στατιστικών μοντέλων που χρησιμοποιούν τα ηλεκτρονικά συστήματα για την εκτέλεση συγκεκριμένης εργασίας χωρίς τη χρήση ρητών οδηγιών που βασίζονται σε μοτίβα και σε συμπεράσματα ενώ θεωρείται ως υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης δημιουργούν ένα μαθηματικό μοντέλο που βασίζεται στα δεδομένα ενός δείγματος, γνωστά ως **δεδομένα εκπαίδευσης**, με σκοπό να πραγματοποιεί προβλέψεις ή αποφάσεις χωρίς να έχει προγραμ – ματιστεί ρητά να εκτελέσει την εργασία. Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται όπου είναι δύσκολο ή ανέφικτο να αναπτυχθεί ένας συμβατικός αλγόριθμος για την αποτελεσματική εκτέλεση της εργασίας. Ανάλογα με τον τύπο των πληροφοριών που πρέπει να αποκτηθούν, στο πλαίσιο μιας συγκεκριμένης εργασίας, έχουν αναπτυχθεί διάφοροι τύποι μηχανικής μάθησης.

3.1.1 Εποπτευόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Η εποπτευόμενη μάθηση είναι μια κατηγορία μηχανικής μάθησης στην οποία όλα τα διαθέσιμα δεδομένα χαρακτηρίζονται ως «**labeled**». Στη συνέχεια τα δεδομένα παριστάνονται σε ζεύγη, π.χ. (y_n, x_n) $n = 1, 2, \dots, N$, όπου κάθε x_n είναι ένα διάνυσμα ή γενικά ένα σύνολο μεταβλητών. Οι μεταβλητές x_n ονομάζονται μεταβλητές εισόδου, ανεξάρτητες μεταβλητές ή αλλιώς χαρακτηριστικά εισόδου, και το αντίστοιχο διάνυσμα τους είναι γνωστό ως διάνυσμα χαρακτηριστικών. Οι μεταβλητές y_n είναι γνωστές ως μεταβλητές εξόδου ή εξαρτώμενες. Στόχος της εποπτευόμενης μάθησης είναι να δημιουργηθεί μια λειτουργική χαρτογράφηση δεδομένων της τιμής των μεταβλητών εισόδου, προβλέποντας έτσι την τιμή της αντίστοιχης εξόδου. Δυο «πυλώνες» της εποπτευόμενης μάθησης είναι η **κατηγοριοποίηση** και η **παλινδρόμηση**.

Κατηγοριοποίηση (Classification)

Ο στόχος της κατηγοριοποίησης είναι να ορισθεί ένα πρότυπο σε ένα σύνολο πιθανών κλάσεων, των οποίων ο αριθμός θεωρείται ότι είναι γνωστός. Για παράδειγμα, στη μαστογραφία ακτινών X, δίνεται μια εικόνα της οποίας μια περιοχή υποδεικνύει την ύπαρξη κάποιου όγκου. Στόχος του συστήματος διάγνωσης με τη βοήθεια ενός υπολογιστή είναι να προβλέψει αν ο όγκος αυτός αντιστοιχεί σε καλοήγη ή κακοήγη κατηγορία. Ένα παράδειγμα κατηγοριοποίησης είναι η πρόβλεψη του συγγραφέα ενός κείμενου. Δοθέντος ενός κειμένου που έχει γραφτεί από έναν τυχαίο συγγραφέα, στόχος του συστήματος κατηγοριοποίησης είναι να προβλέψει τον συγγραφέα μεταξύ ενός συνόλου το οποίο αποτελείται από διάφορους συγγραφείς.



Εικόνα 3. 1 Artificial Intelligence & Machine Learning

Το πρώτο βήμα στο σχεδιασμό οποιουδήποτε έργου μηχανικής μάθησης είναι ο τρόπος επιλογής του κάθε προτύπου στον υπολογιστή. Αυτό επιτυγχάνεται κατά την προεπεξεργασία, με την κωδικοποίηση σχετικών πληροφοριών που βρίσκονται στα ακατέργαστα δεδομένα (raw data), π.χ. pixels εικόνας. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται μετασχηματίζοντας τα ακατέργαστα δεδομένα σε ένα νέο χώρο L και αντιστοιχίζοντας κάθε πρότυπο σε ένα διάνυσμα, $x \in \mathbb{R}^L$. Αυτό περιλαμβάνει το διάνυσμα και τα στοιχεία του L με τις αντίστοιχες τιμές των χαρακτηριστικών. Με αυτό τον τρόπο, κάθε πρότυπο γίνεται ένα σημείο σε ένα χώρο L διαστάσεων, γνωστός ως χώρος χαρακτηριστικών ή χώρος εισόδου. Η μετατροπή των ακατέργαστων δεδομένων ορίζεται ως το στάδιο δημιουργίας χαρακτηριστικών ή εξαγωγής χαρακτηριστικών. Το στάδιο δημιουργίας χαρακτηριστικών ξεκινά με τη δημιουργία κάποιας μεγάλης τιμής K , των πιθανών χαρακτηριστικών και τελικά επιλέγει στοιχεία L με μια διαδικασία βελτιστοποίησης γνωστή ως το στάδιο επιλογής χαρακτηριστικών. Πολλές φορές τα δύο αυτά στάδια συγχωνεύονται (π.χ. στα Νευρωνικά Δίκτυα) και τα χαρακτηριστικά

αποκτώνται και βελτιστοποιούνται με έναν συνδυαστικό τρόπο, με τη βοήθεια της λειτουργικής χαρτογράφησης όπως αναφέρθηκε προηγουμένως. Αφού αποφασιστεί ο χώρος εισόδου (Lx_n) στον οποίο αντιπροσωπεύονται τα δεδομένα, πρέπει να εκπαιδευτεί ένας κατηγοριοποιητής, δηλαδή μια κατηγορία (class) πρόγνωσης. Αυτό επιτυγχάνεται με την επιλογή ενός συνόλου δεδομένων N δειγμάτων, των οποίων η κλάση (class) είναι γνωστή και αποτελεί το σύνολο εκπαίδευσης, το οποίο είναι το σύνολο των ζευγών παρατήρησης (y_n, x_n) $n = 1, 2, \dots, N$, όπου y_n είναι η μεταβλητή εξόδου που δηλώνει την κλάση στην οποία ανήκει το x_n και είναι γνωστό ως η αντίστοιχη ετικέτα κλάσης. Οι ετικέτες κλάσης παίρνουν τιμές πάνω από ένα διακεκριμένο σύνολο τιμών, π.χ. $\{1, 2, \dots, M\}$, κατά την κατηγοριοποίηση της κλάσης M . Για παράδειγμα, για μια εργασία κατηγοριοποίησης δύο τάξεων $y_n \in \{-1, +1\}$ ή $y_n \in \{0, +1\}$. Με βάση την εκπαίδευση των δεδομένων σχεδιάζεται μια συνάρτηση f , η οποία χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ετικέτας εξόδου, με την εισαγωγή του διανύσματος εισόδου x .

Παράδειγμα: Τμηματοποίηση εικόνων μικροσυστοιχιών με χρήση κατηγοριοποίησης pixel - Σύγκριση με μεθόδους ομαδοποίησης.

Στόχος: Η τεχνολογία μικροσυστοιχιών **DNA** μπορεί να προσδιορίσει χιλιάδες γονίδια, με ένα μόνο υβριδικό πείραμα. Σε αυτό το παράδειγμα παρουσιάζεται μια εποπτευόμενη μέθοδος για την κατάτμηση μικροσυστοιχιών εικόνων χρησιμοποιώντας τεχνικές ταξινόμησης και κατηγοριοποίησης.

Η συγκεκριμένη μέθοδος αποτελείται από πέντε βήματα:

1. Μια αυτόματη μέθοδο πλέγματος (gridding) η οποία παρέχει ένα κελί της εικόνας για κάθε σημείο.
2. Τρία πολυκαναλικά διανυσματικά φίλτρα χρησιμοποιούνται για την προεπεξεργασία των ακατέργαστων δεδομένων της εικόνας.
3. Τα χαρακτηριστικά εξάγονται από κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας.
4. Η διάσταση του συνόλου των χαρακτηριστικών μειώνεται.
5. Οι SVM χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση των εικονοστοιχείων. Η μέθοδος αξιολογείται χρησιμοποιώντας τόσο σε πραγματικές εικόνες από τη βάση δεδομένων μικροσυστοιχιών Stanford όσο και σε προσομοιωμένες εικόνες που δημιουργούνται από ένα προσομοιωτή δεδομένων μικροσυστοιχιών. Το σήμα και τα εικονοστοιχεία

φόντου, τα οποία είναι υπεύθυνα για τον ποσοτικό προσδιορισμό των επιπέδων έκφρασης (expression levels), ανιχνεύονται αποτελεσματικά.

Αποτελέσματα: Η προτεινόμενη μέθοδος ταξινόμησης συγκρίνεται με τεχνικές που βασίζονται σε ομαδοποίηση, οι οποίες έχουν προταθεί για τμηματοποίηση μικροσυστοιχιών εικόνων. Αυτή η σύγκριση δείχνει ότι η μέθοδος, με χρήση κατηγοριοποίησης δίνει καλύτερα αποτελέσματα, βελτιώνοντας την απόδοση του μοντέλου έως και 20%.

Συμπεράσματα: Η συγκεκριμένη μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τμηματοποίηση μικροσυστοιχιών εικόνων με υψηλή ακρίβεια, υποδεικνύοντας ότι η τμηματοποίηση μπορεί να βελτιωθεί χρησιμοποιώντας την κατηγοριοποίηση (classification) αντί για της ομαδοποίησης (clustering). Η μέθοδος ανήκει στην κατηγορία της εποπτευόμενης μάθησης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο όταν είναι διαθέσιμα τα δεδομένα εκπαίδευσης [Giannakeas N., PS Karvelis, TP Exarchos, FG Kalatzis, DI Fotiadis, 2013].

Παλινδρόμηση (Regression)

Η εφαρμογή της παλινδρόμησης εντάσσεται κυρίως στο στάδιο δημιουργίας και επιλογής χαρακτηριστικών. Ωστόσο, στην προκειμένη περίπτωση η μεταβλητή εξόδου (y_n) δεν είναι διακριτή, αλλά παίρνει τιμές σε ένα διάστημα στον πραγματικό καρτεσιανό άξονα. Η διαδικασία της παλινδρόμησης είναι πρακτικά ένα πρόβλημα συναρμολόγησης. Δοθέντος ενός συνόλου δειγμάτων εκπαίδευσης (y_n, x_n) , $y \in \mathbb{R}$, $x_n \in \mathbb{R}^l$, $n = 1, 2, \dots, N$ στόχος είναι ο υπολογισμός και η εκτίμηση μιας συνάρτησης f . Μόλις βρεθεί μια τέτοια συνάρτηση, δηλαδή όταν ένα νέο δείγμα x , εκτός του συνόλου εκπαίδευσης, καταφθάνει, μπορεί να προβλεφθεί η αξία της τιμής του δείγματος. Μόλις ολοκληρωθεί η εργασία συναρμολόγησης της συνάρτησης, δεδομένου ενός νέου σημείου x , μπορεί να προβλεφθεί η τιμή της εξόδου του ως $\hat{y} = f(x)$. Ο στόχος της παλινδρόμησης είναι ένας γενικός όρος όπου εξετάζει αρκετά προβλήματα, όπως σε οικονομικές εφαρμογές, μπορεί κανείς να προβλέψει τις τιμές του χρηματιστηρίου αύριο λαμβάνοντας υπόψη τις τρέχουσες συνθήκες της αγοράς και άλλες σχετικές πληροφορίες. Κάθε πληροφορία είναι μια τιμή ενός αντίστοιχου χαρακτηριστικού.

3.1.2 Μη Εποπτευόμενη & Ημιεποπτευόμενη Μάθηση (Unsupervised & Semisupervised Learning)

Μη Εποπτευόμενη

Ο στόχος της εποπτευόμενης μάθησης είναι να δημιουργηθεί μια λειτουργική σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται δεδομένα με την χαρακτηριστική ονομασία **labeled**, τα οποία αποτελούνται από ζεύγη τιμών εξόδου / εισόδου, στα οποία πραγματοποιείται η εκμάθηση της άγνωστης χαρτογράφησης.

Στον αντίποδα της εποπτευόμενης μάθησης βρίσκεται η μη εποπτευόμενη μάθηση, όπου παρέχονται μόνο πληροφορίες για τις τιμές εισόδου και δεν διατίθενται πληροφορίες για την έξοδο. Ο στόχος της μάθησης αυτής είναι να αποκαλύψει τη δομή που βασίζεται στο σύνολο των δεδομένων, αυτό είναι ένα σημαντικό τμήμα των μεθόδων μηχανικής μάθησης. Στη μη εποπτευόμενη μάθηση εισάγεται η έννοια της ομαδοποίησης / συσταδοποίησης (**clustering**). Στόχος οποιουδήποτε έργου ομαδοποίησης είναι να αποκαλύψει τον τρόπο με τον οποίο ομαδοποιούνται τα σημεία σε ένα σύνολο δεδομένων, υποθέτοντας ότι υπάρχει μια τέτοια δομή ομάδας.

Για παράδειγμα σε περίπτωση που ένα σύνολο άρθρων εφημερίδων χρειαστεί να ομαδοποιηθεί ανάλογα με το πόσο παρόμοιο περιεχόμενο έχουν μεταξύ τους. Σε όλους τους αλγόριθμους συσταδοποίησης βρίσκεται η έννοια της ομοιότητας, αφού τα στοιχεία που ανήκουν στην ίδια ομάδα (συστάδα) υποτίθεται ότι είναι περισσότερο όμοια μεταξύ τους, σε σύγκριση με τα πρότυπα που ανήκουν σε διαφορετικές συστάδες χωρίς να παρουσιάζεται κάποια ομοιότητα. Ένα από τα πιο κλασικά παραδείγματα ομαδοποίησης, είναι η αποκαλούμενη ομαδοποίηση **k – means**.

Ένας άλλος τύπος μη εποπτευόμενης μάθησης είναι η μείωση των διαστάσεων όπου στόχος είναι να απορριφθεί μια συγκεκριμένη δομή δεδομένων, η οποία είναι διαφορετικής φύσης από αυτή των ομαδοποιημένων δεδομένων. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η εμφάνιση ενός συνόλου ακραίων τιμών (outliers) από τιμές ομαδοποιημένων δεδομένων ενός δείγματος που παριστάνονται στο καρτεσιανό επίπεδο. Για παράδειγμα, αν και τα δεδομένα μπορεί να βρίσκονται σε ένα χώρο μεγάλων διαστάσεων, μπορεί να βρεθούν επίσης γύρω από ένα υποδιάστημα χαμηλότερων διαστάσεων. Η εκτίμηση της πιθανότητας κατανομής μπορεί επίσης να θεωρηθεί ως ειδική περίπτωση της μάθησης αυτής. Πιο πρόσφατα, η μη επιτηρούμενη μάθηση χρησιμοποιείται για την παραγωγή δεδομένων. Τα λεγόμενα γενετικά

δίκτυα αντιπάλων (GAN) αποτελούν ένα νέο τρόπο αντιμετώπισης αυτού του θέματος, χρησιμοποιώντας θεωρητικά επιχειρήματα παιγνιδιών.

Ημιοπτευόμενη

Η ημιοπτευόμενη μάθηση βρίσκεται ανάμεσα στην εποπτευόμενη και την μη. Στη μάθηση αυτή υπάρχουν labeled δεδομένα αλλά όχι αρκετά για να παρέχεται μια καλή εκτίμηση της εξάρτησης εισόδου - εξόδου. Η ύπαρξη ενός αριθμού μη labeled προτύπων μπορεί να βοηθήσει στην διαδικασία, καθώς μπορεί να αποκαλύψει πρόσθετη δομή των δεδομένων εισόδου που μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά. Ένας άλλος τύπος μάθησης είναι η μάθηση ενίσχυσης (RL). Αυτό είναι επίσης ένα πεδίο με προέλευση τον αυτόματο έλεγχο. Σε αυτόν τον τύπο μάθησης βρίσκεται ένα σύνολο κανόνων και στόχος είναι να μάθουν μοτίβα ενεργειών που θα οδηγήσουν έναν συντελεστή να επιτύχει το στόχο του ή να μεγιστοποιήσει την λειτουργικότητά του. Για παράδειγμα, εάν ο συντελεστής είναι ένα ρομπότ, στόχος είναι να μπορεί να κινηθεί από το σημείο A στο σημείο B. Διαισθητικά, ο RL επιχειρεί να μάθει τις απαραίτητες κινήσεις με δοκιμές και λάθη. Σε αντίθεση με την εποπτευόμενη μάθηση, οι βέλτιστες κινήσεις δεν μαθαίνονται από τα labeled αλλά από αυτό που είναι γνωστό ως «ανταμοιβή» (reward). Αυτή η τιμή ενημερώνει το σύστημα εάν το αποτέλεσμα ήταν σωστό ή λάθος. Η λήψη κινήσεων οι οποίες δίνουν ανοδική πρόοδο στην «ανταμοιβή» είναι στόχος του RL [Theodoridis Sergios, 2020].

3.2 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης

3.2.1 K Nearest Neighbor (KNN)

Ο K Nearest Neighbors (KNN) είναι μια τυπική μέθοδος μηχανικής μάθησης που έχει χρησιμοποιηθεί στην εξόρυξη δεδομένων. Η ιδέα είναι ότι χρησιμοποιείται ένα μεγάλο μέρος των δεδομένων εκπαίδευσης, όπου κάθε σημείο δεδομένων χαρακτηρίζεται από ένα σύνολο μεταβλητών. Εννοιολογικά, κάθε σημείο σχεδιάζεται σε ένα χώρο μεγάλης διαστάσεως, όπου κάθε άξονας στον χώρο αντιστοιχεί σε μια μεμονωμένη μεταβλητή. Όταν έχουμε ένα νέο / δοκιμαστικό σημείο δεδομένων, θέλουμε να μάθουμε τους πλησιέστερους γείτονες του K δηλαδή, περισσότερο όμοιους. Ο αριθμός K επιλέγεται τυπικά ως η τετραγωνική ρίζα του N, δηλαδή ο συνολικός αριθμός των σημείων του συνόλου εκπαίδευσης δεδομένων.

Σύμφωνα με μια εμπειρική μέθοδο πρέπει να ισχύει ότι $K \leq \sqrt{n}$, όπου n ο αριθμός στοιχείων εκπαίδευσης.

Η KNN έχει το πλεονέκτημα ότι είναι μη παραμετρική, δηλαδή μπορεί να χρησιμοποιηθεί ακόμα και όταν οι μεταβλητές είναι κατηγορηματικές. Για παράδειγμα όταν ο αριθμός των σημείων δεδομένων είναι πολύ μεγάλος (π.χ. ένα ηλεκτρονικό βιβλιοπωλείο έχει εκατομμύρια βιβλία), πρέπει να χρησιμοποιηθούν ειδικές μέθοδοι για την ταχεία αναζήτηση του χώρου και την εύρεση των «πιο όμοιων» αντικειμένων. Συνήθως, χρησιμοποιείται κάποια μορφή προπαραγωγής, για παράδειγμα, η αναζήτηση ευρετηρίου (indexing). Αντί να χρησιμοποιηθούν όλα τα σημεία δεδομένων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν επιλεγμένα σημεία δεδομένων που αντιπροσωπεύουν μεμονωμένα τμήματα σημείων για να διευκολύνουν την αναζήτηση ενάντια σε ένα νέο στοιχείο, και στη συνέχεια εμφανίζονται τα γειτονικά σημεία με το πιο όμοιο πρωτότυπο. Ομοίως, η προσπάθεια μείωσης του αριθμού των διαστάσεων με μια μέθοδο όπως SVD / LSI και στη συνέχεια η σχεδίαση των σημείων δεδομένων στο μειωμένο μεταβλητό χώρο μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα σημαντικά κέρδη στην απόδοση της μεθόδου KNN [Prakash Nadkarni, 2016].

3.2.2 Naive Bayes

Ο ταξινομητής Naive Bayes είναι ένας από τους πιο τυπικούς και δημοφιλής αλγόριθμους κατηγοριοποίησης / ταξινόμησης οι οποίοι βασίζονται στο θεώρημα του Thomas Bayes. Οι αλγόριθμοι αυτοί μοιράζονται μια κοινή αρχή, δηλαδή κάθε ζεύγος χαρακτηριστικών που ταξινομείται είναι ανεξάρτητο το ένα από το άλλο. Η βασική ιδέα του συγκεκριμένου κατηγοριοποιητή είναι ότι τα στοιχεία / χαρακτηριστικά του διανύσματος είναι στατιστικά ανεξάρτητα. Ο αλγόριθμος αυτός είναι γρήγορος σε συνθήκες πραγματικού χρόνου. Μπορεί να κωδικοποιηθεί εύκολα και οι προβλέψεις του γίνονται σε τάχιστο χρόνο.

Θεωρία:

$X = (X_1, X_2, \dots, X_k)$ αναπαριστούν k χαρακτηριστικά, το Y είναι μια ετικέτα k πιθανές τιμές (κλάσεις), από μία προοπτική πιθανοτήτων $X_i \in X$ και Y είναι τυχαίες μεταβλητές. Η τιμή του X_i είναι x , Y είναι y .

Βασική ιδέα:

Για να υπάρξουν ταξινομήσεις, πρέπει να χρησιμοποιηθεί ως δεδομένο ένα σύνολο χαρακτηριστικών X για να προβλέψουμε την τιμή του Y . Με άλλα λόγια, δεδομένου ενός συνόλου σημείων ως δεδομένα $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, ποια η πιθανότητα της ετικέτας Y να είναι y . Αυτό μπορεί να ξαναγραφεί από την ακόλουθη εξίσωση:

$$P(Y = y | X = (x_1, x_2, \dots, x_n))$$

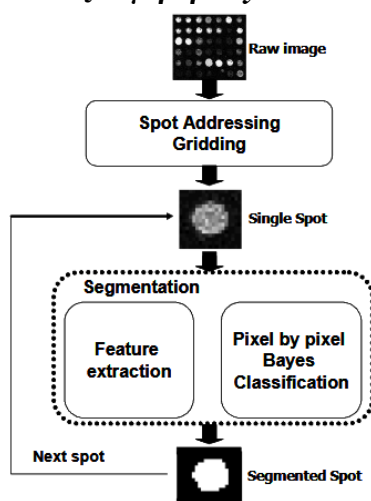
Αυτή είναι η βασική ιδέα του Naive Bayes, ο υπόλοιπος αλγόριθμος εστιάζει πολύ περισσότερο στον τρόπο υπολογισμού της πιθανότητας των παραπάνω όρων.

Θεώρημα Bayes:

Σύμφωνα με το θεώρημα του Thomas Bayes, πρόκειται για έναν απλό μετασχηματισμό, που γεφυρώνει το χάσμα μεταξύ του των επιθυμητών διαδικασιών πρόβλεψης και το τι μπορεί να πραγματοποιηθεί σχετικά με αυτές. Δεν είναι εφικτή η συνθήκη $P(Y | X)$ απευθείας, αλλά είναι δυνατόν να ληφθεί η συνθήκη $P(X | Y)$ και $P(Y)$ από τα δεδομένα εκπαίδευσης [Zixuan Zhang, 2019].

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y) P(Y)}{P(X)}$$

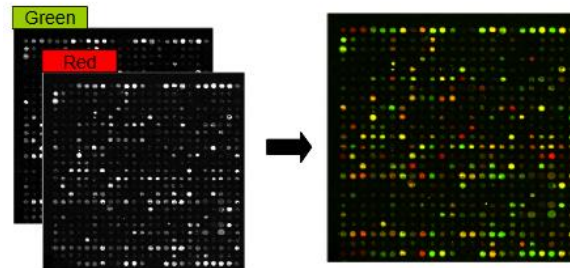
Παράδειγμα: Πολυκαναλική τμηματοποίηση Microarray cDNA εικόνων χρησιμοποιώντας τον ταξινομητή Bayes



Διάγραμμα 3. 1 Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθόδου.

Η τεχνολογία Microarray παρέχει ένα ισχυρό εργαλείο για τον ποσοτικό προσδιορισμό του επιπέδου έκφρασης υψηλού αριθμού γονιδίων ταυτόχρονα. Η ανάλυση των εικόνων αυτών είναι ένα κρίσιμο βήμα για την εξαγωγή δεδομένων και πειραμάτων έκφρασης γονιδίου μικροσυστοιχιών. Σε αυτό το παράδειγμα αναφέρεται μια εποπτευόμενη μέθοδο για την κατάτμηση μικροσυστοιχιών των εικόνων. Ο ταξινομητής Bayes χρησιμοποιείται για να ταξινομήσει κάθε pixel. Η μέθοδος αυτή ταξινομεί τα pixel της εικόνας σε δύο κατηγορίες, των pixel προσκηνίου και των pixel φόντου.

Χρησιμοποιείται ένα ενημερωτικό σύνολο χαρακτηριστικών τόσο από τα πράσινα όσο και από τα κόκκινα κανάλια. Η μέθοδος αξιολογείται χρησιμοποιώντας ένα σύνολο 5184 κηλίδων (αποτελούμενο από ~ 15000000 pixel), από τη βάση δεδομένων Stanford Microarray (SMD) και η αναφερόμενη ακρίβεια ταξινόμησης είναι 82% [N Giannakeas, DI Fotiadis, 2007].



Εικόνα 3. 2 Ένα έγχρωμο μπλοκ εικόνας μικροσυστοιχιών που αποτελείται από 24x24 σημεία

3.2.3 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)

Ένα Νευρωνικό δίκτυο είναι ένας τύπος μηχανικής μάθησης ο οποίος μοντελοποιείται με βάση τον ανθρώπινο εγκέφαλο, δημιουργώντας ένα τεχνητό Νευρωνικό δίκτυο που μέσω ενός αλγορίθμου επιτρέπει στον υπολογιστή να αναγνωρίζει την ενσωμάτωση νέων δεδομένων. Ενώ υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης, τα Νευρωνικά δίκτυα είναι σε θέση να εκτελέσουν αυτό που ονομάστηκε «βαθιά μάθηση» (deep learning). Ενώ η βασική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας, το βασικό δομικό στοιχείο ενός τεχνητού νευρικού δικτύου είναι ένας νευρώνας μονού επιπέδου (perceptron) που επιτυγχάνει την απλή επεξεργασία του σήματος. Ο υπολογιστής με το Νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται να ταξινομήσει ένα σύνολο δεδομένων, αναλύοντας παραδείγματα εκπαίδευσης. Ένα κοινό παράδειγμα για ένα Νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιεί τη «βαθιά μάθηση» είναι μια εργασία αναγνώρισης αντικειμένων, όπου το νευρικό δίκτυο παρουσιάζει ένα μεγάλο αριθμό αντικειμένων ενός συγκεκριμένου τύπου, όπως μια γάτα ή μια πινακίδα του δρόμου και ο υπολογιστής, αναλύοντας τα επαναλαμβανόμενα αυτά μοτίβα στις εικόνες που παρουσιάζονται, μαθαίνει να ταξινομεί τις νέες εικόνες [Jonas DeMuro, 2019].

3.2.3.1 Νευρώνας μονού επιπέδου (Perceptron)

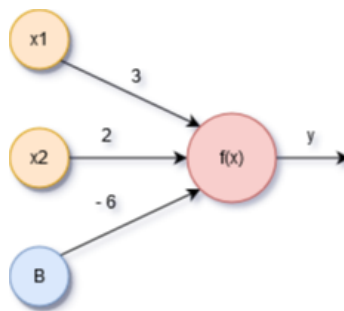
Ένας perceptron είναι ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την εποπτευόμενη μάθηση των δυαδικών ταξινομητών. Οι δυαδικοί ταξινομητές αποφασίζουν αν μια είσοδος, που

συνήθως αντιπροσωπεύεται από μια σειρά διανυσμάτων, ανήκει σε μια συγκεκριμένη κλάση. Εν ολίγοις, ένας perceptron είναι ένα μονό στοιχείο Νευρωνικού δικτύου. Αποτελείται από τέσσερα κύρια μέρη που περιλαμβάνουν τιμές εισόδου (x_i), τα βάρη (w_i), την τιμή πόλωσης (B-bias) και τη συνάρτηση ενεργοποίησης (f).

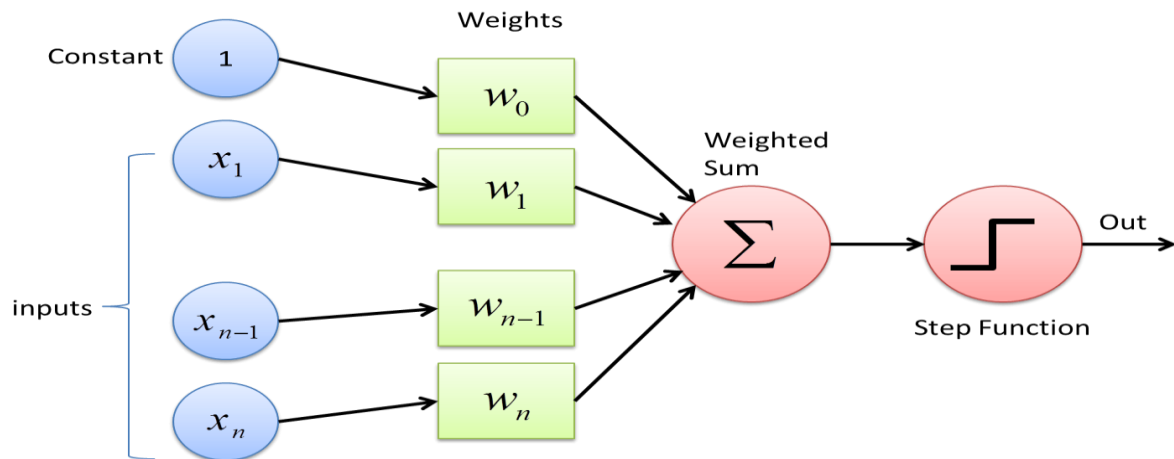
Συνάρτηση ενεργοποίησης μονοπολικού βήματος: $y = f(x) = \sum (x_i * w_i) \pm B$

Παράδειγμα: Λειτουργία ενός νευρώνας μονού επιπέδου

$$f(x) = \begin{cases} 1, & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases} \quad y = 3x_1 + 2x_2 - 6$$



Η διαδικασία αρχίζει λαμβάνοντας όλες τις τιμές εισόδου και πολλαπλασιάζοντας τις τιμές με τα βάρη τους. Στη συνέχεια, όλες οι πολλαπλασιασμένες τιμές προστίθενται μαζί για να δημιουργηθεί το σταθμισμένο άθροισμα (Weighted Sum). Το σταθμισμένο άθροισμα εφαρμόζεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης, παράγοντας την έξοδο του perceptron. Η συνάρτηση ενεργοποίησης παίζει τον αναπόσπαστο ρόλο της εξασφάλισης ότι η έξοδος χαρτογραφείται μεταξύ των απαιτούμενων τιμών όπως (0,1) ή (-1,1). Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το βάρος μιας εισόδου είναι ενδεικτικό της αντοχής ενός κόμβου. Ομοίως, η τιμή πόλωσης μιας εισόδου δίνει τη δυνατότητα μετατόπισης της καμπύλης λειτουργίας ενεργοποίησης προς τα επάνω (+B) ή προς τα κάτω (-B).

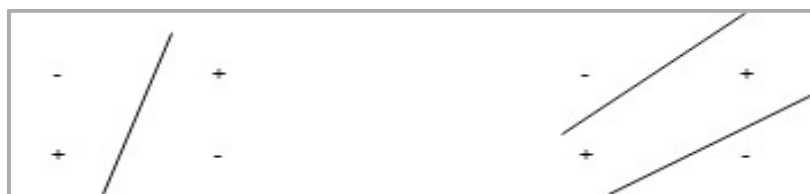


Διάγραμμα 3. 2 Διάγραμμα απεικόνισης ενός νευρώνα μονού επιπέδου

Τα perceptrons διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη δυαδική ταξινόμηση. Αυτό σημαίνει ότι χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση των δεδομένων σε δύο μέρη. Για τον λόγο αυτό τα perceptrons αναφέρονται επίσης και ως γραμμικοί δυαδικοί ταξινομητές.

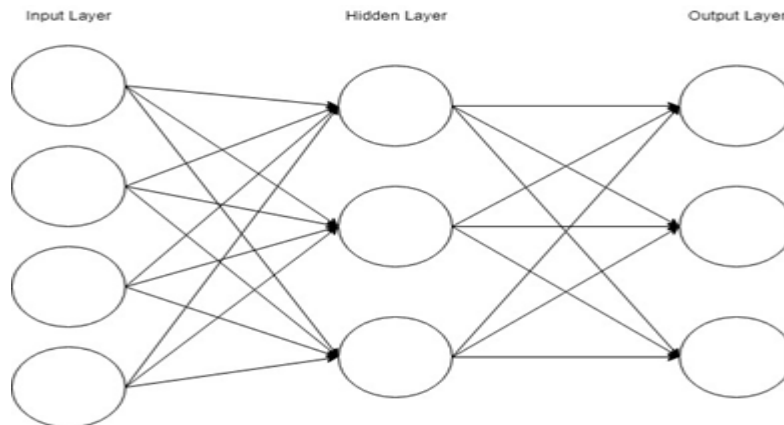
3.2.3.2 Νευρώνας πολλαπλών επιπέδων (Multilayer Perceptron - MLP)

Τα perceptrons είναι πολύ χρήσιμα για την ταξινόμηση συνόλων δεδομένων που είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Αντιμετωπίζουν σοβαρούς περιορισμούς με σύνολα δεδομένων που δεν συμμορφώνονται με αυτό το μοτίβο όπως ανακαλύφθηκε με το πρόβλημα XOR. Το πρόβλημα XOR δείχνει ότι για οποιαδήποτε ταξινόμηση τεσσάρων σημείων, υπάρχει ένα σύνολο που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο. Το MLP σπάει αυτόν τον περιορισμό και ταξινομεί σύνολα δεδομένων που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Έτσι χρησιμοποιεί μια πιο ισχυρή και πολύπλοκη αρχιτεκτονική για να εκπαιδεύσει τα μοντέλα παλινδρόμησης και κατηγοριοποίησης σε πιο πολύπλοκες ομάδες δεδομένων.



Εικόνα 3. 3 Ταξινόμηση τεσσάρων σημείων

Το perceptron αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου και ένα στρώμα εξόδου το οποίο είναι πλήρως συνδεδεμένο. Τα MLP έχουν τα ίδια επίπεδα εισόδου και εξόδου, αλλά μπορεί να έχουν πολλαπλά κρυμμένα στρώματα μεταξύ των προαναφερθέντων στρώσεων, όπως φαίνεται παρακάτω.



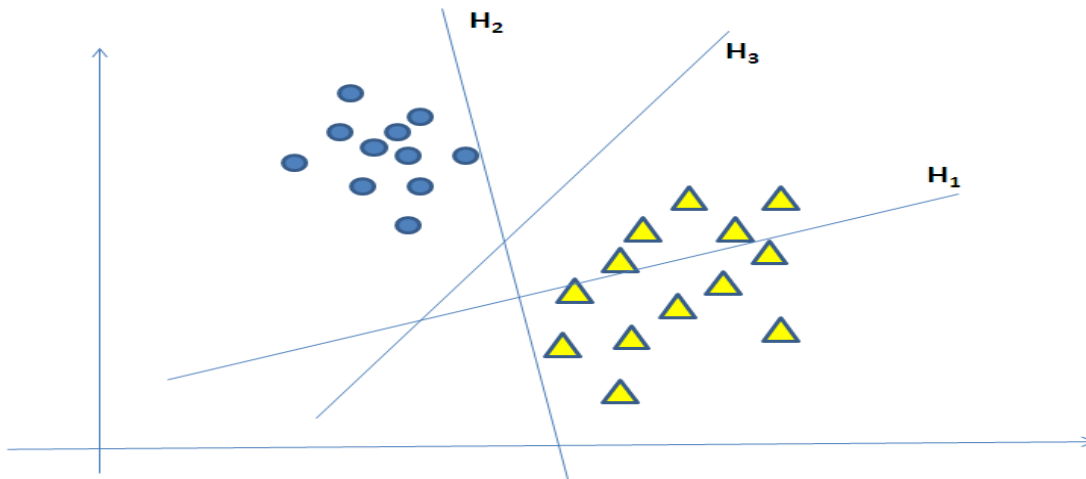
Σχήμα 3. 1 MLP's layers

Τα MLP αποτελούν τη βάση για όλα τα Νευρωνικά δίκτυα και έχουν βελτιώσει σημαντικά τη δύναμη των υπολογιστών όταν εφαρμόζονται σε προβλήματα κατηγοριοποίησης και παλινδρόμησης. Οι υπολογιστές δεν περιορίζονται πλέον από τις περιπτώσεις XOR αλλά μπορούν να εκπαιδευτούν με υψηλό όγκο δεδομένων και πολύπλοκα μοντέλα χάρη στον νευρώνα πολλαπλών επιπέδων.

3.2.4 SVM (Support Vector Machines)

Οι SVM είναι υπολογιστικοί αλγόριθμοι που κατασκευάζουν ένα υπέρ πλαίσιο (hyperplane), το οποίο είναι ένα όριο απόφασης που βοηθάει στην ταξινόμηση των σημείων δεδομένων, ή ένα σύνολο των σημείων αυτών σε ένα μεγάλο ή άπειρο χώρο διαστάσεων. Τα SVM μπορούν να χρησιμοποιηθούν για κατηγοριοποίηση, παλινδρόμηση ή άλλες λειτουργίες. Διαισθητικά, ένας διαχωρισμός μεταξύ δύο γραμμικά διαχωριζόμενων κλάσεων επιτυγχάνεται με οποιοδήποτε υπέρ πλαίσιο που δεν παρέχει εσφαλμένη ταξινόμηση σε όλα τα σημεία δεδομένων, οποιασδήποτε από τις εξεταζόμενες κλάσεις, δηλαδή όλα τα σημεία που ανήκουν στην κατηγορία A έχουν επισημανθεί ως +1 και όλα τα σημεία που ανήκουν στην κατηγορία B, φέρουν την ένδειξη -1. Αυτή η προσέγγιση ονομάζεται γραμμική ταξινόμηση, ωστόσο υπάρχουν πολλά hyperplanes που θα μπορούσαν να ταξινομήσουν το ίδιο σύνολο δεδομένων

όπως φαίνεται παρακάτω. Το SVM είναι μια προσέγγιση όπου ο στόχος είναι να βρεθεί το καλύτερο διαχωριστικό υπέρ πλαίσιο, δηλαδή αυτό το οποίο έχει την υψηλότερη απόσταση περιθωρίου μεταξύ των πλησιέστερων σημείων των δύο κατηγοριών (αποκαλούμενο λειτουργικό περιθώριο). Αυτή η προσέγγιση, γενικά, εγγυάται ότι όσο μεγαλύτερο είναι το περιθώριο, τόσο μικρότερο είναι το σφάλμα γενίκευσης του ταξινομητή.



Σχήμα 3. 2 Διαχωρισμός hyperplanes στο καρτεσιανό επίπεδο.

- Το H1 δεν διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες,
- Το H2 διαχωρίζεται αλλά με ένα πολύ λεπτό περιθώριο μεταξύ των κλάσεων
- Το H3 χωρίζει τις δύο κατηγορίες με πολύ μεγαλύτερο περιθώριο από το H2.

Εάν υπάρχει ένα τέτοιο hyperplane, είναι σαφές ότι παρέχει το καλύτερο διαχωριστικό περιθώριο μεταξύ των δύο τάξεων και είναι γνωστό ως υπέρ πλαίσιο μέγιστου περιθωρίου. Ένας τέτοιος γραμμικός ταξινομητής είναι γνωστός ως ο μέγιστος ταξινομητής περιθωρίου [Antonio Carlos Gay Thome, 2012].

3.2.5 SVM ως συναρτήσεις πυρήνα (Kernel Functions)

Οι αλγόριθμοι SVM μπορούν να εκτελέσουν ένα σύνολο μαθηματικών συναρτήσεων που ορίζονται ως πυρήνας (kernel). Η συναρτήσεις του πυρήνα αποτελούνται κυρίως από την λήψη δεδομένων εισόδου και την μετατροπή τους στην επιθυμητή μορφή. Υπάρχουν διάφοροι τύποι

συναρτήσεων του πυρήνα όπως η γραμμική, η μη γραμμική, η πολωνυμική, η Gaussian kernel, η ακτινική βασική συνάρτηση (RBF) και η σιγμοειδής συνάρτηση. Ο συχνότερος τύπος συνάρτησης του πυρήνα είναι ο RBF, επειδή έχει εντοπισμένη και πεπερασμένη απόκριση σε ολόκληρο τον άξονα x . Οι συναρτήσεις του πυρήνα επιστρέφουν το εσωτερικό γινόμενο δύο σημείων. Έτσι, υπάρχει μια έννοια ομοιότητας, με μικρό υπολογιστικό κόστος ακόμα και σε πολύ μεγάλες διαστάσεις χώρου [DATAFLAIR TEAM, 2018].

Οι σημαντικότερες συναρτήσεις πυρήνα είναι οι παρακάτω:

1. Πολωνυμική (δημοφιλής στην επεξεργασία εικόνων) :

$$k(x_i, x_j) = (x_i * x_j + 1)^d$$

όπου d ο βαθμός του πολωνύμου και k σταθερά.

2. Gaussian kernel (είναι ένας πυρήνας γενικού σκοπού, χρησιμοποιείται όταν δεν υπάρχουν προηγούμενες γνώσεις σχετικά με τα δεδομένα) :

$$k(x, y) = \exp\left(\frac{\|x - y\|^2}{2 * \sigma^2}\right)$$

όπου σ εύρος που καθορίζεται από τον χρήστη.

3. Gaussian Radial Basis Function (RBF) :

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2\right), \text{ για } \gamma > 0 \text{ ή } \gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$$

4. Σιγμοειδής (για τα Νευρωνικά δίκτυα) :

$$k(x, y) = \tanh(ax^T * y + c)$$

για συγκεκριμένες τιμές των a και c .

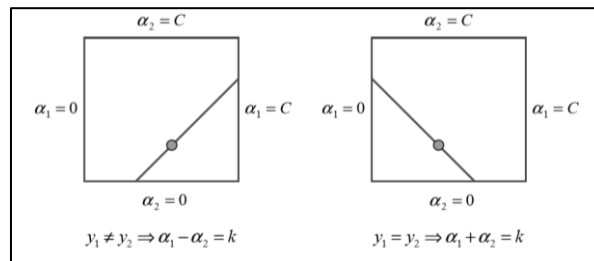
5. Γραμμική kernel

$$f(x) = b(0) + \sum a_i * (x, x_i)$$

Οι μεταβλητές $b(0)$, a_i υπολογίζονται από τα δεδομένα εκπαίδευσης του αλγορίθμου.

3.2.6 Ελάχιστη Διαδοχική Βελτιστοποίηση (Sequential Minimal Optimization - SMO)

Ο SMO είναι ένας απλός αλγόριθμος ο οποίος μπορεί γρήγορα να λύσει ένα πρόβλημα SVM QP (Quadratic Programming) χωρίς να χρησιμοποιεί αριθμητικά βήματα βελτιστοποίησης QP. Το SMO διαμερίζει το αρχικό πρόβλημα QP σε επιμέρους προβλήματα, για να εξασφαλίσει τη σύγκλιση (convergence). Σε αντίθεση με τις προηγούμενες μεθόδους, ο SMO επιλέγει να λύσει το μικρότερο δυνατό πρόβλημα βελτιστοποίησης σε κάθε βήμα. Για το πρόβλημα SVM QP, το μικρότερο πιθανό πρόβλημα βελτιστοποίησης περιλαμβάνει δύο πολλαπλασιαστές Lagrange, επειδή οι πολλαπλασιαστές Lagrange πρέπει να ανταποκρίνονται στον γραμμικό περιορισμό ισότητας. Σε κάθε βήμα, ο SMO επιλέγει δύο πολλαπλασιαστές Lagrange για να βελτιστοποιήσει από κοινού και να βρει τις βέλτιστες τιμές για αυτούς τους πολλαπλασιαστές, ενημερώνοντας τον SVM ώστε να απεικονίσει τις νέες βέλτιστες τιμές. Το πλεονέκτημα του SMO έγκειται στο γεγονός ότι η επίλυση για δύο πολλαπλασιαστές Lagrange μπορεί να γίνει αναλυτικά. Έτσι, αποφεύγεται εξ ολοκλήρου η αριθμητική βελτιστοποίηση QP. Παρόλο που επιλύονται περισσότερα υποπρογράμματα βελτιστοποίησης κατά τη διάρκεια του αλγορίθμου, κάθε υποπρόβλημα είναι τόσο γρήγορο που το συνολικό πρόβλημα QP επιλύεται γρήγορα. Έτσι, πολύ μεγάλα προβλήματα κατάρτισης SVM μπορούν να χωρέσουν μέσα στη μνήμη ενός συνηθισμένου προσωπικού υπολογιστή. Υπάρχουν δύο συνιστώσες της SMO: μια αναλυτική μέθοδος επίλυσης για τους δύο πολλαπλασιαστές Lagrange και μια μεθοδολογία εύρεσης για την επιλογή των πολλαπλασιαστών για βελτιστοποίηση.



Σχήμα 3. 3 Πολλαπλασιαστές Lagrange

Οι δύο πολλαπλασιαστές Lagrange πρέπει να πληρούν όλους τους περιορισμούς του πλήρους προβλήματος. Οι περιορισμοί ανισότητας αναγκάζουν τους πολλαπλασιαστές Lagrange να βρίσκονται εντός των τετραγώνων. Ο περιορισμός γραμμικής ισότητας τους περιορίζει να βρίσκονται σε διαγώνια γραμμή. Επομένως, ένα βήμα του SMO πρέπει να βρει το βέλτιστο της αντικειμενικής συνάρτησης σε ένα διαγώνιο τμήμα γραμμής [John C. Platt, 1998].

3.2.7 Δέντρα Απόφασης (Decision Trees)

Τα δέντρα απόφασης είναι οι πιο εξελιγμένες μέθοδοι για τη διαίρεση ομάδων αντικειμένων σε κατηγορίες (class). Ένα δέντρο απόφασης ταξινομεί τα στοιχεία δεδομένων σε ένα πεπερασμένο αριθμό προκαθορισμένων κλάσεων. Οι κόμβοι δέντρων φέρουν ετικέτες με τα ονόματα των χαρακτηριστικών, τα τόξα φέρουν ετικέτες με τις πιθανές τιμές του χαρακτηριστικού και τα φύλλα επισημαίνονται με τις διαφορετικές κλάσεις. Τα δέντρα αποφάσεων εισήχθησαν στο σύστημα ID3 (Quinlan,1986), ένας από τους πρώτους αλγόριθμους εξόρυξης δεδομένων. Ένα αντικείμενο ταξινομείται ακολουθώντας μια διαδρομή κατά μήκος του δέντρου που σχηματίζεται από τα τόξα που αντιστοιχούν στις τιμές των χαρακτηριστικών του. Ένας απόγονος του ID3 που χρησιμοποιείται συχνά σήμερα για την οικοδόμηση των δέντρων αποφάσεων είναι ο αλγόριθμος C4.5 (Quinlan,1993). Λαμβάνοντας υπόψη ένα σύνολο C στοιχείων, ο αλγόριθμος C4.5 αναπτύσσει πρώτα ένα δέντρο απόφασης χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο «διαίρει και βασίλευε». Ο C4.5 χρησιμοποιεί δύο κριτήρια εύρεσης για να ταξινομήσει πιθανές δοκιμές, το κέρδος της πληροφορίας που ελαχιστοποιεί τη συνολική εντροπία των υποσυνόλων $\{C_i\}$ και τον προεπιλεγμένο λόγο κέρδους που διαιρεί το κέρδος πληροφοριών από τις πληροφορίες που παρέχονται από τα αποτελέσματα των δοκιμών. Τα χαρακτηριστικά μπορούν να είναι είτε αριθμητικά (numeric) είτε ονομαστικά (nominal) και αυτό καθορίζει τη μορφή των αποτελεσμάτων των δοκιμών. Για ένα αριθμητικό χαρακτηριστικό A όπου $\{A \leq t, A > t\}$ όπου το όριο t βρίσκεται με κατώφλι (threshold) C στις τιμές του A και επιλέγοντας τη διαίρεση μεταξύ διαδοχικών τιμών που μεγιστοποιεί το κριτήριο αυτό. Ένα χαρακτηριστικό A με διακριτές τιμές έχει προεπιλογή ένα αποτέλεσμα για κάθε τιμή, αλλά μια επιλογή επιτρέπει την ομαδοποίηση των τιμών σε δύο ή περισσότερα υποσύνολα με ένα αποτέλεσμα για κάθε υποσύνολο. Το αρχικό δέντρο στη συνέχεια κλαδεύεται (pruning) για να αποφευχθεί η υπερφόρτωση (overfitting). Ο αλγόριθμος κλαδέματος (pruning) βασίζεται σε μια εκτίμηση του ποσοστού σφάλματος που σχετίζεται με

ένα σύνολο από δοκιμές N , εκ των οποίων το Z δεν ανήκει στην πλέον συχνή κατηγορία. Αντί του Z / N , το C4.5 καθορίζει το ανώτατο όριο της διωνυμικής πιθανότητας όταν παρατηρούνται συμβάντα Z σε δοκιμές N , χρησιμοποιώντας μια τιμή εμπιστοσύνης (confidence) καθορισμένη από το χρήστη της οποίας η προεπιλεγμένη τιμή είναι 0,25. Το κλάδεμα εκτελείται ξεκινώντας από τα φύλλα προς τη ρίζα. Το εκτιμώμενο σφάλμα σε ένα φύλλο με στοιχεία N και Z είναι N φορές το ποσοστό σφάλματος όπως παραπάνω. Για μια δευτερεύουσα διάταξη, το C4.5 προσθέτει τα εκτιμώμενα σφάλματα των κλάδων και τα συγκρίνει με το εκτιμώμενο σφάλμα, αν η υποκατηγορία αντικατασταθεί από ένα φύλλο. Εάν το τελευταίο δεν είναι υψηλότερο από το πρώτο, το «υποδέντρο» είναι κλαδεμένο. Ομοίως, το C4.5 ελέγχει το εκτιμώμενο σφάλμα αν η υποκατηγορία αντικατασταθεί από έναν από τους κλάδους και όταν αυτό είναι ωφέλιμο το δέντρο τροποποιείται αναλόγως. Η διαδικασία κλαδέματος ολοκληρώνεται σε ένα πέρασμα μέσα από το δέντρο. Ένα μειονέκτημα των δέντρων αποφάσεων είναι ότι αυξάνονται υπερβολικά όσον αφορά τις διαστάσεις τους σε πραγματικές εφαρμογές εξόρυξης δεδομένων, με αποτέλεσμα την δυσκολία κατανόησή τους. Έχουν διεξαχθεί ερευνητικές προσπάθειες για να βρεθούν απλούστερες αναπαραστάσεις για δέντρα αποφάσεων. Στις τεχνικές ταξινόμησης που βασίζονται στην παραγωγή δέντρων αποφάσεων όπως το C4.5 έχουν εισαχθεί μέθοδοι για τη δημιουργία κανόνων παραγωγής από τα δέντρα αποφάσεων. Κάθε κανόνας μπορεί να γίνει κατανοητός χωρίς αναφορά σε άλλους κανόνες. Η ακρίβεια της ταξινόμησης ενός δέντρου αποφάσεων μπορεί να βελτιωθεί μετατρέποντας το δέντρο σε ένα σύνολο κανόνων παραγωγής που περιέχουν μικρότερο αριθμό συνθηκών αξίας χαρακτηριστικών (cross-validation). Στην πραγματικότητα, μερικές συνθήκες μπορεί να είναι περιττές και ο Quinlan (1987) έδειξε ότι η απομάκρυνσή τους μειώνει το ποσοστό εσφαλμένης ταξινόμησης στα παραδείγματα που δεν αποτελούν μέρος του συνόλου εκπαίδευσης. Το κύριο μειονέκτημα των κανόνων ταξινόμησης, όπως εκείνων που παράγονται από το C4.5, είναι ο χρόνος υπολογισμών και το μέγεθος μνήμης που απαιτούν. Σε ένα πείραμα, δείγματα δεδομένων που κυμαίνονταν από 10.000 έως 100.000 στοιχεία ελήφθησαν από ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων. Για τα δέντρα αποφάσεων, μεταξύ των οποίων από 10.000 έως 100.000 στοιχεία, ο χρόνος της CPU σε υπολογιστή αυξήθηκε από 1.4 σε 61 δευτερόλεπτα. Ωστόσο, ο απαιτούμενος χρόνος για τις ομάδες κανόνων αυξήθηκε από 32 σε 9715 δευτερόλεπτα (περισσότερο από 300 φορές).

Random Forest

Ο αλγόριθμος κατηγοριοποίησης Random Forest έχει γίνει ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο εργαλείο σε πολλά σενάρια πρόβλεψης λόγω της υψηλής ακρίβειας και της ικανότητάς του να χειρίζεται μεγάλα χαρακτηριστικά με μικρά δείγματα. Συνδυάζει τις δύο έννοιες του Bagging και της «**Τυχαίας Επιλογής Χαρακτηριστικών**» δημιουργώντας ένα σύνολο δέντρων παλινδρόμησης T, όπου το σύνολο κατάρτισης για κάθε δέντρο επιλέγεται χρησιμοποιώντας την δειγματοληψία Bootstrap από το αρχικό δείγμα. Τα χαρακτηριστικά που εξετάζονται για διαχωρισμό σε κάθε κόμβο είναι ενός δυαδικού δέντρου με βάση την τιμή ενός επιλεγμένου στοιχείου εισαγωγής. Η δειγματοληψία εκκίνησης για κάθε γενιά δέντρων παλινδρόμησης και η τυχαία επιλογή των χαρακτηριστικών που εξετάζονται για κατανομή σε κάθε κόμβο, μειώνουν τη συσχέτιση μεταξύ των παραγόμενων παλινδρομικών δένδρων και έτσι ο μέσος όρος των απαντήσεων πρόβλεψης αναμένεται να μειώσει τη διακύμανση του σφάλματος. Ο αλγόριθμος random forest τείνει να έχει υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης και μπορεί να χειριστεί μεγάλους αριθμούς χαρακτηριστικών λόγω της ενσωματωμένης επιλογής χαρακτηριστικών στη διαδικασία παραγωγής μοντέλων [[Talía, D., Trunfio, P., & Marozzo, F., 2016]].

Παράδειγμα: Στοχαστική επαγωγή δέντρων αποφάσεων με χρήση Random Forest.

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα προτείνεται μια μέθοδο επαγωγής δέντρων απόφασης με σκοπό την δημιουργία ενός κατηγοριοποιητή συνόλου. Η συγκεκριμένη μέθοδος εμπίπτει στην κατηγορία των αλγορίθμων Random Forest, σύμφωνα με τον ορισμό του Breiman. Η στοχαστική μέθοδος ενός δέντρου αποφάσεων, εισάγει μια πιθανότητα για την επιλογή του χαρακτηριστικού (split) σε κάθε κόμβο του δέντρου. Με αυτήν τη μέθοδο, επιτυγχάνεται ο χαμηλός συσχετισμός μεταξύ των μεμονωμένων δέντρων απόφασης. Δεδομένου ότι μόνο τα χαρακτηριστικά με υψηλό κέρδος πληροφοριών, περιλαμβάνονται στη διαδικασία επιλογής και η πιθανότητα να επιλεγεί κάθε χαρακτηριστικό είναι ανάλογη με την αναλογία κέρδους, η ισχύς κάθε μεμονωμένου δέντρου αποφάσεων διατηρείται σε υψηλά πρότυπα. Για να επιβεβαιωθούν οι παραπάνω παραδοχές, ο προτεινόμενος αλγόριθμος αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας 33 σύνολα δεδομένων από το αποθετήριο μηχανικής μάθησης UCI (συμπεριλαμβανομένων όλων των γνωστών συνόλων δεδομένων ταξινόμησης χωρίς να λείπουν τιμές) και έγινε συγκριτική μελέτη. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το Stochastic Forest παρουσιάζει πολύ υψηλή απόδοση και στις τρεις μετρήσεις. Αυτό είναι πολύ ελπιδοφόρο, καθώς η μέθοδος Random Forest φαίνεται να επιτυγχάνει τα καλύτερα

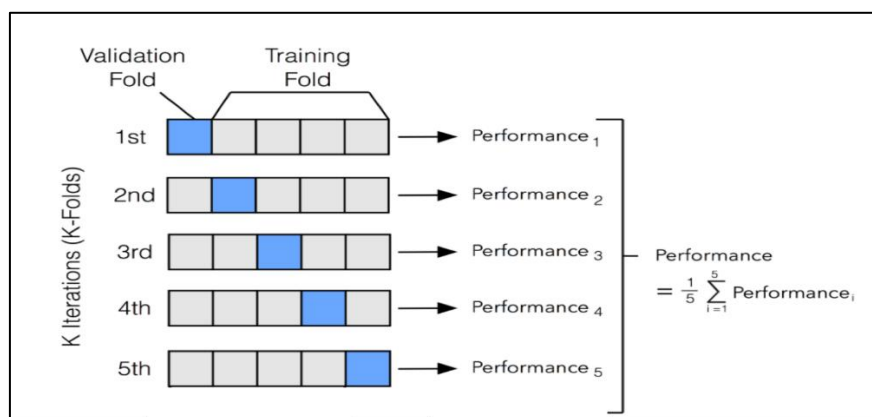
αποτελέσματα. Σε σύγκριση με το C4.5, τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν τη χαμηλή συσχέτιση μεταξύ των ταξινομητών στο σύνολο, και έτσι τη μείωση του σφάλματος γενίκευσης. Σε σύγκριση με τη μέθοδο Random Subspace, είναι σαφές ότι η προτεινόμενη προσέγγισή για την επαγωγή χαμηλά συσχετισμένων δέντρων απόφασης με βάση την επιλογή χαρακτηριστικών οδηγεί σε ισχυρότερα δέντρα. Συγκριτικά με τα αποτελέσματα ακρίβειας του Breiman's Random Forest, για τους δύο αλγόριθμους είναι πολύ παρόμοια, στη μέση ευαισθησία και τη μέση ακρίβεια. Η προτεινόμενη προσέγγισή κυριάρχησε στα περισσότερα από τα σύνολα δεδομένων, με διαφορές έως 12,25% και 8,44% αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ένας συνδυασμός της μεθόδου για την επαγωγή κάθε δέντρου με bagging θα ξεπεράσει το Random Forest του Breiman. Η χρήση του bagging φαίνεται να βελτιώνει την ακρίβεια όταν δεν χρησιμοποιούνται όλα τα χαρακτηριστικά για τη δημιουργία ενός κατηγοριοποιητή συνόλου συνόλου [Tsouros D.C., P.N. Smyrlis, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, 2018].

3.2.7 Μέθοδος Επικύρωσης (Validation Method)

Η διαδικασία απόφασης εάν τα αριθμητικά αποτελέσματα που ποσοτικοποιούν τις υποθετικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών είναι γνωστή ως επικύρωση. Γενικά, μια εκτίμηση σφάλματος για το μοντέλο γίνεται μετά την εκπαίδευση, γνωστή ως αξιολόγηση υπολοίπου (evaluation of residuals). Σε αυτή τη διαδικασία, γίνεται μια αριθμητική εκτίμηση της διαφοράς στις προβλεπόμενες και αρχικές αποκρίσεις, που ονομάζεται επίσης και σφάλμα κατάρτισης. Ωστόσο, αυτό δίνει μόνο μια ιδέα για το πόσο ακριβές είναι το μοντέλο με τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευσή του. Έτσι, το πρόβλημα με αυτή την μέθοδο αξιολόγησης είναι ότι δεν ενδείκνυται για το πόσο καλά ο αλγόριθμος μάθησης θα γενικεύσει ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων. Η απόκτηση αυτής της ιδέας για το μοντέλο αυτό είναι γνωστή ως **Cross Validation**. Εφόσον δεν υπάρχουν ποτέ αρκετά δεδομένα για να εκπαιδευτεί ένα μοντέλο, η κατάργηση ενός μέρους του για την επικύρωση θέτει ένα πρόβλημα υποτίμησης. Με τη μείωση των δεδομένων εκπαίδευσης, υπάρχει κίνδυνος να χαθούν σημαντικά πρότυπα στο σύνολο δεδομένων. Συνεπώς, το επιθυμητό είναι μια μέθοδος που παρέχει άφθονα δεδομένα για την εκπαίδευση του μοντέλου και αφήνει άφθονα δεδομένα για την επικύρωση.

K Fold Cross Validation

Στην μέθοδο K Fold Cross Validation, τα δεδομένα χωρίζονται σε k υποσύνολα. Έτσι η μέθοδος αναμονής (Holdout) επαναλαμβάνεται k φορές, έτσι ώστε κάθε φορά, ένα από τα υποσύνολα k να χρησιμοποιείται ως σύνολο δοκιμής (test set), ενώ τα άλλα υποσύνολα k-1 συντίθενται για να σχηματίσουν ένα σύνολο εκπαίδευσης (training set). Η εκτίμηση του σφάλματος υπολογίζεται κατά μέσο όρο σε όλες τις δοκιμές k για να επιτευχθεί η συνολική αποτελεσματικότητα του μοντέλου. Κάθε σημείο δεδομένων λαμβάνει μια επικύρωση που ορίζεται ακριβώς μία φορά, και δέχεται ένα σύνολο εκπαίδευσης k-1 φορές. Αυτό αλλάζει σημαντικά την απόφαση επιλογής των χαρακτηριστικών καθώς χρησιμοποιούνται περισσότερα δεδομένα για την τοποθέτησή τους. Επίσης μειώνει σημαντικά τη διακύμανση καθώς τα περισσότερα από τα δεδομένα χρησιμοποιούνται στο σύνολο επικύρωσης. Η ανταλλαγή χαρακτηριστικών του συνόλου εκπαίδευσης και δοκιμής αυξάνει επίσης την αποτελεσματικότητα αυτής της μεθόδου. Ως γενικός κανόνας η τιμή του K= 5 ή 10 προτιμάται, αλλά μπορεί να πάρει οποιαδήποτε τιμή [Prashant Gupta, 2017].



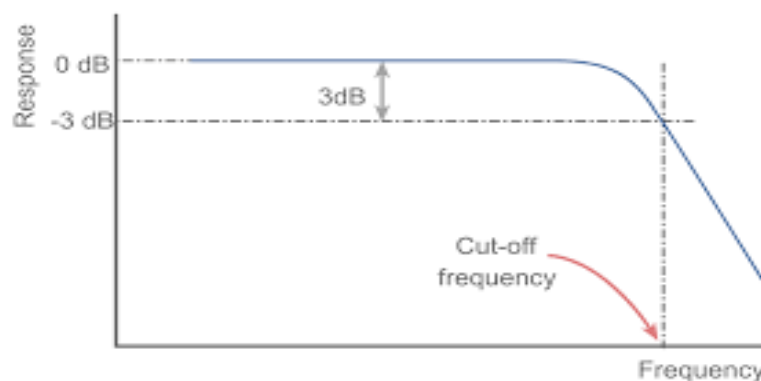
Σχήμα 3. 4 K Folds in cross validation

3.3 Φίλτρα

Τα EEG σήματα χαρακτηρίζονται από χαμηλό SNR, πράγμα που σημαίνει ότι είναι ιδιαίτερα θορυβώδη. Γι' αυτό τον λόγο είναι απαραίτητη η αποθορυβοποίησή τους. Αυτό επιτυγχάνεται συνήθως με την εφαρμογή κατάλληλων φίλτρων. Στην συνέχεια θα αναφερθούμε σε πέντε είδη φίλτρων, τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί σε αυτή την διπλωματική.

3.3.1 Χαμηλοπερατό Φίλτρο (Low Pass Filter)

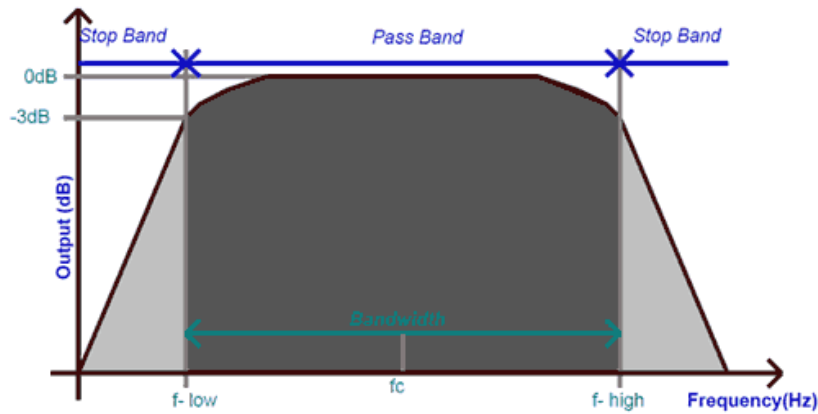
Όπως υποδηλώνεται και από το όνομά του το φίλτρο αυτό λαμβάνει μόνο τις χαμηλές συχνότητες του φάσματος δεδομένων και δεν λαμβάνει τις υψηλές συχνότητες. Αυτός ο τύπος φίλτρου εξασθενεί, δηλαδή θέτει σε μηδέν, όλες τις χωρικές συχνότητες πάνω από τη συχνότητα αποκοπής και διατηρεί χωρίς τροποποίηση όλες αυτές τις συχνότητες μικρότερες ή ίσες με τη συχνότητα αποκοπής.



Σχήμα 3. 5 Low Pass Filter

3.3.2 Ζωνοπερατό Φίλτρο (Band Pass Filter)

Ένα ζωνοπερατό φίλτρο επιτρέπει την διέλευση ενός προκαθορισμένου σύνολο συχνοτήτων. Απορρίπτει τις συχνότητες οι οποίες κυμαίνονται κάτω από την καθορισμένη τιμή (f-low) και πάνω από την καθορισμένη τιμή (f-high). Είναι ένας συνδυασμός φίλτρου υψηλής διέλευσης (υψηλοπερατό) και φίλτρου χαμηλής διέλευσης (χαμηλοπερατό). Ένα ζωνοπερατό φίλτρο μπορεί να επιτευχθεί με την κλιμάκωση των φίλτρων υψηλής και χαμηλής διέλευσης. Έχει τεράστια εφαρμογή σε κυκλώματα όπως του ενισχυτή ήχου και των ασύρματων πομποδεκτών όπου το ηχείο τους πρέπει να λειτουργεί μόνο στο επιθυμητό σύνολο συχνοτήτων και να αγνοεί τις υπόλοιπες συχνότητες [ByAswinth Raj, 2019].



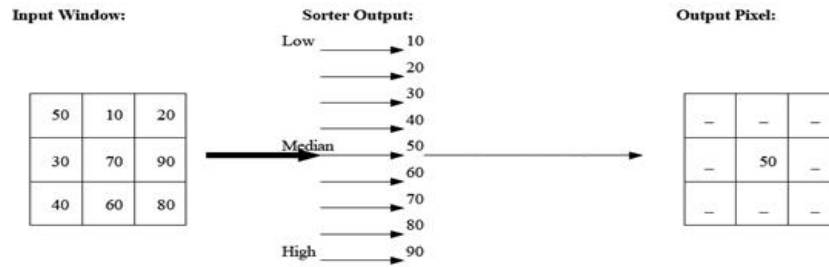
Σχήμα 3. 6 Band Pass Filter

3.3.3 Φίλτρο διαμέσου τιμής (Median Filter)

Το φίλτρο διαμέσου τιμής είναι ένα μη γραμμικό φίλτρο που χρησιμοποιείται για την εξομάλυνση ενός σήματος με σκοπό την αποθορυβοποίησή του. Το σήμα επεξεργάζεται τιμή προς τιμή και κάθε τιμή του σήματος αντικαθίστανται από μία νέα, η οποία παριστάνεται κάθε φορά ως ο διάμεσος των γειτονικών τιμών της τιμής εισόδου στο φίλτρο. Το μοτίβο των γειτονικών τιμών ονομάζεται **window**. Εάν το παράθυρο έχει περιττό αριθμό τιμών, τότε ο διάμεσος (median) είναι εύκολο να υπολογιστεί αφού είναι η μεσαία τιμή, εφόσον όλες οι τιμές στο παράθυρο ταξινομηθούν αριθμητικά. Η μη γραμμική συνάρτηση του φίλτρου διαμέσου μπορεί να εκφραστεί ως:

$$y(n) = \text{median}[x(n - k), x(n - k + 1), \dots, x(n), \dots, x(n + k - 1), x(n + k)]$$

όπου $y(n)$ είναι η έξοδος και $x(n)$ το σήμα εισόδου. Το φίλτρο «συλλέγει» ένα παράθυρο που περιέχει δείγματα $N = 2k + 1$ του σήματος εισόδου και στη συνέχεια εκτελεί τη μέση λειτουργία σε αυτό το σύνολο δειγμάτων. Το φίλτρο είναι απλό και στην τυπική μορφή υπάρχει μόνο μία παράμετρος σχεδιασμού, δηλαδή το μήκος φίλτρου $N = 2k + 1$ [Broesch,J.D.,2009].



Σχήμα 3. 7 Γραφική αναπαράσταση ενός median filter

3.3.4 Finite Impulse Response (FIR) Filters

Τα FIR φίλτρα μπορούν να είναι διακριτού ή συνεχούς χρόνου και ψηφιακά ή αναλογικά. Ένα φίλτρο FIR παράγει μια έξοδο $y(n)$, δηλαδή το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων $x(n)$.

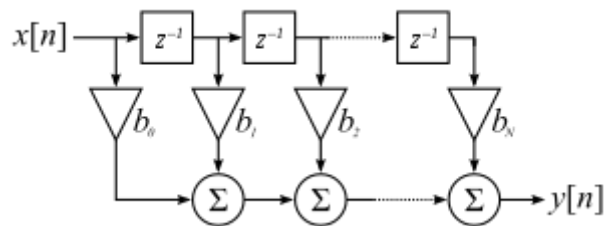
$$y(n) = \sum_{i=0}^n b_i * x[n - i]$$

Το ψηφιακό φίλτρο FIR ακολουθεί επτά βήματα:

- Το πρώτο βήμα είναι γνωστό ως συχνότητα δειγματοληψίας και είναι συνήθως η συχνότητα του μετατροπέα αναλογικού σε ψηφιακό (ADC).
- Το δεύτερο βήμα γνωστό ως διαδικασία σχεδιασμού αναφέρεται στον ορισμό της απόκρισης συχνότητας.
- Το τρίτο βήμα ορίζει τον αριθμό των “tap” του φίλτρου FIR, πρόκειται για μια διαδικασία δοκιμής και σφάλματος.
- Το τέταρτο βήμα γνωστό ως σύνθεση σημαίνει ότι πρέπει να υπολογιστεί ο συντελεστής κάθε “tap”.
- Το πέμπτο βήμα γνωστό ως προσομοίωση μελετά τη συμπεριφορά του φίλτρου σε σχέση με μεμονωμένες συχνότητες.

- Το έκτο βήμα είναι ένας έλεγχος ορθότητας, δηλαδή εάν δεν ικανοποιούνται όλα τα παραπάνω βήματα στη διαδικασία σχεδιασμού, τότε πρέπει να επαναληφθούν.

Το τελευταίο βήμα είναι γνωστό ως «χρόνος για συγκόλληση» και είναι το πιο εύκολο βήμα για να επιλεγθεί η προτιμώμενη ψηφιακή πλατφόρμα [RobertLacoste, 2010].

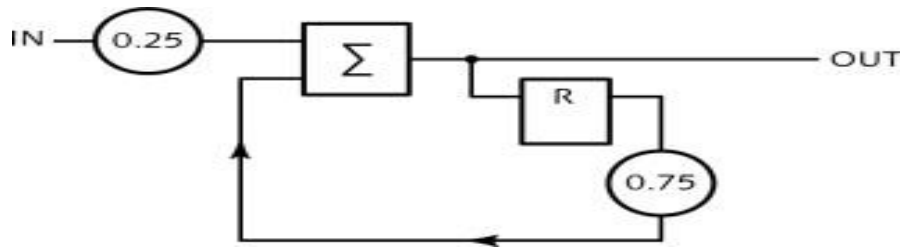


Σχήμα 3. 8 Ένα φίλτρο FIR διακριτού χρόνου.

Το πάνω μέρος του Σχήματος είναι μια γραμμή καθυστέρησης n-stage με “taps” $n + 1$. Κάθε μονάδα καθυστέρησης είναι ένας τελεστής z^{-1} , μετασχηματισμού Z.

3.3.5 Infinite Impulse Response (IIR) Filters

Ένα φίλτρο IIR υπολογίζει ένα σταθμισμένο άθροισμα δειγμάτων εισόδου όπως συμβαίνει σε ένα φίλτρο FIR, αλλά προσθέτει σε αυτό, ένα σταθμισμένο άθροισμα προηγούμενων δειγμάτων εξόδου. Το δείγμα εισόδου είναι σταθμισμένο κατά 1/4 και η προηγούμενη έξοδος σταθμίζεται κατά 3/4. Αυτές οι σταθμισμένες τιμές αθροίζονται για να σχηματίσουν το αποτέλεσμα του φίλτρου. Το αποτέλεσμα του φίλτρου τροφοδοτείται στη συνέχεια για να γίνει μια είσοδος στον υπολογισμό του επόμενου δείγματος. Ο παλμός απόκρισης (R) ταλαντεύεται κατά την εμφάνιση του παλμού εισόδου και αποκόπτεται σε πολλά δείγματα. Έτσι σχηματίζεται ένα φίλτρο που λαμβάνει τη διαφορά του δείγματος εισόδου από το προηγούμενως αποθηκευμένο αποτέλεσμα του φίλτρου. Σε ένα φίλτρο IIR που έχει μόνο ένα “tap”, η ικανότητα του σχεδιαστή να προσαρμόσει την απόκριση συχνότητας είναι πολύ περιορισμένη.



Σχήμα 3. 9 Ένα φίλτρο IIR

Σε ένα φίλτρο πολλαπλών επιπέδων IIR, μπορεί να ασκηθεί ένας έλεγχος έναντι της απόκρισης συχνότητας, ωστόσο υπάρχει μια αλίευση, έτσι τόσο η εξασθένιση όσο και η καθυστέρηση εξαρτώνται από τη συχνότητα. Ένα φίλτρο IIR παρουσιάζει μη γραμμική φάση. Τυπικά, τα σήματα χαμηλής συχνότητας είναι περισσότερο χρονοβόρα κατά την επεξεργασία από τα σήματα υψηλής συχνότητας. Η μεταβολή της καθυστέρησης ως συνάρτηση της συχνότητας είναι πολύ σοβαρό πρόβλημα στα βίντεο. Ένα φίλτρο IIR δεν μπορεί να έχει ακριβώς γραμμική φάση, αν και ένα σύνθετο φίλτρο IIR μπορεί να σχεδιαστεί ώστε να έχει μικρό σφάλμα φάσης. Μια αξιοσημείωτη εξαίρεση είναι η χρήση φίλτρων IIR με βάση το πεδίο και το πλαίσιο σε χρονική μείωση του θορύβου, όπου το στοιχείο καθυστέρησης περιλαμβάνει ένα πεδίο ή ένα πλαίσιο αποθήκευσης. Λόγω της εξάρτησης του αποτελέσματος ενός φίλτρου IIR από τα προηγούμενα αποτελέσματά του, το φίλτρο είναι αναδρομικό. Ωστόσο, ορισμένα φίλτρα έχουν πεπερασμένη απόκριση ώθησης, έτσι ώστε ένα αναδρομικό φίλτρο να μην έχει απαραίτητα απροσδόκητη απόκριση [Morgan Kaufmann, 2012].

3.4 Επεξεργασία Σήματος

3.4.1 Δειγματοληψία (Sampling)

Ένα συνεχές ως προς τον χρόνο σήμα εισάγεται στον υπολογιστή για αποθήκευση ή περαιτέρω επεξεργασία υπό την μορφή ψηφιοποιημένων ίσων χρονικών διαστημάτων διακριτών σημείων (discrete points) ή δειγμάτων (samples). Είναι προφανές ότι όσο μεγαλύτερη είναι η συχνότητα δειγματοληψίας του σήματος, τόσο ακριβέστερη θα είναι η πληροφορία, όπως και η ανακατασκευή του σήματος από τα λαμβανόμενα δείγματα. Ωστόσο, υψηλή συχνότητα δειγματοληψίας δημιουργεί μεγάλο όγκο δεδομένων που θα πρέπει να αποθηκευτούν στον

υπολογιστή και επιπλέον προϋποθέτει ταχύ σύστημα μετατροπής του αναλογικού σήματος σε ψηφιακό.

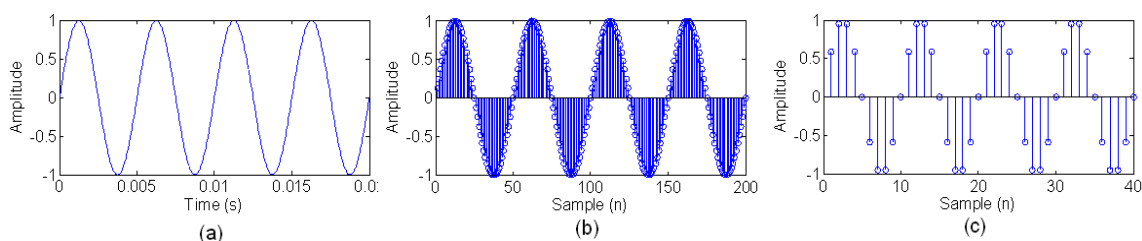
Μια απλή διατύπωση του θεωρήματος δειγματοληψίας των Nyquist – Shannon είναι η ακόλουθη:

Θεώρημα Nyquist – Shannon

“Ένα σήμα συνεχούς χρόνου $x(t)$ με συχνότητες που δεν υπερβαίνουν την συχνότητα f_{max} μπορεί να ανακατασκευαστεί ακριβώς από τα δείγματα του $x[n] = x(n * Ts)$, αν τα δείγματα ληφθούν με ρυθμό $fs = 1/Ts$ που είναι μεγαλύτερος από το $2 * f_{max}$ ”.

Έτσι προκύπτουν δύο θέματα, πρώτον ό,τι ο αλγόριθμος ανακατασκευής του σήματος δεν προσδιορίζεται και δεύτερον ό,τι δίνεται ένας ελάχιστος ρυθμός δειγματοληψίας ($2 * f_{max}$) που εξαρτάται από το σήμα συνεχούς χρόνου $x(t)$, γνωστός και ως ρυθμός Nyquist. Ο ρυθμός αυτός είναι σημαντικός επειδή χρησιμοποιούμε το κατώτερο δυνατό ρυθμό δειγματοληψίας για να ελαχιστοποιηθεί το κόστος του συστήματος σε θέματα μνήμης και ταχύτητας επεξεργασίας. Το θεώρημα Shannon εξίσου σημαντικό, δηλώνει ότι η ανακατασκευή ενός σήματος είναι δυνατή αν υπάρχουν τουλάχιστον δύο δείγματα ανά περίοδο. Σε περίπτωση όμως που δεν γίνεται ικανοποιείται η συνθήκη Shannon-Nyquist προκύπτουν φαινόμενα όπως τα ψευδώνυμα συχνοτήτων (aliasing) και η αναδίπλωση (folding) και λόγω αυτών δεν είναι δυνατή η σωστή ανακατασκευή του σήματος.

Εάν θεωρήσουμε ένα ημιτονοειδές κύμα που λειτουργεί στα 200Hz όπως φαίνεται στο Σχήμα x(a), με συχνότητα δειγματοληψίας 10kHz, το ημιτονοειδές κύμα εξακολουθεί να είναι ορατό στο x(b). Ωστόσο, η χρήση ενός ρυθμού δειγματοληψίας 2kHz x(c), οδηγεί σε μια λιγότερο ακριβή αναπαράσταση του ημιτονοειδούς κύματος. Με το παράδειγμα αυτό επιβεβαιώνεται έμπρακτα και το θεώρημα Nyquist – Shannon.



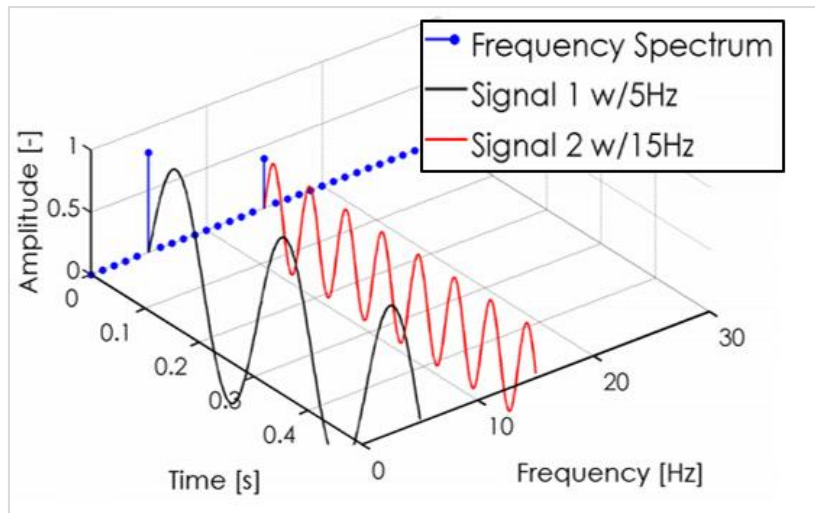
Σχήμα 3. 10 Time domain representation

Η διαδικασία μοντελοποίησης ενός σήματος στο πεδίο του χρόνου μετασχηματίζεται πολλαπλασιάζοντας την συνάρτηση δειγματοληψίας η οποία ορίζεται ως ένα άθροισμα κρουστικών αποκρίσεων με την $\tilde{f}(t)$. Έτσι λαμβάνουμε ομοιόμορφα δείγματα του αρχικού σήματος με $f_s = 1/\Delta T$.

$$\tilde{f}(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} f(t)\delta(t - \Delta T)$$

Ο μετασχηματισμός ενός σήματος εκτός από το πεδίο του χρόνου μπορεί να πραγματοποιηθεί και στο πεδίο των συχνοτήτων εφαρμόζοντας την συνέλιξη των μετασχηματισμών Fourier ($X_C(j\Omega)$) και την συνάρτηση δειγματοληψίας ($S(j\Omega)$) πολλαπλασιασμένη με $\frac{1}{2\pi}$.

$$X_S(j\Omega) = \frac{1}{2\pi} X_C(j\Omega) S(j\Omega) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} X_C(j(\Omega - k\Omega_s))$$



Εικόνα 3. 4 Χρονική και συχνοτική αναπαράσταση ημιτονοειδών σημάτων διαφορετικής συχνότητας

3.4.2 Discrete Fourier Transform (DFT)

Ο διακριτός μετασχηματισμός Fourier (DFT) χρησιμοποιείται στην ψηφιακή επεξεργασία σήματος με σκοπό την κωδικοποίηση πληροφοριών σε διάφορες κυματομορφές οι οποίες αποτελούν ένα σήμα. Για παράδειγμα, η ομιλία είναι αποτέλεσμα δόνησης των ανθρώπινων φωνητικών χορδών, οι έλικες του πλοίου παράγουν περιοδική μετατόπιση του νερού και ούτω καθεξής. Το σχήμα της κυματομορφής του χρονικού πεδίου δεν είναι «σημαντικό» σε αυτά τα σήματα. Η βασική πληροφορία εμφανίζεται στη συχνότητα, στην φάση και στο πλάτος των συνιστωσών των ημιτονοειδών σημάτων. Ο DFT χρησιμοποιείται για την εξαγωγή αυτών των πληροφοριών. Επίσης μπορεί να υπολογίσει το φάσμα των συχνοτήτων ενός σήματος. Αυτή είναι μια άμεση εξέταση των πληροφοριών που κωδικοποιούνται στη συχνότητα, στη φάση και στο πλάτος των συνιστωσών των ημιτονοειδών σημάτων. Για παράδειγμα, τα σήματα της ανθρώπινης ομιλίας και ακοής χρησιμοποιούν αυτό τον τύπο κωδικοποίησης. Επιπλέον ο DFT μπορεί να υπολογίσει την απόκριση συχνότητας από την συνέλιξη του συστήματος και αντίστροφα. Αυτό επιτρέπει στο σύστημα να αναλύεται στο πεδίο των συχνοτήτων και με την εφαρμογή της συνέλιξης στο πεδίο του χρόνου. Επίσης ο DFT μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως ένα ενδιάμεσο βήμα σε πιο περίπλοκες τεχνικές επεξεργασίας σήματος. Κλασικό παράδειγμα αυτού είναι η συνέλιξη FFT (Fast Fourier Transform), ένας αλγόριθμος που είναι εκατοντάδες φορές ταχύτερος από τις συμβατικές μεθόδους [Steven W.Smith, 2003].

Time Duration		
Finite	Infinite	
Discrete FT (DFT) $X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\omega kn}$ $k = 0, 1, \dots, N - 1$	Discrete Time FT (DTFT) $X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)e^{-j\omega n}$ $\omega \in (-\pi, +\pi)$	Discrete Time n

Fourier Series (FS) $X(k) = \int_0^P x(t) e^{-j\omega k t} dt$ $k = -\infty, \dots, +\infty$	Fourier Transform (FT) $X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt$ $\omega \in (-\infty, +\infty)$	Continuous Time t
Discrete Frequency k	Continuous Frequency ω	

Πίνακας 3. 1 Formulas Fourier Transforms

3.4.3 Ενέργεια σήματος (Signal Energy)

Στην επεξεργασία σημάτων η ενέργεια ενός σήματος συνεχούς χρόνου $x(t)$ ορίζεται ως το τετραγωνικό μέγεθος κάθε σημείου του εξεταζόμενου σήματος είτε αυτό το σήμα ορίζεται στο $\pm\infty$ είτε το σήμα ορίζεται από διακριτές τιμές.

- Η ενέργεια (Energy) $W[t1, t2]$ σε ένα χρονικό διάστημα $[t1, t2]$ είναι:

$$W_{[t1, t2]} = \int_{t1}^{t2} |x(t)|^2 dt$$

- Το σήμα λέγεται σήμα ενεργείας (Energy signal) αν η ολική του ενέργεια είναι πεπερασμένη:

$$W_{o\lambda} = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt < \infty$$

- Για ένα διάστημα $[n1, n2]$ η ενέργεια του σήματος είναι:

$$W_{[n1, n2]} = \sum_{n=n1}^{n2} x^2[n]$$

- Η ολική ενέργεια (total energy) του σήματος ορίζεται από την σχέση:

$$W_{o\lambda} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} |x[n]|^2$$

- Ένα σήμα διακριτού χρόνου θα είναι σήμα ενεργείας αν $W_{o\lambda} < \infty$

Κεφάλαιο 4. Υποδομή

4.1 Φορητή Συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv-EPOC Flex)

Ο φορητός εγκεφαλογράφος **EPOC Flex** χρησιμοποιήθηκε για την καταγραφής σημάτων EEG και EOG. Ποιο αναλυτικά κατέγραψε τα δεδομένα των κινήσεων των οφθαλμών, τα οποία είναι το αντικείμενο που αναλύεται στην πειραματική διαδικασία της παρούσας πτυχιακής. Είναι μια ευέλικτη και εύχρηστη συσκευή 32 καναλιών της εταιρίας **Emotiv**. Κατασκευάστηκε με την βραβευμένη τεχνολογία **EPOC +**. Έχει σχεδιαστεί για ερευνητές που επιθυμούν να έχουν πιο ευέλικτη τοποθέτηση των αισθητήρων, με περισσότερους αριθμητικά αισθητήρες από κάθε άλλη συσκευή της συγκεκριμένης εταιρίας με αποτέλεσμα την καταγραφή περισσότερης πληροφορίας. Το προϊόν προορίζεται να χρησιμοποιηθεί μόνο για ερευνητικές εφαρμογές ή για προσωπική χρήση. Δεν πωλείται ως Ιατρική συσκευή και δεν έχει σχεδιαστεί για διάγνωση ή θεραπεία ασθενειών. Το EPOC Flex έχει σχεδιαστεί για χρήση σε θερμοκρασία δωματίου. Οι γρήγορες αλλαγές θερμοκρασίας επηρεάζουν την απόδοση των ενισχυτών και αυξάνουν το πλάτος του θορύβου. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί με αισθητήρες τύπου γέλης (gel sensors) ή με αισθητήρες αλατούχου διαλύματος (saline sensors). Ο συγκεκριμένος παρέχει αισθητήρες τύπου gel.

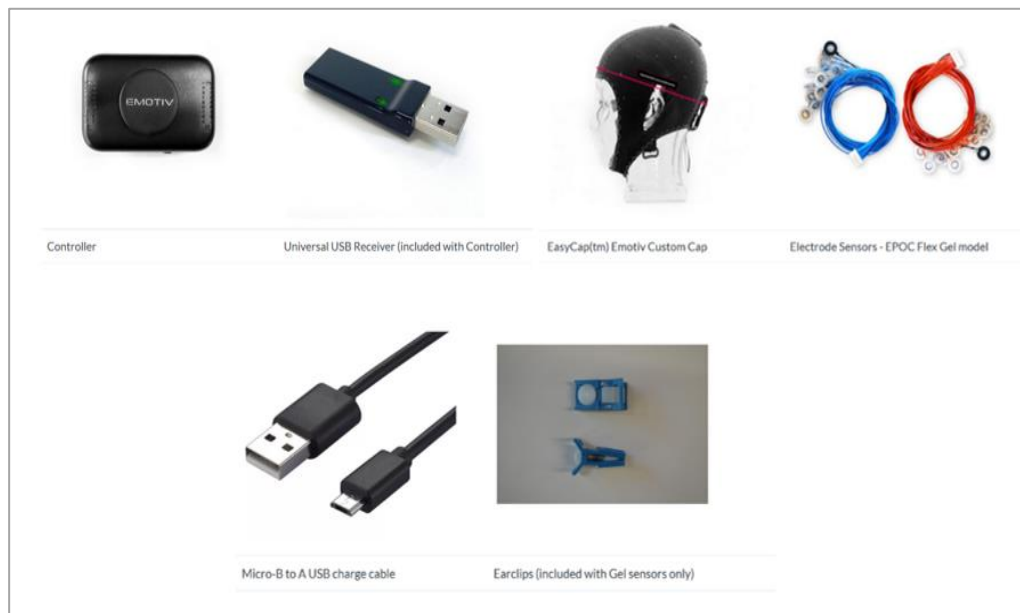


Εικόνα 4. 1 EPOC Flex – Gel

Περιεχόμενα συσκευής

- ✓ Συσκευή συλλογής και εκπομπής των δεδομένων (Controller)
- ✓ Δέκτης τύπου USB (Περιλαμβάνεται στον Ελεγκτή)

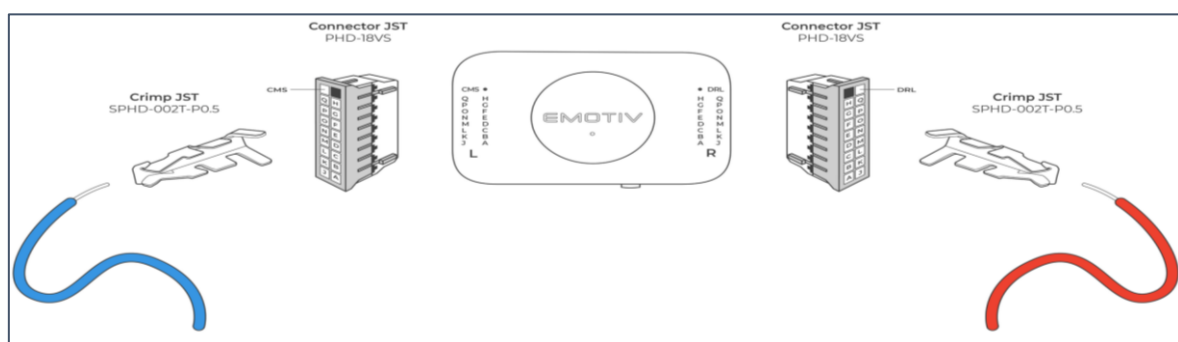
- ✓ Emotiv Custom Flex-Cap
- ✓ Αισθητήρες – Ηλεκτρόδια τύπου γέλης (Gel model)
- ✓ Καλώδιο φόρτισης του Ελεγκτή (Micro-B to A USB)
- ✓ Συνδετήρες αυτιού (Earclips)



Εικόνα 4. 2 Package Contents EPOC-Flex Gel

Ελεγκτής (Controller)

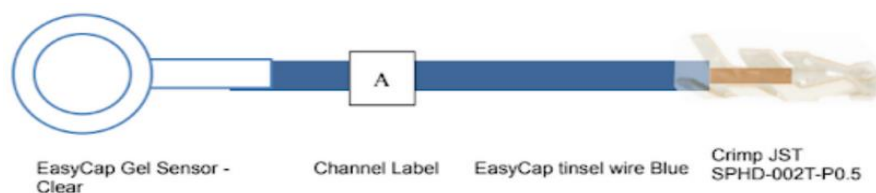
Ο ελεγκτής EPOC Flex που απεικονίζεται παρακάτω [Εικόνα 4.3] διαθέτει 16 κανάλια στην αριστερή πλευρά (είσοδος) + CMS και 16 κανάλια στην δεξιά πλευρά (έξοδος) + DRL. Αυτά τα κανάλια συνδέονται σε δύο σειρές A-H και J-Q, με μια θέση κενή μεταξύ των αναφορών CMS / DRL και στις δύο πλευρές όπως φαίνεται στο σχήμα.



Εικόνα 4. 3 EPOC Flex Controller Connectivity

Gel Sensors

Το EPOC Flex περιλαμβάνει 34 αισθητήρες τύπου γέλης (Gel) οι οποίοι είναι προρυθμισμένοι και εύκολοι στη χρήση. Οι αισθητήρες είναι φτιαγμένοι από χλωριούχο άργυρο και από ασήμι, (Silver / Silver Chloride) για την ελαχιστοποίηση της σύνθετης αντίστασής τους. Συνδέονται με το πέταλο και με την πλαστική φίσσα JST μέσω ενός χάλκινου αγωγού. Τα καλώδια έχουν ένα συγκεκριμένο μήκος, αλλά επιτρέπουν επίσης οποιαδήποτε διαμόρφωση. Τα κανάλια της συσκευής που χρησιμοποιήσαμε έχουν μήκος 350mm (A-G / J-Q). Αυτό το μήκος έχει σχεδιαστεί ώστε να είναι αρκετά μεγάλο για να φτάσει σε οποιαδήποτε θέση του Cap.



Εικόνα 4. 4 Gel Sensor

Τα ηλεκτρόδια είναι χρωματικά κωδικοποιημένα, τα μπλε τοποθετούνται στην αριστερή πλευρά του τριχωτού της κεφαλής, τα κόκκινα στην δεξιά και τα μαύρα χρησιμοποιούνται για αναφορές. Επιπλέον, κάθε αισθητήρας επισημαίνεται ξεχωριστά με το όνομα του καναλιού που είναι συνδεδεμένο στο EPOC Flex. Ο σκοπός αυτής της έγχρωμης κωδικοποίησης δημιουργήθηκε για τον γρήγορο εντοπισμό τυχόν προβλημάτων συνδεσημότητας. Έτσι μπορεί να εντοπιστεί γρήγορα το όνομα του χρώματος και του καναλιού στο λογισμικό και να βρεθεί γρήγορα το ηλεκτρόδιο στο οποίο υπάρχει πρόβλημα. Για παράδειγμα, εάν η ποιότητα επαφής είναι χαμηλή στο κανάλι LA αυτό αντιστοιχεί στο μπλε A ηλεκτρόδιο. Παρακάτω παρουσιάζεται μια τοποθέτηση 32 ηλεκτροδίων με κεντρικές αναφορές το DRL και το CMS. Η προεπιλεγμένη διαμόρφωση του EPOC Flex στο λογισμικό Emotiv PRO είναι όπως φαίνεται στην παρακάτω Εικόνα. Αυτή η τοποθέτηση παρέχει σωστή κάλυψη ολόκληρου του κεφαλιού, με τον ελεγκτή να είναι τοποθετημένος στην πίσω θήκη.

είναι να τοποθετηθεί κάτω από την θέση του Oz ηλεκτροδίου. Ο καθορισμός του σωστού μεγέθους του καλύμματος είναι κρίσιμος παράγοντας για τη διασφάλιση, ότι οι αισθητήρες βρίσκονται στη σωστή θέση κατά τη λήψη της καταγραφής.

Τεχνικά Χαρακτηριστικά Συσκευής

Αριθμός καναλιών	32 + 2 οι αναφορές CMS / DRL
Ονόματα καναλιών	Διαμορφώνονται με διεθνείς ορολογίες, βάση του συστήματος 10-20.
Μέθοδος δειγματοληψίας	Διαδοχική δειγματοληψία (Single ADC)
Ρυθμός δειγματοληψίας	128 SPS-Sample Per Second (1024 Hz internal)
EEG Ανάλυση	14 bits 1 LSB = 0.51μV (16 bit ADC, 2 bits instrumental noise)
Max Slew Rate	32.64uV / δείγμα (απαιτείται συμπίεση για τη μετάδοση δεδομένων)
Εύρος ζώνης καταγραφής	Από 0,2 έως 45Hz, υψηλή εξασθένηση στα 50Hz και 60Hz
Φιλτράρισμα	Ενσωματωμένο ψηφιακό φίλτρο 5ης τάξης τύπου Sinc
Dynamic range (input referred)	+/- 4,12 mV
Λειτουργία ζεύξης	AC coupled
Συνδεσιμότητα	Ασύρματη ζεύξη 2.4GHz
Χωρητικότητα μπαταρίας	Μπαταρία LiPo 680mAh
Διάρκεια ζωής μπαταρίας	9 ώρες (τυπικά)

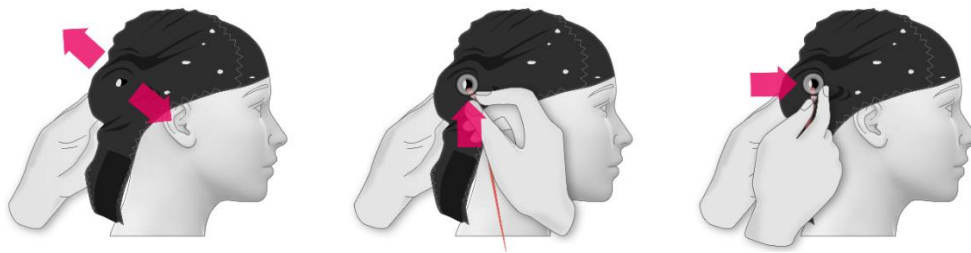
Πίνακας 4. 1 Τεχνικά χαρακτηριστικά Eroc-Flex

4.1.1 Προετοιμασία Συσκευής (Set Up)

Τοποθέτηση των αισθητήρων στο Cup

Ο χρήστης ξεκινάει την προετοιμασία της συσκευής ακολουθώντας κάποια βασικά βήματα με σκοπό την ολοκλήρωση της τοποθέτησης των αισθητήρων πάνω στο cup. Αρχικά πρέπει να έχει σαν οδηγό τοποθέτησης κάθε ηλεκτροδίου την αντίστοιχη οπή του cup. Ο οδηγός αυτός είναι το πρωτόκολλο τοποθέτησης ηλεκτροδίων 10-20 ή αλλιώς σύστημα 10-20. Το EROC Flex cup έχει 72 ανοίγματα που μπορεί ο χρήστης να τοποθετήσει τους αισθητήρες σε όποιο από τα προτεινόμενα μοτίβα τοποθέτησης επιθυμεί. Οι αποστάσεις των οπών μεταξύ τους είναι

σε όλο το κεφάλι 10% και 20%. Στην συνέχεια ο χρήστης κρατάει την κάτω πλευρά του cap, τεντώνει το υλικό προς όλες τις κατευθύνσεις γύρω από την τρύπα που σκοπεύει να τοποθετήσει και στη συνέχεια σφηνώνει τον αισθητήρα στην τρύπα. Πιέζει πρώτα προς τα πάνω και στη συνέχεια αφήνει το υλικό να κινηθεί για να στερεώσει το κάτω μισό. Ρυθμίζει το υλικό μέχρι ο αισθητήρας να σταθεροποιηθεί πλήρως. Επαναλαμβάνει αυτό το βήμα για όλους τους αισθητήρες στην επιθυμητή διαμόρφωση.



Εικόνα 4. 7 Προετοιμασία τοποθέτησης των ηλεκτροδίων

Τοποθέτηση της συσκευής ελέγχου

Αφού ο χρήστης ολοκληρώσει την τοποθέτηση όλων των ηλεκτροδίων πάνω στο cap. Το επόμενο βήμα είναι να τοποθετήσει την συσκευή ελέγχου είτε στη θέση του πίσω μέρους της κεφαλής είτε στην επάνω θέση. Η προτιμότερη θέση για όσους πραγματοποιούν έρευνες σε άτομα όπου απαιτείται να παραμείνουν καθιστοί σε κάποια καρέκλα για παράδειγμα, σε αναπηρικές καρέκλες ή σε μελέτες όπου οι άνθρωποι απαιτείται να παραμείνουν ξαπλωμένοι (μελέτες ύπνου) είναι η θέση που βρίσκεται στον σημείο του βρεγματικού λοβού πάνω στην κεφαλή. Με το λογότυπο EMOTIV στραμμένο προς τα έξω, ο χρήστης τεντώνει το ύφασμα στην αυλάκωση γύρω από το κυκλικό τμήμα της συσκευής ελέγχου με σκοπό την σωστή και ασφαλή τοποθέτηση στην θέση της.



Εικόνα 4. 8 Δύο τρόποι τοποθέτησης της συσκευής ελέγχου

Σύνδεση των καλωδίων στην συσκευή ελέγχου

Επόμενο βήμα είναι ο χρήστης να συνδέσει την πλαστική φίσα (JST PHD – 18VS) με την συσκευή ελέγχου. Συνδέει το λευκό πλαστικό σύνδεσμο (φίσα) ο οποίος έχει προ συνδεδεμένα όλα τα κόκκινα καλώδια στη δεξιά πλευρά του ελεγκτή. Ο σύνδεσμος ταιριάζει κατά την ένωση με την συσκευή ελέγχου μόνο με έναν τρόπο, οπότε είναι ένας τρόπος να ξεχωρίσει ο χρήστης την σωστή φορά που θα τοποθετήσει την φίσα με τον ελεγκτή. Επαναλαμβάνει την ίδια διαδικασία για την αριστερή πλευρά του ελεγκτή τοποθετώντας και τα μπλε καλώδια.



Εφαρμογή υγρού gel στους αισθητήρες

Όταν ολοκληρωθεί η διαδικασία της τοποθέτησης των ηλεκτροδίων και του ελεγκτή επάνω στο Flex Cup, επόμενο βήμα είναι η εφαρμογή υγρής γέλης μεταξύ του τριχωτού της κεφαλής και της οπής του ηλεκτροδίου, με σκοπό την αύξηση της ποιότητας της αγωγιμότητας του σήματος. Χρησιμοποιώντας μια σύριγγα, εφαρμόζεται συγκεκριμένη ποσότητα γέλης (gel) ηλεκτρολύτη μεταξύ της οπής του ηλεκτροδίου και του τριχωτού της κεφαλής. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλους τους αισθητήρες. Στην συνέχεια ο χρήστης ελέγχει την ποιότητα του σήματος του κάθε αισθητήρα από το αντίστοιχο συμβατό λογισμικό της συσκευής (Emotiv PRO V2.0). Ύστερα από κάθε τοποθέτηση ενός αισθητήρα το λογισμικό παρέχει την δυνατότητα στον χρήστη να ελέγχει την ποιότητα της επαφής του αισθητήρα είτε μέσω χρωματικής ένδειξης (μαύρη, κόκκινη, πορτοκαλί, πράσινη) είτε αριθμητικά με ποσοστά επιτυχίας (10 – 100%). Στο επόμενο υπο κεφάλαιο γίνεται αναλυτική αναφορά του λογισμικού EmotivPRO.



Εικόνα 4. 9 Αναπαράσταση εφαρμογής gel μεταξύ του τριχωτού της κεφαλής και του ηλεκτροδίου

4.2 Το λογισμικό EmotivPRO V2.0

Απαιτήσεις Συστήματος

Το λογισμικό EmotivPRO είναι συμβατό με τα ακόλουθα λειτουργικά συστήματα:

- Windows 10 (64-bit) v1607 +
- Mac OSX 10.12 και νεότερη έκδοση

Απαιτεί ελάχιστη παροχή προσωρινής μνήμης 8 GB (RAM). Για λειτουργικά συστήματα Windows, οι ελάχιστες προδιαγραφές επεξεργαστή του υπολογιστικού συστήματος πρέπει να είναι Core i5-3xxx ή υψηλότερο. Για βέλτιστη απόδοση ανάλυσης είναι προτιμότερο η χρήση μέγιστης ανάλυσης 1920 x 1080. Η μείωση της ανάλυσης στις οθόνες 4k, 5k, συμβάλλει στην σημαντική βελτίωση της απόδοσης.

Ζεύξη Eroc Flex με το λογισμικό

Η σύνδεση της συσκευής EROC Flex με τον υπολογιστή επιτυγχάνεται μέσω συμβατού λογισμικού της εταιρίας Emotiv το λεγόμενο EmotivPro V2 (2^η Έκδοση). Η ασύρματη ζεύξη της συσκευής με το πρόγραμμα έχει ως αποτέλεσμα την απεικονιστική καταγραφή σημάτων EEG. Το πρόγραμμα παρέχει λειτουργίες, αναπαράστασης, επεξεργασίας, εξαγωγής, κ.α. των δεδομένων καταγραφής. Όταν ο χρήστης εισέρχεται στο περιβάλλον του λογισμικού, μπορεί να διακρίνει μια λίστα από προηγούμενες εγγραφές η οποία εμφανίζεται στην αρχική οθόνη (εάν υπάρχουν). Υπάρχουν δυο τρόποι σύνδεσης του υπολογιστή με την συσκευή. Αυτοί είναι οι εξής:

- **Σύνδεση μέσω USB** (συνιστάται όταν η καταγραφή πραγματοποιείται σε χώρους με υψηλά επίπεδα παρεμβολών)
- **Σύνδεση μέσω Bluetooth**

Χάρτης ποιότητας επαφής

Η ακριβής συλλογή των δεδομένων εξαρτάται από την καλή επαφή του ηλεκτροδίου με το τριχωτό της κεφαλής, με σκοπό την παροχή υψηλής ποιότητα του EEG σήματος. Για να επιτευχθεί αυτό, αφού ο χρήστης έχει τοποθετήσει στις οπές των ηλεκτροδίων υγρό gel εξασφαλίζοντας καλύτερη αγωγιμότητα, το λογισμικό παρουσιάζει αριθμητικά με ποσοστό (%) και χρωματικά την ποιότητα των επαφών ως αφορά στην αγωγιμότητα και στην σωστή επαφή. Η ποιότητας επαφής είναι μια οπτική αναπαράσταση, τρέχουσας ποιότητας επαφής μεμονωμένων ηλεκτροδίων. Δηλαδή παρατηρείται η κατάσταση κάθε αισθητήρα σε πραγματικό χρόνο με σκοπό την ρύθμιση τους (εάν χρειάζεται) για να βελτιστοποιήσετε την ποιότητα της επαφής.

Η ποιότητα επαφής μεταξύ ηλεκτροδίου με το τριχωτό της κεφαλής κωδικοποιείται χρωματικά και αριθμητικά, με ποσοστά επί της εκατό (%) από τέσσερις διαφορετικές καταστάσεις ποιότητας.

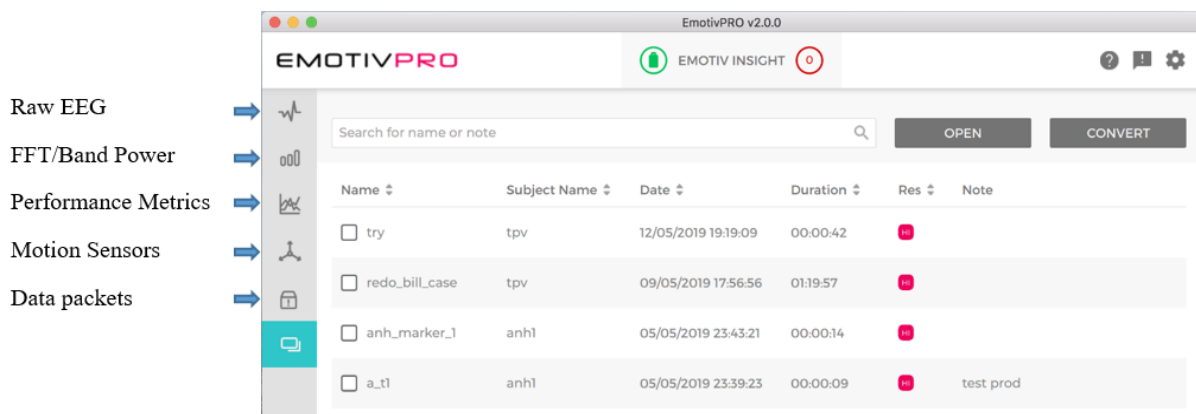
ΧΡΩΜΑ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΕΠΙΤΥΧΙΑΣ
1. Πράσινο – Υψηλή	100-85 %
2. Πορτοκαλί – Μέτρια	85-50 %
3. Κόκκινο – Φτωχή	50-25 %
4. Μαύρο – Πολύ κακή	0 %

Πίνακας 4. 2 Σύγκριση επιπέδων ποιοτικής αγωγιμότητας



Βασικές επιλογές πλοήγησης

Η πρόσβαση στις κύριες επιλογές πλοήγησης της εφαρμογής EmotivPRO βρίσκονται στην κάθετη αριστερή μπάρα του μενού. Αυτό το μενού είναι πάντα ορατό σε οθόνες υψηλής ανάλυσης (Full screen). Για οθόνες χαμηλής ανάλυσης, η απόκτηση πρόσβασης σε αυτό το μενού πραγματοποιείται κάνοντας κλικ στο εικονίδιο μενού στην επάνω αριστερή γωνία της εφαρμογής. Στην παρακάτω Εικόνα παρουσιάζεται το μενού στο οποίο ο χρήστης μπορεί να αποκτήσει πρόσβαση στις ακόλουθες βασικές λειτουργίες που εμφανίζονται στην κύρια περιοχή της εφαρμογής:



Εικόνα 4. 10 Μενού πλοήγησης EmotivProV2

- **Raw EEG:** Προβολή ροής δεδομένων σε πραγματικό χρόνο ή εγγραφή από τους αισθητήρες της συσκευής (32 κανάλια για χρήση του Eroc Flex).
- **FFT/Band Power:** Προβολή επιλογής ανάλυσης συχνότητας σε δεδομένα EEG ενός καναλιού σε πραγματικό χρόνο ή σε ήδη καταγεγραμμένα δεδομένα.
- **Performance Metrics:** Προβολή μέτρησης πραγματικού χρόνου ή καταγεγραμμένες επιδόσεις για έξι γνωστικές καταστάσεις: Stress, Engagement, Interest, Excitement, Focus και Relaxation.
- **Motion Sensors:** Προβολή αισθητήρων κίνησης μιας ροής δεδομένων πραγματικού χρόνου ή εγγραφής από αισθητήρες ψηφιακής κίνησης των 7 καναλιών της συσκευής και δεδομένα από το επιταχυνσιόμετρο.
- **Data Packets:** Προβολή μιας ροής πραγματικού χρόνου ή καταγεγραμμένων δεδομένων με εμφανές απώλειες πακέτων (lost packets) κατά την λήψη δεδομένων μιας καταγραφής από τη συσκευή στον υπολογιστή.

Λειτουργίες πραγματικού χρόνου, εγγραφής και αναπαραγωγής

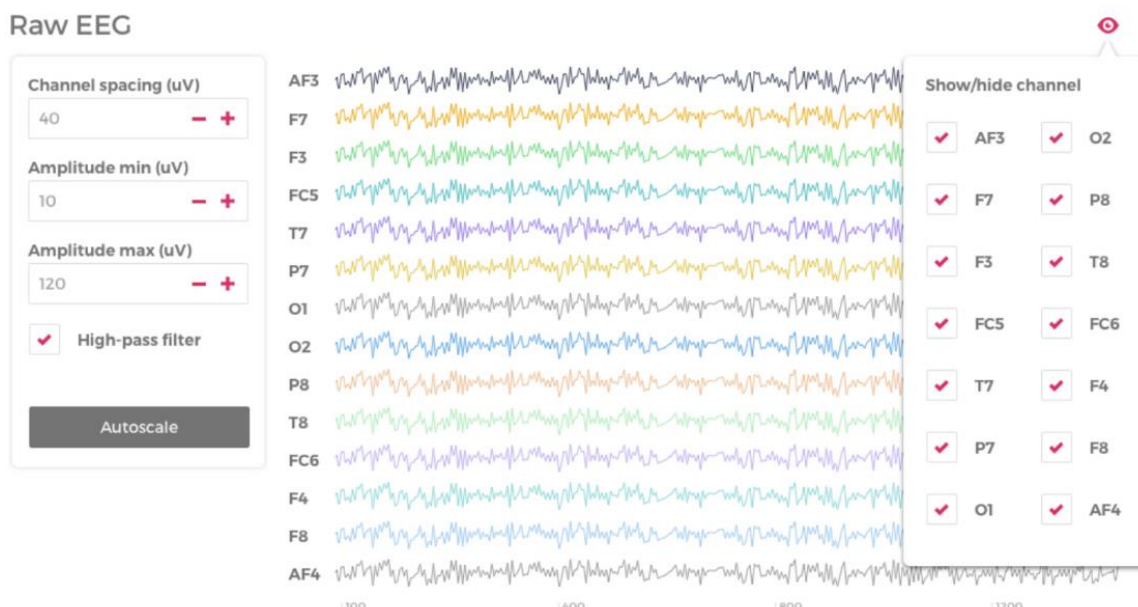
Το EmotivPRO επιτρέπει να βλέπει ο χρήστης τις ροές δεδομένων και αναλύσεις συχνότητας σε πραγματικό χρόνο κάθε φορά που συνδέει την συσκευή, τόσο κατά τη διάρκεια μιας εγγραφής όσο και όταν δεν πραγματοποιεί εγγραφή. Παρακάτω περιγράφονται οι ροές

δεδομένων και οι προβολές που είναι διαθέσιμες στο EmotivPRO για λειτουργίες πραγματικού χρόνου, εγγραφής και αναπαραγωγής.

Σημείωση: Η τρέχουσα έκδοση του Eroc Flex υποστηρίζει μόνο Raw EEG και ανάλυση συχνότητας FFT/Band Power

Raw EEG:

Η επιλογή “Raw EEG” εμφανίζει τις διακυμάνσεις τάσης των σημάτων που ανιχνεύονται από κάθε αισθητήρα του ηλεκτροεγκεφαλογράφου. Τα γραφήματα EEG εμφανίζονται στην τάξη των μV ανά δείγμα. Για στην συγκεκριμένη συσκευή Eroc Flex εμφανίζονται 32 Raw EEG όσα και τα κανάλια της συσκευής. Η ανάλυση του Raw EEG του Eroc Flex είναι 128 Hz και 14-bit. Ο χρήστης μπορεί να ενεργοποιήσει και να απενεργοποιήσει μεμονωμένα αισθητήρες στην προβολή Raw EEG κάνοντας “toggle” τα κανάλια που τον ενδιαφέρουν «περισσότερο». Επιπλέον παρέχεται δυνατότητα διαμόρφωση της κατακόρυφης κλιμάκωσης των γραφημάτων EEG, κάνοντας κλικ στις επιλογές στην αριστερή πλευρά της προβολής EEG, για λειτουργία προβολής πολλαπλών ή ατομικών καναλιών.

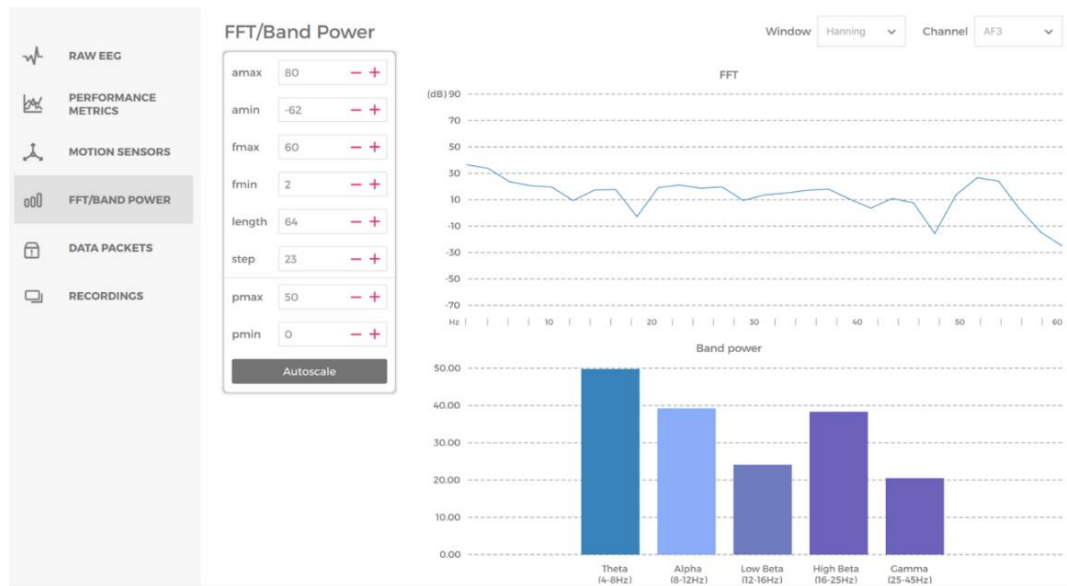


Εικόνα 4. 11 Raw EEG

- **Channel Spacing:** Ρυθμίζει το ύψος της περιοχής προβολής ενός καναλιού στη λειτουργία προβολής πολλαπλών καναλιών. Αυτό αλλάζει την κατακόρυφη ανάλυση της οθόνης όταν έχουν επιλεγεί περισσότερα από ένα κανάλια.
- **Amplitude min:** Ορίζει το **κατώτατο όριο** της τιμής που εμφανίζεται στη λειτουργία προβολής ενός καναλιού. Υπάρχει ένδειξη μόνο στην επιλογή ενός καναλιού.
- **Amplitude max:** Ορίζει το **ανώτατο όριο** της τιμής που εμφανίζεται στη λειτουργία προβολής ενός καναλιού. Υπάρχει ένδειξη μόνο στην επιλογή ενός καναλιού.
- **Autoscale:** Η αυτόματη κλίμακα ευθυγραμμίζει αυτόματα το ανώτερο και κατώτερο όριο σύμφωνα με τις τρέχουσες τιμές καναλιού (το κατώτατο όριο είναι +/- 100 μ V). Υπάρχει ένδειξη μόνο στην επιλογή ενός καναλιού.
- **High-pass filter:** Το φίλτρο High-pass απομακρύνει την μετατόπιση συνεχούς ρεύματος εφαρμόζοντας ένα φίλτρο υψηλής διέλευσης 0.16Hz και ενεργοποιείται από προεπιλογή. Αυτό το φίλτρο μπορεί να αφαιρεθεί μόνο στην επιλογή ενός καναλιού.

FFT/Band Power:

Η προβολή ανάλυσης συχνότητας σας επιτρέπει να προβάλλετε πληροφορίες συχνότητας για ένα μόνο κανάλι EEG. Το πρώτο γράφημα εμφανίζει μια ανάλυση FFT του επιλεγμένου καναλιού EEG. Το δεύτερο γράφημα είναι ένα γράφημα ράβδων που εμφανίζει ανά επιλεγμένο κανάλι, τη συχνότητα των εγκεφαλικών ρυθμών: Theta (4-8Hz), Alpha (8-12Hz), Low Beta (12-16Hz), High Beta(16-25Hz) και Gamma (25-45Hz). Ο χρήστης μπορεί να προσαρμόσει τις ακόλουθες παραμέτρους κάνοντας κλικ στην αριστερή πάνω πλευρά της οθόνης.



Εικόνα 4. 12 FFT/Band Power

- **Channel:** Επιλογή του καναλιού ενδιαφέροντος κάνοντας κλικ στο μενού στην επάνω δεξιά γωνία της οθόνης.
- **Windows:** Η επιλογή αυτή χρησιμοποιείται τόσο για γραφήματα FFT όσο και για την μπάντα ισχύος, χρησιμοποιώντας μενού στην επάνω δεξιά γωνία της οθόνης, ο χρήστης μπορεί να επιλέξετε τις μεθόδους Hanning, Hamming, Hann, Blackman, και Rectangle.
- **amax, amin** Επιλογή ρύθμισης του μέγιστου και το ελάχιστου εύρους (dB) για τον άξονα y.
- **fmax, fmin** Επιλογή ρύθμισης της μέγιστης και της ελάχιστης συχνότητας (Hz) για τον άξονα x.
- **length** Επιλογή ρύθμισης του μήκους του μετασχηματισμού για την ανάλυση FFT.
- **step** Επιλογή ρύθμισης του μεγέθους των βημάτων για την ανάλυση FFT.
- **pmax, pmin** Επιλογή ρύθμισης του μέγιστου και το ελάχιστου εύρους για τον άξονα y.
- **autoscale** Επιλογή αυτόματης κλιμάκωσης των δεδομένων ώστε να ταιριάζει με τη μέγιστη τιμή στον άξονα y και να ενημερώνει κατάλληλα τον άξονα y.

Διαχείριση των καταγραφών

Recordings history list:

Η λίστα ιστορικού εγγραφών εμφανίζει όλες τις εγγραφές που έχουν καταγραφεί προηγουμένως με την τρέχουσα άδεια χρήσης. Σε αυτή την επιλογή το λογισμικό προβάλει το όνομα εγγραφής (Name), ένα θέμα (Subject ID), την ημερομηνία καταγραφής (Date) και τη διάρκεια της εγγραφής (Duration) μαζί με τις σημειώσεις εγγραφής (Note), της κάθε εγγραφής (αν υπάρχουν εγγραφές). Ο χρήστης μπορεί να ταξινομήσει τις ηχογραφήσεις με βάση το Όνομα, το Θέμα, την Ημερομηνία ή τη Διάρκεια κάνοντας κλικ στα βέλη πάνω / κάτω δίπλα σε κάθε μία από αυτές τις κατηγορίες. Επίσης δίνεται η επιλογή αναπαραγωγής, διαγραφής, και προσθήκης σημειώσεων της κάθε εγγραφής.

					Open	Edit	Delete
Name ↕	SubjectID ↕	Date ↕	Duration ↕	Note	↓	↓	↓
EmotivPRO Test	jpeterston	05/15/16	00:05:20	Cras finibus metus in ligula interdum...			

Εξαγωγή εγγραφής

Το πρόγραμμα παρέχει δυνατότητα εξαγωγής των δεδομένων των εγγραφών για περαιτέρω επεξεργασία και ανάλυση, με την χρήση τριών μεθόδων εξαγωγής:

- CSV
- EDF
- JASON

Αν η εγγραφή περιέχει δείκτες πληκτρολόγησης (markers), θα γίνει εξαγωγή του αρχείου με την μέθοδο JSON. Αυτό το αρχείο περιέχει τις περιγραφές των σημείων πληκτρολόγησης που χρησιμοποιούνται και τις αντίστοιχες τιμές τους στα αρχεία EDF και CSV. Σε περίπτωση εξαγωγής των δεδομένων EEG που εμπεριέχεται κάποιου είδους κίνηση είναι προτιμότερο να εξάγονται ως αρχεία CSV ή EDF.

4.3 Το Λογισμικό Matlab

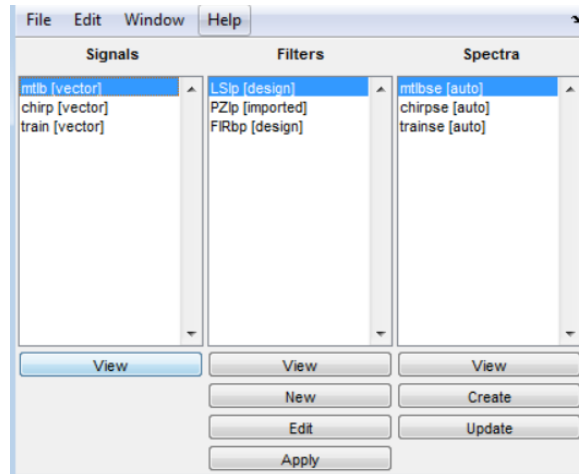


Το Matlab (**Matrix Laboratory**) είναι ένα φιλικό και διαδραστικό περιβάλλον όπου περιλαμβάνει μαθηματικούς τύπους και πίνακες, επίλυση γραμμικών συστημάτων, οπτικοποίηση δεδομένων (figures, plots, stem κλπ.), έτοιμες υλοποιημένες συναρτήσεις, προσθήκη νέων βιβλιοθηκών και εργαλείων (toolboxes), όπου χρησιμοποιούνται για επιστημονική και ερευνητική χρήση. Η πρώτη έκδοση σχεδιάστηκε την δεκαετία του 1970 από τους Jack Little και Cleve Moler σε γλώσσα προγραμματισμού Fortran για εκπαιδευτική χρήση και αργότερα την δεκαετία του 1980 έγινε εμπορική η χρήση του λογισμικού. Οι σημερινές εκδόσεις είναι γραμμένες πλέον σε γλώσσες προγραμματισμού υψηλού επιπέδου όπως C, C++ και Java (4^{ης} γενιάς). Η εκμάθησή της είναι σχετικά ευκολότερη από τις γνωστές γλώσσες προγραμματισμού και χρησιμοποιείται για ανάπτυξη διάφορων εφαρμογών όπως: Βιομηχανικές, Εμπορικές, Οικονομικές, Μαθηματική Ανάλυση, Ψηφιακή Επεξεργασία Σήματος – Εικόνας – Ήχου κλπ. Παρέχει εύκολο και ευδιάκριτο εντοπισμό λαθών με σκοπό την εύκολη διόρθωσή τους. Ένα μειονέκτημα του λογισμικού Matlab είναι ότι υστερεί σε απόδοση όσο αφορά τον χρόνο εκτέλεσης ενός script σε σύγκριση με άλλες γλώσσες προγραμματισμού (C, C++, κτλ.). Υποστηρίζεται από λειτουργικά συστήματα όπως Windows, Linux, Mac και Unix.

4.3.1 SPTool (Signal Processing Toolbox)

Το συγκεκριμένο εργαλείο (Toolbox) της Matlab εφαρμόζεται στην παρούσα πτυχιακή εργασία για την δημιουργία τεσσάρων φίλτρων με σκοπό την αποθορυβοποίηση και επεξεργασία των EEG σημάτων που αναφέρονται παρακάτω. Γενικά παρέχει λειτουργίες και εφαρμογές με σκοπό την ανάλυση, την προεπεξεργασία την εξαγωγή λειτουργιών από ομοιόμορφα και μη ομοιόμορφα δείγματα. Η εργαλειοθήκη περιλαμβάνει εργαλεία σχεδιασμού και ανάλυσης φίλτρων, δειγματοληψίας, εξομάλυνσης, αποτίμησης και εκτίμησης φάσματος ισχύος. Παρέχει επίσης λειτουργίες εξαγωγής χαρακτηριστικών, εύρεσης κορυφών και μοτίβων σήματος, ποσοτικοποίηση ομοιότητας σήματος, εκτέλεση μετρήσεων χαμηλού SNR και παραμόρφωσης.

Πιο συγκεκριμένα περιέχει τις επιλογές Signal Browser, Filter Design, Analysis, FVTool και Spectrum Viewer. Αυτά τα εργαλεία παρέχουν πρόσβαση σε πολλές από τις λειτουργίες σήματος, φίλτρου και φασματικής ανάλυσης στην εργαλειοθήκη. Όταν πληκτρολογείτε sptool στη γραμμή εντολών, ανοίγει η σουίτα SPTool.



Εικόνα 4. 13 SPTool suite

Με την χρήση του SPTool δίνονται οι παρακάτω λειτουργίες:

- Λίστα ανάλυσης σημάτων (Signal List).
- Σχεδιασμός / Επεξεργασία φίλτρων (Filter Design, Analysis Tool).
- Ανάλυση απόκρισης φίλτρων που περιέχονται στην λίστα (Filters) με το FVTool.
- Εφαρμογή των φίλτρων (Filter List) στα σήματα που βρίσκονται στην λίστα Signals.
- Δημιουργία και ανάλυση του φάσματος του σήματος (Spectrum Viewer).
- Επιλογή εκτύπωσης των Signal Browser, Filter Design, Analysis Tool και Spectrum Viewer.

4.4 Το Λογισμικό Weka

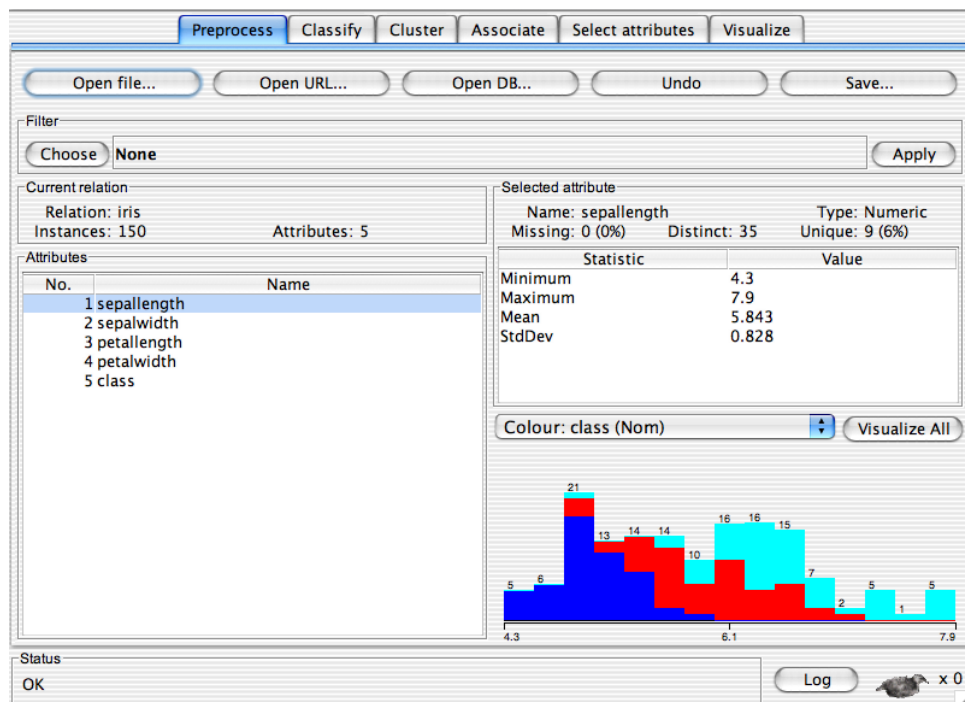


Το λογισμικό WEKA είναι ένα φιλικό, ευέλικτο, γρήγορο στην μάθηση περιβάλλον όπου ο χρήστης μπορεί να εξοικειωθεί εύκολα με τις λειτουργίες και τις δυνατότητες που του παρέχει το πρόγραμμα. Το Weka είναι γραμμένο σε Java, λειτουργεί σχεδόν σε οποιαδήποτε πλατφόρμα και έχει

δοκιμαστεί σε λειτουργικά συστήματα όπως τα Linux, τα Windows και τα Mac. Περιλαμβάνει μια συλλογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και εργαλείων προ επεξεργασίας δεδομένων. Σχεδιάστηκε έτσι ώστε ο χρήστης να μπορεί να δοκιμάσει γρήγορα τις υπάρχουσες μεθόδους του σε νέα σύνολα δεδομένων με ευέλικτο τρόπο. Παρέχει εκτεταμένη υποστήριξη για όλη τη διαδικασία της εξόρυξης πειραματικών δεδομένων, συμπεριλαμβανομένης της προετοιμασίας των δεδομένων εισόδου, της στατιστικής αξιολόγησης των μαθησιακών σχημάτων και της οπτικοποίησης, των δεδομένων εισόδου και του αποτελέσματος της εκπαίδευσης. Όπως προαναφέρθηκε το Weka παρέχει μια μεγάλη ποικιλία αλγορίθμων μάθησης, όπου περιλαμβάνει ένα ευρύ φάσμα εργαλείων προ επεξεργασίας. Αυτή η ποικιλόμορφη και ολοκληρωμένη εργαλειοθήκη είναι προς βάσιμη μέσω μιας κοινής διεπαφής, έτσι ώστε οι χρήστες της να μπορούν να συγκρίνουν διαφορετικές μεθόδους και να εντοπίζουν εκείνες που είναι οι πλέον κατάλληλες για το πρόβλημα. Το WEKA αναπτύχθηκε στο Πανεπιστήμιο του Waikato στη Νέα Ζηλανδία. Το όνομα Waikato σημαίνει (Περιβάλλον Ανάλυσης Γνώσης). Έξω από το πανεπιστήμιο, το WEKA, όπως ονομάζεται και το λογισμικό έχει ομοιοκαταληξία με την Mecca. Η Mecca είναι ένα πτηνό που βρίσκεται μόνο στα νησιά της Νέας Ζηλανδίας.

Το WEKA παρέχει εφαρμογές αλγορίθμων μάθησης, όπου ο χρήστης μπορεί εύκολα είτε να τους εγκαταστήσει εάν δεν υπάρχουν στο λογισμικό είτε να τους εφαρμόσει στο σύνολο δεδομένων του κατευθείαν εφόσον ήδη υπάρχουν. Περιλαμβάνει επίσης μια ποικιλία εργαλείων για τη μετατροπή των συνόλων δεδομένων, όπως είναι οι αλγόριθμοι διακριτοποίησης και δειγματοληψίας. Επίσης ο χρήστης μπορεί να προ επεξεργαστεί ένα σύνολο δεδομένων, να το τροφοδοτήσει σε έναν αλγόριθμο εκμάθησης, να αναλύσει τον ταξινομητή και την απόδοσή του, χωρίς να γράψει κάποιον κώδικα προγράμματος. Περιλαμβάνει μεθόδους για τα βασικά προβλήματα εξόρυξης δεδομένων όπως: την παλινδρόμηση (**Regression**), ταξινόμηση (**Classification**), Ομαδοποίηση - Συσταδοποίηση (**Clustering**), κανόνες συσχέτισης (**Association rules**) και επιλογή χαρακτηριστικών (**Select attributes**). Τα χαρακτηριστικά μπορούν να οπτικοποιηθούν (Visualize) ομαδικά ή ατομικά

σε ράβδους και να προ επεξεργαστούν με εργαλεία επεξεργασίας της επιλογής **Preprocess**. Όλοι οι αλγόριθμοι παίρνουν τα δεδομένα ως είσοδο με τη μορφή ενός μόνο σχεσιακού πίνακα που μπορεί να διαβαστεί είτε από ένα αρχείο (*file_name.arff*) είτε να δημιουργηθεί από ένα ερώτημα (query) βάσης δεδομένων.

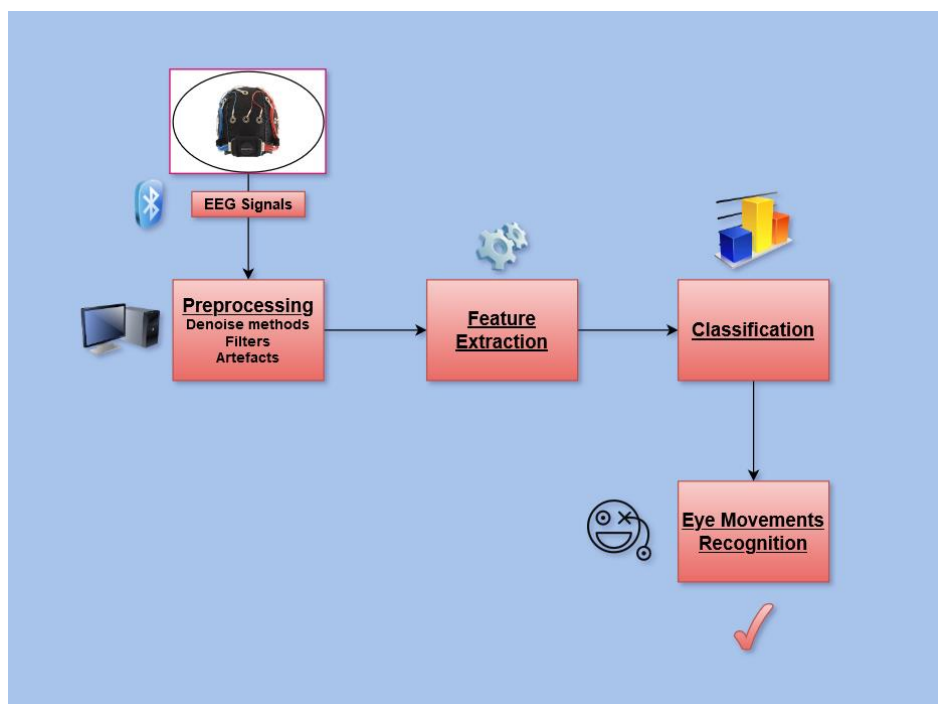


Εικόνα 4. 14 Μενού πλοήγησης Weka

Κεφάλαιο 5. Πειραματική Διαδικασία

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο περιγράφεται αναλυτικά η πειραματική διαδικασία της εξαγωγής, προεπεξεργασίας, μοντελοποίησης, ταξινόμησης και αναγνώρισης των δεδομένων – καταγραφών των EEG και EOG σημάτων. Πραγματοποιείται περιγραφική αναφορά στον τρόπο λήψης των δεδομένων από 10 άτομα διαφορετικής ηλικίας και φύλου, περιγράφεται αναλυτικά η διαδικασία επεξεργασίας των σημάτων με αντίστοιχα λογισμικά και εργαλεία. Αναφέρονται επίσης τα βήματα που πάρθηκαν με σκοπό την εκπαίδευση και την αναγνώριση των έξι οφθαλμικών κινήσεων όπως: ανοιχτά, κλειστά μάτια, οριζόντιες (δεξιά, αριστερά) και κάθετες (πάνω, κάτω). Παρακάτω αναλύεται η διαδικασία όπου ακολουθείται από την λήψη των δεδομένων έως την αναγνώρισή των έξι προαναφερθέντων κινήσεων.

- 1) Λήψη σημάτων EEG – EOG μέσω των ηλεκτροδίων της συσκευής Eroc Flex από 10 εθελοντές – χρήστες.
- 2) Προεπεξεργασία των βιοηλεκτρικών αυτών σημάτων με σκοπό την εξάλειψη θορύβου και σφαλμάτων (preprocessing methods).
- 3) Εξαγωγή των θεμιτών χαρακτηριστικών (feature extraction methods)
- 4) Επιλογή μεθόδου ταξινόμησης (classification methods).
- 5) Αναγνώριση αντίστοιχης κίνησης.



Διάγραμμα 5. 1 Διαδικασία ροής από την λήψη έως και την αναγνώριση των οφθαλμικών κινήσεων

5.1 Καταγραφή Δειγμάτων-Δεδομένων

Οι καταγραφές των δεδομένων – δειγμάτων ελήφθησαν ασύρματα μέσω USB stick από τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο της εταιρίας Emotiv και συγκεκριμένα από τον **Epoc Flex**. Τα EEG σήματα καταγράφηκαν με ένα συγκεκριμένο πρωτόκολλο καταγραφής με σκοπό την ομοιόμορφη λήψη των οφθαλμικών κινήσεων όλων των δειγμάτων, μέσω της χρήσης του λογισμικού Emotiv Pro2 για την αναπαράσταση και αναγνώριση των οφθαλμικών κινήσεων κάθε χρήστη (αντικείμενο της παρούσας πτυχιακής). Το πρωτόκολλο εφαρμόστηκε και στα 10 άτομα – χρήστες όπου 7 εκ των οποίων ήταν άνδρες και 3 γυναίκες με ηλικιακό εύρος από 19 έως 31 για τους άνδρες και από 21 έως 28 για τις γυναίκες. Αρχικά για τον κάθε χρήστη εφαρμόστηκαν τέσσερις επαναληπτικές καταγραφές χρησιμοποιώντας το ίδιο πρωτόκολλο για κάθε επανάληψη διάρκειας περίπου 90 δευτερολέπτων (1,30 λεπτά) ανά καταγραφή (επανάληψη). Για κάθε καταγραφή χρησιμοποιήθηκε μια βασική λειτουργία του Emotiv Pro2, ένα **Base Line** το οποίο περιλαμβάνει έξι μεμονωμένες καταστάσεις. Αρχικά ζητείται από το άτομο να ανοίξει ή να κλείσει τα μάτια του, επιπλέον μια ένδειξη ήχου χρησιμοποιείται για την επισημάνση της έναρξης και της λήξης των ανοιχτών και κλειστών ματιών. Το πρωτόκολλο αναλυτικά αποτελείται με βάση την παρακάτω διαδικασία.

1. Χρόνος προετοιμασίας 3 δευτερολέπτων με αντίστροφη μέτρηση.
2. Τα μάτια παραμένουν **ανοιχτά** για 15 δευτερόλεπτα κατά την εγγραφή με αντίστροφη μέτρηση.
3. Μήνυμα ολοκλήρωσης δεύτερης κατάστασης 2 δευτερολέπτων.
4. Χρόνος προετοιμασίας 3 δευτερολέπτων με αντίστροφη μέτρηση.
5. Τα μάτια παραμένουν **κλειστά** για 15 δευτερόλεπτα κατά την εγγραφή με αντίστροφη μέτρηση.
6. Μήνυμα ολοκλήρωσης δεύτερης κατάστασης 2 δευτερολέπτων.

Μετά το Base Line η κάθε καταγραφή συνεχίζεται με τα μάτια ανοιχτά και κατεύθυνση στο κέντρο για 10 δευτερόλεπτα. Στην συνέχεια περιλαμβάνονται οι **οριζόντιες** και οι **κάθετες** οφθαλμικές κινήσεις με την εξής σειρά:

Πρώτα ο χρήστης πραγματοποιεί τις οριζόντιες κινήσεις με διάρκεια 5 δευτερόλεπτα η κάθε μια (συνολικά 20 δευτερόλεπτα), δηλαδή 5 δευτερόλεπτα από το κέντρο προς τα δεξιά (**Frontal to Right**), 5 δευτερόλεπτα από δεξιά προς το κέντρο (**Right to Frontal**), έπειτα 5 δευτερόλεπτα από το κέντρο προς τα αριστερά (**Frontal to Left**) και 5 δευτερόλεπτα από αριστερά στο κέντρο. Με την ίδια διαδικασία πραγματοποιήθηκαν και οι κάθετες οφθαλμικές κινήσεις συνολικής διάρκειας 20 δευτερολέπτων κάθε κίνηση έχει διάρκεια 5 δευτερόλεπτα, δηλαδή 5 δευτερόλεπτα από το κέντρο προς τα πάνω (**Frontal to Upward**), 5 δευτερόλεπτα από πάνω προς το κέντρο (**Upward to Frontal**), έπειτα 5 δευτερόλεπτα από το κέντρο προς τα κάτω (**Frontal to Downward**) και τέλος 5 δευτερόλεπτα από κάτω προς το κέντρο (**Downward to Frontal**).



Εικόνα 5. 1 Πρωτόκολλο καταγραφής

Αφού πραγματοποιήθηκε η καταγραφή 40 δειγμάτων (10 άτομα * 4 επαναλήψεις / άτομο) με το πρωτόκολλο που αναφέρθηκε παραπάνω, εφαρμόστηκε σε αυτά η μέθοδος εξαγωγής επέκτασης αρχείου τιμών διαχωρισμένων με κόμμα **CSV (Comma – Separated Values)**, για την περεταίρω επεξεργασία και ανάλυση τους. Η επεξεργασία και η ανάλυση των δεδομένων των καταγραφών υλοποιήθηκε στο λογισμικό **Matlab**.

5.2 Προεπεξεργασία Σημάτων EEG

Κατά την εγγραφή των δειγμάτων – καταγραφών τα σήματα EEG παρουσίασαν χαμηλό σηματοθορυβικό λόγο SNR, με αποτέλεσμα την παρουσία ανεπιθύμητου θορύβου. Η λύση για την αντιμετώπιση αυτού του φαινομένου πραγματοποιήθηκε μέσω της επεξεργασίας των σημάτων στο λογισμικό Matlab με σκοπό την απομάκρυνσή του. Χρησιμοποιήθηκαν διάφορες μέθοδοι και φίλτρα, για την διατήρηση επιθυμητού φασματικού περιεχομένου των σημάτων στα σημεία ενδιαφέροντος και για την απομάκρυνση του χαμηλού σηματοθορυβικού λόγου SNR, της συνιστώσας DC (Direct Current Offset). Η διαδικασία φιλτραρίσματος εφαρμόστηκε και στα 32 κανάλια. Έπειτα επεξεργάστηκαν περαιτέρω τα κανάλια όπου το φασματικό τους εύρος σχετίζεται με τις οριζόντιες και κάθετες κινήσεις των οφθαλμών καθώς και του διαφορετικού εύρους συχνοτικής διακύμανσης των οπτικών καταστάσεων (ανοιχτά, κλειστά μάτια). Συγκεκριμένα οι οριζόντιες οφθαλμικές κινήσεις ανιχνεύονται στα κανάλια F7, F8, οι κάθετες κινήσεις ανιχνεύονται κυρίως από τα κανάλια Fp1, Fp2 και οι καταστάσεις των ανοιχτών και κλειστών ματιών από τα κανάλια O1 και O2.

5.2.1 Μέθοδοι και Φίλτρα

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως τα σήματα EEG είναι ιδιαίτερα θορυβώδη, για το λόγο αυτό υλοποιήθηκαν τέσσερα φίλτρα διέλευσης ζώνης συχνοτήτων (ζωνοπερατό) από ένα εργαλείο (toolbox) της Matlab το SPTool για την απομάκρυνση της DC συνιστώσας. Εκτός από την απομάκρυνση του θορύβου τα φίλτρα αυτά χρησιμοποιήθηκαν για τον διαχωρισμό συχνοτικού εύρους των σημάτων – καταγραφών EEG, με σκοπό την αναγνώριση και τον υπολογισμό της ενέργειας κάθε κίνησης βασιζόμενης στο διαφορετικό αυτό φασματικό εύρος. Κάθε φίλτρο διέλευσης ζώνης αφού σχεδιαστεί στο SPTool θα παραχθεί αντίστοιχος κώδικας σε Matlab.

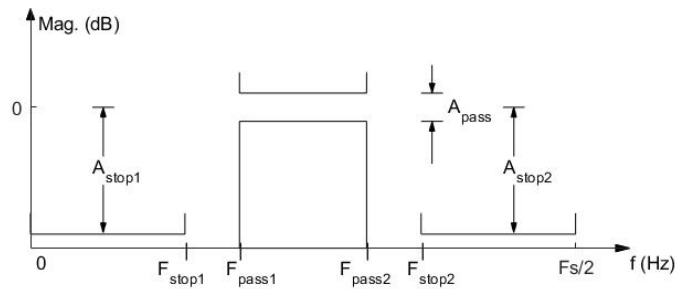
5.2.1.1 Υλοποίηση τεσσάρων φίλτρων διέλευσης ζώνης

Στο SPTool κατασκευάστηκαν τέσσερα φίλτρα διέλευσης ζώνης (Band Pass Filters) διαφορετικών συχνοτήτων. Οι συχνότητες διαχωρίστηκαν με βάση τους τέσσερις κύριους εγκεφαλικούς ρυθμούς (delta, theta, alpha, beta) με εύρος από 0.5 έως 30Hz ανάλογα τον εγκεφαλικό ρυθμό. Αφού δημιουργηθούν τα φίλτρα Delta, Theta, Alpha, Beta στο SPTool, θα

παραχθεί στην συνέχεια ο κώδικας τους σε Matlab όπου από εκεί θα εκτελείται η λειτουργία του κάθε φίλτρου.

Κάθε φίλτρο περιλαμβάνει τα εξής χαρακτηριστικά:

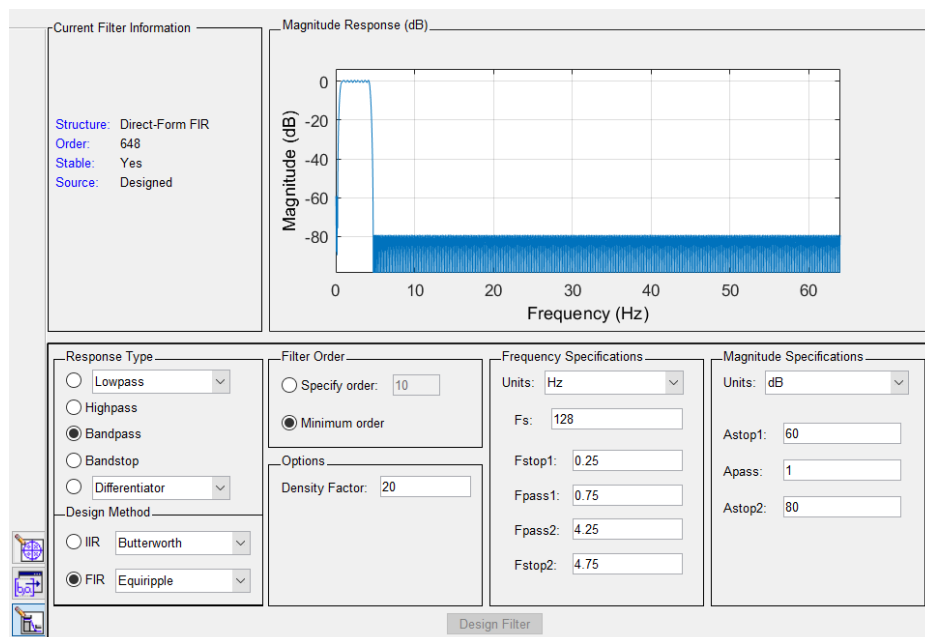
- **Response Type:** Λίστα επιλογής φίλτρων διέλευσης ζώνης (Band pass).
- **Design Method:** Μέθοδος σχεδιασμού φίλτρου πεπερασμένης (FIR) ή άπειρης (IIR) κρουστικής απόκρισης.
- **Filter order:** Ρυθμίσεις ειδικού ή ελάχιστου αριθμού σημείων του φίλτρου.
- **Options:** Ρύθμιση παράγοντα πυκνότητας.
- **Frequency Specifications:** Χαρακτηριστικά συχνότητας και επιλογή ρύθμισης του εύρους διέλευσης ζώνης του φίλτρου.
 - **Units:** Μονάδες μέτρησης συχνότητας (Hz, KHz, MHz, GHz)
 - **Fs:** Συχνότητα δειγματοληψίας 128Hz.
 - **Fstop:** Συχνότητες αποκοπής φίλτρου.
 - **Fpass:** Συχνότητες διέλευσης φίλτρου.
- **Magnitude Specifications:** Προδιαγραφές μεγέθους dB.
 - **Astop1:** Εξασθένιση στην πρώτη ζώνη αποκοπής.
 - **Apass:** Κυματισμός ζώνης.
 - **Astop2:** Εξασθένιση στην δεύτερη ζώνη αποκοπής.
- **Magnitude Response:** Δείχνει την πραγματική απόκριση μεγέθους του τρέχοντος φίλτρου.



Σχήμα 5. 1 Σχεδίαση ζωνοπερατού φίλτρου (SPTool)

Delta Filter:

Το φίλτρο Delta είναι ένα ζωνοπερατό φίλτρο όπου έχει σχεδιαστεί με την χρήση του φίλτρου **FIR**, η συχνότητα δειγματοληψίας (**Fs**) του είναι **128Hz**, οι συχνότητες της πρώτης ζώνης αποκοπής (**Fstop1**) και της πρώτης ζώνης διέλευσης (**Fpass1**) είναι **0,25** και **0,75** αντίστοιχα ενώ οι συχνότητες της δεύτερης ζώνης διέλευσης (**Fpass2**) και της δεύτερης ζώνης αποκοπής (**Fstop2**) είναι **4,25** και **4,75** επιτρέποντας έτσι την διέλευση συχνοτήτων εύρους από **0,5** έως **4Hz**. Οι τιμές των πεδίων Filter Order (**Minimum order**), Density Factor (**20**) και Magnitude Specifications (**Units = dB**, **Astop1 = 60**, **Apass = 1**, **Astop2 = 80**) παραμένουν ως έχουν (by default). Στο συγκεκριμένο φίλτρο παρατηρούνται κυρίως οι οριζόντιες και κάθετες κινήσεις των οφθαλμών.



Εικόνα 5. 2 Delta Filter

Κώδικας υλοποίησης συνάρτησης Delta Φίλτρου

```
function Hd = delta_filter

%DELTA_FILTER Returns a discrete-time filter object.

% Equiripple Bandpass filter designed using the FIRPM function.

% All frequency values are in Hz.

Fs = 128;                % Sampling Frequency

Fstop1 = 0.25;           % First Stopband Frequency

Fpass1 = 0.75;           % First Passband Frequency

Fpass2 = 4.25;           % Second Passband Frequency

Fstop2 = 4.75;           % Second Stopband Frequency

Dstop1 = 0.001;          % First Stopband Attenuation

Dpass  = 0.057501127785; % Passband Ripple

Dstop2 = 0.0001;         % Second Stopband Attenuation

dens   = 20;             % Density Factor

% Calculate the order from the parameters using FIRPMORD.

[N, Fo, Ao, W] = firpmord([Fstop1 Fpass1 Fpass2 Fstop2]/(Fs/2), [0 1 ...

                        0], [Dstop1 Dpass Dstop2]);

% Calculate the coefficients using the FIRPM function.

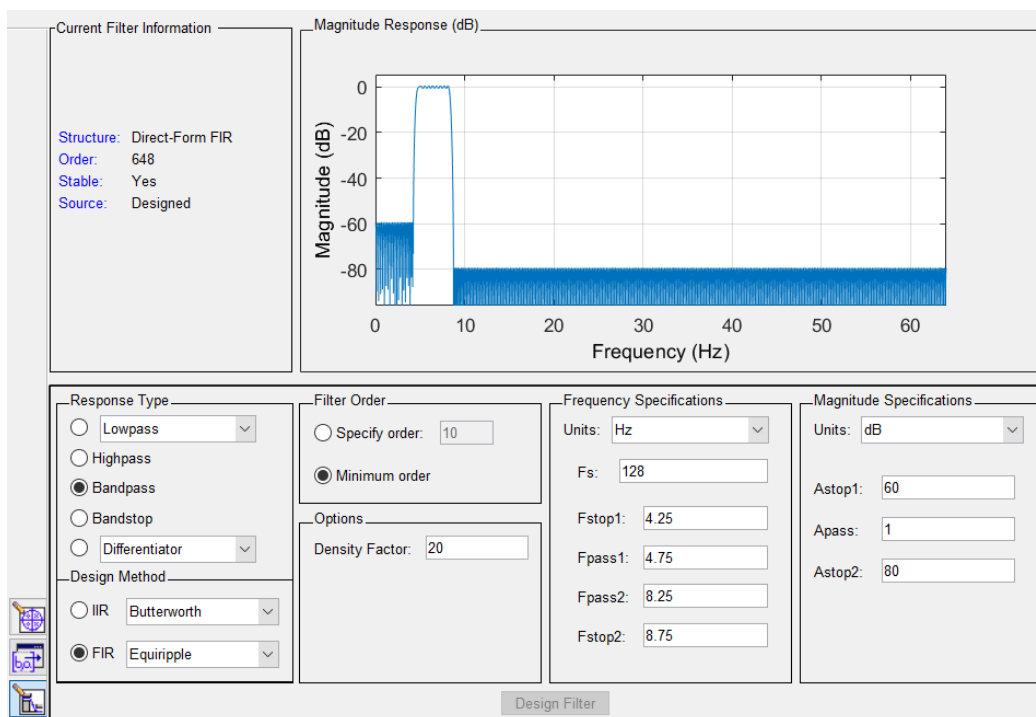
b = firpm(N, Fo, Ao, W, {dens});

Hd = dfilt.dffir(b);

% [EOF - End Of File]
```

Theta Filter:

Το φίλτρο Theta είναι ένα ζωνοπερατό φίλτρο όπου έχει σχεδιαστεί με την χρήση του φίλτρου **FIR**, η συχνότητα δειγματοληψίας (**Fs**) του είναι **128Hz**, οι συχνότητες της πρώτης ζώνης αποκοπής (**Fstop1**) και της πρώτης ζώνης διέλευσης (**Fpass1**) είναι **4,25** και **4,75** αντίστοιχα ενώ οι συχνότητες της δεύτερης ζώνης διέλευσης (**Fpass2**) και της δεύτερης ζώνης αποκοπής (**Fstop2**) είναι **8,25** και **8,75** επιτρέποντας έτσι την διέλευση συχνοτήτων εύρους από **4** έως **8Hz**. Οι τιμές των πεδίων Filter Order (**Minimum order**), Density Factor (**20**) και Magnitude Specifications (**Units = dB**, **Astop1 = 60**, **Apass = 1**, **Astop2 = 80**) παραμένουν ως έχουν (by default).



Εικόνα 5. 3 Theta Filter

Κώδικας υλοποίησης συνάρτησης Theta Φίλτρου

```
function Hd = theta_filter

%THETA_FILTER Returns a discrete-time filter object.

% Equiripple Bandpass filter designed using the FIRPM function.

% All frequency values are in Hz.

Fs = 128;                % Sampling Frequency

Fstop1 = 4.25;           % First Stopband Frequency

Fpass1 = 4.75;           % First Passband Frequency

Fpass2 = 8.25;           % Second Passband Frequency

Fstop2 = 8.75;           % Second Stopband Frequency

Dstop1 = 0.001;          % First Stopband Attenuation

Dpass  = 0.057501127785; % Passband Ripple

Dstop2 = 0.0001;         % Second Stopband Attenuation

dens   = 20;             % Density Factor

% Calculate the order from the parameters using FIRPMORD.

[N, Fo, Ao, W] = firpmord([Fstop1 Fpass1 Fpass2 Fstop2]/(Fs/2), [0 1 ...

                        0], [Dstop1 Dpass Dstop2]);

% Calculate the coefficients using the FIRPM function.

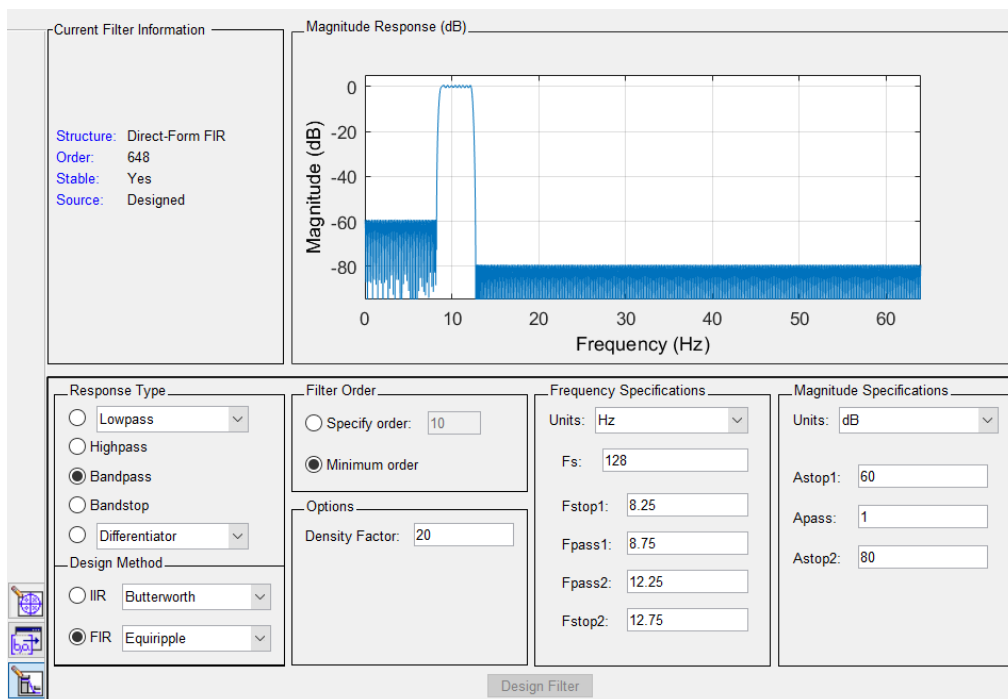
b = firpm(N, Fo, Ao, W, {dens});

Hd = dfilt.dffir(b);

% [EOF - End Of File]
```

Alpha Filter:

Το φίλτρο Theta είναι ένα ζωνοπερατό φίλτρο όπου έχει σχεδιαστεί με την χρήση του φίλτρου **FIR**, η συχνότητα δειγματοληψίας (**Fs**) του είναι **128Hz**, οι συχνότητες της πρώτης ζώνης αποκοπής (**Fstop1**) και της πρώτης ζώνης διέλευσης (**Fpass1**) είναι **8,25** και **8,75** αντίστοιχα ενώ οι συχνότητες της δεύτερης ζώνης διέλευσης (**Fpass2**) και της δεύτερης ζώνης αποκοπής (**Fstop2**) είναι **12,25** και **12,75** επιτρέποντας έτσι την διέλευση συχνοτήτων εύρους από **8** έως **12Hz**. Οι τιμές των πεδίων Filter Order (**Minimum order**), Density Factor (**20**) και Magnitude Specifications (**Units = dB**, **Astop1 = 60**, **Apass = 1**, **Astop2 = 80**) παραμένουν ως έχουν (by default). Στο συγκεκριμένο φίλτρο παρατηρείται η διαφορά της φασματικής ισχύος όταν οι οφθαλμοί μεταβαίνουν σε διαφορετική κατάσταση, δηλαδή από ανοιχτά σε κλειστά και το αντίστροφο.



Εικόνα 5. 4 Alpha Filter

Κώδικας υλοποίησης συνάρτησης Alpha Φίλτρου

```
function Hd = alpha_filter

%ALPHA_FILTER Returns a discrete-time filter object.

% Equiripple Bandpass filter designed using the FIRPM function.

% All frequency values are in Hz.

Fs = 128;           % Sampling Frequency

Fstop1 = 8.25;      % First Stopband Frequency

Fpass1 = 8.75;      % First Passband Frequency

Fpass2 = 12.25;     % Second Passband Frequency

Fstop2 = 12.75;     % Second Stopband Frequency

Dstop1 = 0.001;     % First Stopband Attenuation

Dpass  = 0.057501127785; % Passband Ripple

Dstop2 = 0.0001;    % Second Stopband Attenuation

dens   = 20;        % Density Factor

% Calculate the order from the parameters using FIRPMORD.

[N, Fo, Ao, W] = firpmord([Fstop1 Fpass1 Fpass2 Fstop2]/(Fs/2), [0 1 ...

                        0], [Dstop1 Dpass Dstop2]);

% Calculate the coefficients using the FIRPM function.

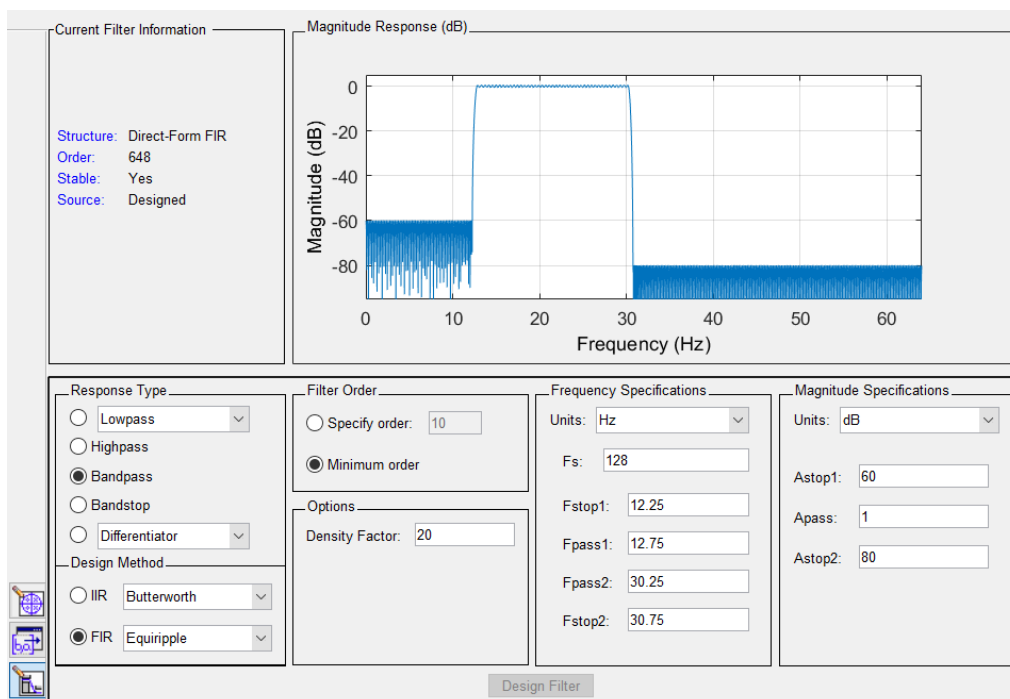
b = firpm(N, Fo, Ao, W, {dens});

Hd = dfilt.dffir(b);

% [EOF - End Of File]
```

Beta Filter:

Το φίλτρο Theta είναι ένα ζωνοπερατό φίλτρο όπου έχει σχεδιαστεί με την χρήση του φίλτρου **FIR**, η συχνότητα δειγματοληψίας (**Fs**) του είναι **128Hz**, οι συχνότητες της πρώτης ζώνης αποκοπής (**Fstop1**) και της πρώτης ζώνης διέλευσης (**Fpass1**) είναι **12,25** και **12,75** αντίστοιχα ενώ οι συχνότητες της δεύτερης ζώνης διέλευσης (**Fpass2**) και της δεύτερης ζώνης αποκοπής (**Fstop2**) είναι **30,25** και **30,75** επιτρέποντας έτσι την διέλευση συχνοτήτων εύρους από **12** έως **30Hz**. Οι τιμές των πεδίων Filter Order (**Minimum order**), Density Factor (**20**) και Magnitude Specifications (**Units = dB**, **Astop1 = 60**, **Apass = 1**, **Astop2 = 80**) παραμένουν ως έχουν (by default). Στο συγκεκριμένο φίλτρο παρατηρούνται σήματα EEG υψηλής συχνότητας π.χ. στην περίπτωση που ο χρήστης έχει ανοιχτά τα μάτια του.



Εικόνα 5. 5 Beta Filter

Κώδικας υλοποίησης συνάρτησης Beta Φίλτρου

```
function Hd = beta_filter

%BETA_FILTER Returns a discrete-time filter object.

% Equiripple Bandpass filter designed using the FIRPM function.

% All frequency values are in Hz.

Fs = 128;                % Sampling Frequency

Fstop1 = 12.25;          % First Stopband Frequency

Fpass1 = 12.75;          % First Passband Frequency

Fpass2 = 30.25;          % Second Passband Frequency

Fstop2 = 30.75;          % Second Stopband Frequency

Dstop1 = 0.001;          % First Stopband Attenuation

Dpass  = 0.057501127785; % Passband Ripple

Dstop2 = 0.0001;         % Second Stopband Attenuation

dens   = 20;             % Density Factor

% Calculate the order from the parameters using FIRPMORD.

[N, Fo, Ao, W] = firpmord([Fstop1 Fpass1 Fpass2 Fstop2]/(Fs/2), [0 1 ...

                        0], [Dstop1 Dpass Dstop2]);

% Calculate the coefficients using the FIRPM function.

b = firpm(N, Fo, Ao, W, {dens});

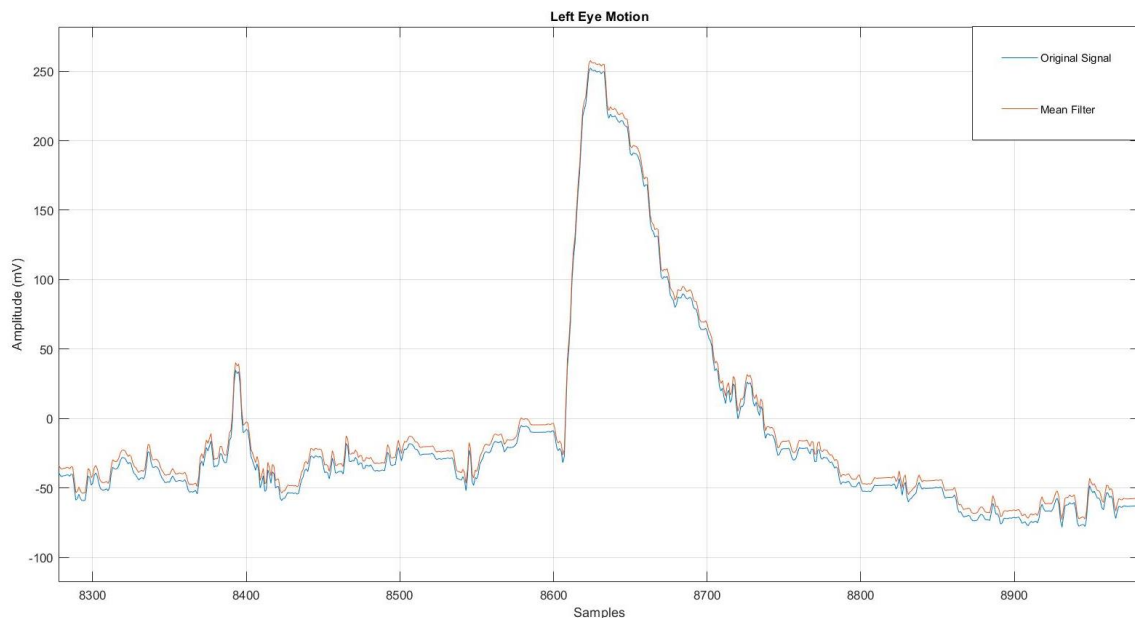
Hd = dfilt.dffir(b);

% [EOF - End Of File]
```

5.2.1.2 Υλοποίηση του φίλτρου μέσης τιμής (mean)

Η ασύμμετρη απόκριση του σφάλματος ονομάζεται DC Offset η οποία είναι ένα υψίσυχνο φυσικό ηλεκτρικό φαινόμενο όπου παράγεται από κάθε ηλεκτρική συσκευή. Η συνιστώσα DC πρέπει να αντισταθμιστεί, ο ελεγκτής υψηλής τάσης κάθε συσκευής πρέπει να είναι σε θέση να διακόψει το μεγαλύτερο ποσοστό ρεύματος που δημιουργείται από το DC offset. Προκειμένου να αφαιρεθεί η DC συνιστώσα, πριν από την εκτέλεση οποιουδήποτε είδους ανάλυσης όπως η μέθοδος Γρήγορου Μετασχηματισμού Fourier (FFT), είναι απαραίτητο να εφαρμοστεί κάποιο είδος αφαίρεσης της DC συνιστώσας. Η πιο απλή μέθοδος αφαίρεσης του φαινομένου είναι η εφαρμογή του φίλτρου μέσης τιμής (Mean Filter) σε κάθε σήμα. Το mean φίλτρο είναι ένα μη γραμμικό φίλτρο (non – linear), όπου αφαιρεί τον μέσο όρο $\bar{x}$ του σήματος από κάθε σημείο (S_i) του αρχικού σήματος.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i, \text{ όπου } N \text{ το πλήθος των σημείων του σήματος}$$



Εικόνα 5. 6 Εφαρμογή Mean Filter σε EEG σήμα

Κώδικας υλοποίησης Mean Φίλτρου

```
rawdata=importdata('trial4_15.12.19_21.28.33.csv'); %Import CSV Data

eegcols=rawdata.data(:,4:35); %Select data from 32 channels

channel_F7=rawdata.data(:,7); %Select F7 channel

mean_F7=channel_F7 - mean(channel_F7); %Applying mean filter on channel F7

a=plot(channel_F7);

hold on;

grid on;

b=plot(mean_F7);

legend([a,b], 'Original Signal', 'Mean Filter');

title('Left Eye Motion');

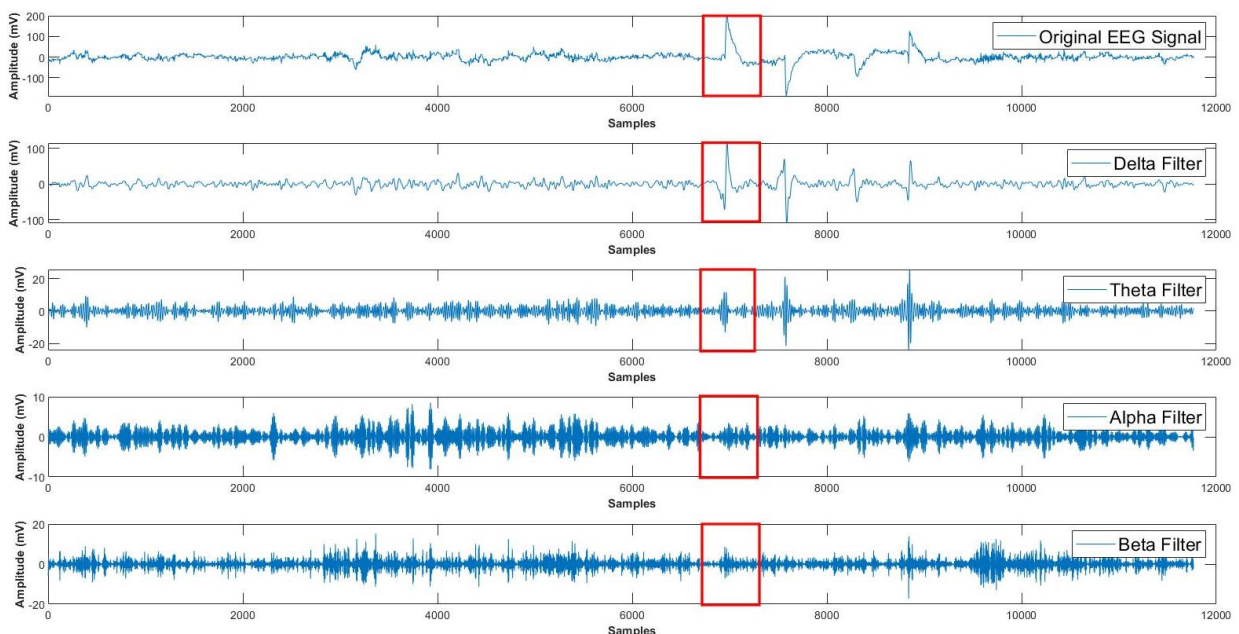
ylabel('Amplitude (mV)');

xlabel('Samples');
```

5.2.2 Εξαγωγή ενέργειας των σημάτων

Όπως προαναφέρθηκε στο πρωτόκολλο καταγραφής παρουσιάζονται οι έξι καταστάσεις κίνησης των οφθαλμών (ανοιχτά, κλειστά, δεξιά, αριστερά, πάνω και κάτω) όπου καταγράφηκαν σε κάθε EEG σήμα με συχνότητα δειγματοληψίας $F_s = 128\text{Hz} = 128\text{ Samples/sec}$. Οι έξι καταστάσεις επεξεργάστηκαν με την χρήση των προαναφερθέντων ζωνοπερατών φίλτρων για την εξαγωγή της ενέργειας κάθε οφθαλμικής κίνησης σε όλα τα κανάλια. Σε κάθε επαναληπτική καταγραφή των EEG σημάτων έγινε διαχωρισμός του σήματος $\pm 2\text{ sec}$ ή $\pm 256\text{ samples}$, κάθε χρονική στιγμή όπου το άτομο εκτελούσε μια από τις έξι οφθαλμικές κινήσεις. Πιο συγκεκριμένα όταν ανιχνεύεται μια οφθαλμική κίνηση, διακρίνεται μια διαφορά πλάτους στο σήμα και γίνεται γνωστή η χρονική στιγμή εμφάνισης της κάθε κίνησης. Την χρονική στιγμή αυτή υπολογίζεται η ενέργεια του σήματος με εύρος $\pm 2\text{ sec}$ ή $\pm 256\text{ samples}$ και στα τέσσερα ζωνοπερατά φίλτρα Εικόνα χ1.

Αφού πρώτα εφαρμόστηκε επεξεργασία στα κύρια κανάλια όπου ανιχνεύονται οι οφθαλμικές κινήσεις, ο κώδικας συνάρτησης υλοποίησης εξαγωγής ενέργειας κάθε φίλτρου πραγματοποιήθηκε και εφαρμόστηκε σε κάθε κίνηση ξεχωριστά για όλα τα κανάλια με σκοπό την αφαίρεση υψίσυχνου θορύβου και τον υπολογισμό της ενέργειας. Η συνάρτηση εξαγωγής ενέργειας για τον υπολογισμό της ενέργειας σε κάθε κίνηση κλήθηκε από την κύρια συνάρτηση (main). Στην κύρια συνάρτηση μετρήθηκε το εύρος της κάθε κίνησης και έγινε περικοπή στο φάσμα του σήματος και στην χρονική στιγμή όπου ανιχνεύθηκε η επιθυμητή κίνηση. Η περικοπή αποτελούνταν από 512 δείγματα (samples) ή αλλιώς 4 δευτερόλεπτα. Αφού έγινε η περικοπή για κάθε μια από τις 6 οφθαλμικές κινήσεις, η ροή του προγράμματος περνούσε σε 6 βρόγχους επανάληψης όπου σε κάθε βρόγχο καλούνταν η συνάρτηση υλοποίησης εξαγωγής ενέργειας και υπολογιζόταν 4 ενέργειες για κάθε κανάλι. Συνολικά οι ενέργειες για κάθε σήμα (EEG Raw Data) που ελήφθησαν σε κάθε κάλεσμά της Main συνάρτησης ήταν $32_{Channels} * 4_{Filters - Energies} * 6_{Loops}$ ισούται με **738** ενέργειες. Παρακάτω αναφέρεται ο κώδικας υλοποίησης της κύριας συνάρτησης με έναν βρόγχο επανάληψης για την κατάσταση των κλειστών ματιών ως ένδειξη παραδείγματος του προγραμματιστικού τρόπου χρήσης του υπολογισμού της ενέργειας και των 6 κινήσεων.



Σχήμα 5. 2 Εφαρμογή τεσσάρων ζωνοπερατών φίλτρων (εγκεφαλικών ρυθμών) σε EEG σήμα

Στην παραπάνω εικόνα [Σχήμα 5.2] παρουσιάζεται ένα παράδειγμα επεξεργασίας σήματος που καταγράφηκε από το κανάλι F8 (ηλεκτρόδιο) και η εφαρμογή των τεσσάρων ζωνοπερατών φίλτρων σε αυτό. Στα κόκκινα πλαίσια της εικόνα περιέχεται η μεταβολή του σήματος στο φάσμα (δεξιά κίνηση) στην αρχική της μορφή και στη συνέχεια πως απεικονίζεται αυτή με την εφαρμογή του εκάστοτε φίλτρου. Η διαδικασία αυτή εφαρμόζεται σε κάθε οφθαλμική κίνηση ξεχωριστά την χρονική στιγμή που ανιχνεύεται. Στη συνέχεια επιλέγεται η περιοχή της κίνησης (κόκκινο πλαίσιο) και δημιουργείται ένα νέο σήμα εύρους 512 σημείων ή 4 δευτερολέπτων όπου υπολογίζεται η ενέργεια του μόνο για κάθε φίλτρο (4 ενέργειες για κάθε κανάλι) συνολικά σε κάθε καταγραφή εξάγονται 128 ενέργειες (4 φίλτρα * 32 κανάλια – ηλεκτρόδια) για κάθε κίνηση.

Κώδικας υλοποίησης συνάρτησης εξαγωγής ενέργειας κάθε φίλτρου

```
function [Energy]=filter_test(signal,arx,tel) %(signal) and [Energy] are the input
of the initial signal and output Matrix energies.

%Load filters

delta=delta_filter; %delta

theta=theta_filter; %theta

alpha=alpha_filter; %alpha

beta=beta_filter; %beta

%Filter the input signal and create 4 new signals

Signal0_4 =filter(delta,signal);

Signal4_8 =filter(theta,signal);

Signal8_12 =filter(alpha,signal);

Signal12_30 =filter(beta,signal);

Original_Signal=signal(1+648/2:end+1-648/2); % Signal_Original=signal;
```

```

% Each band of the Filtered Signal

Signal0_4= Signal0_4 (648: end, 1);

Signal4_8= Signal4_8 (648: end, 1);

Signal8_12= Signal8_12 (648: end, 1);

Signal12_30= Signal12_30 (648: end, 1);


Signal0_4    = Signal0_4 (arx: tel, 1);

Signal4_8    = Signal4_8 (arx: tel, 1);

Signal8_12   = Signal8_12 (arx: tel, 1);

Signal12_30  = Signal12_30 (arx: tel, 1);


%Calculate the Energy in each band

Energy0_4 = sum (Signal0_4. ^2);

Energy4_8 = sum (Signal4_8. ^2);

Energy8_12 = sum (Signal8_12. ^2);

Energy12_30= sum (Signal12_30. ^2);


Energy= [Energy0_4, Energy4_8, Energy8_12, Energy12_30];; %Matrix of the signal
Energies

%Normalized Energy

Energy=Energy/ (Energy0_4+Energy4_8+Energy8_12+Energy12_30);

End

```

Κώδικας κύριας συνάρτησης (Main)

```
%Signal is segmented in 90 seconds and the frequency is fs=128Hz

%Import Data (Records of Epoc - Flex)

rawdata = importdata('trial1_07.03.20_17.47.07.csv'); %Import CSV Data

eegcols=rawdata.data(:,4:35);

for j=1:32 %Number of channels

    signal = eegcols(:,j);

    signal= signal - mean(signal); %Applying mean filter on signal

    arx=3500; %The first sample of Bandwidth of eye motion

    tel=4012; %The last sample of Bandwidth of eye motion

        3500 - 4012 = 512 samples or 4 seconds

    Energy=filtertest(signal,arx,tel); %Call the energy function

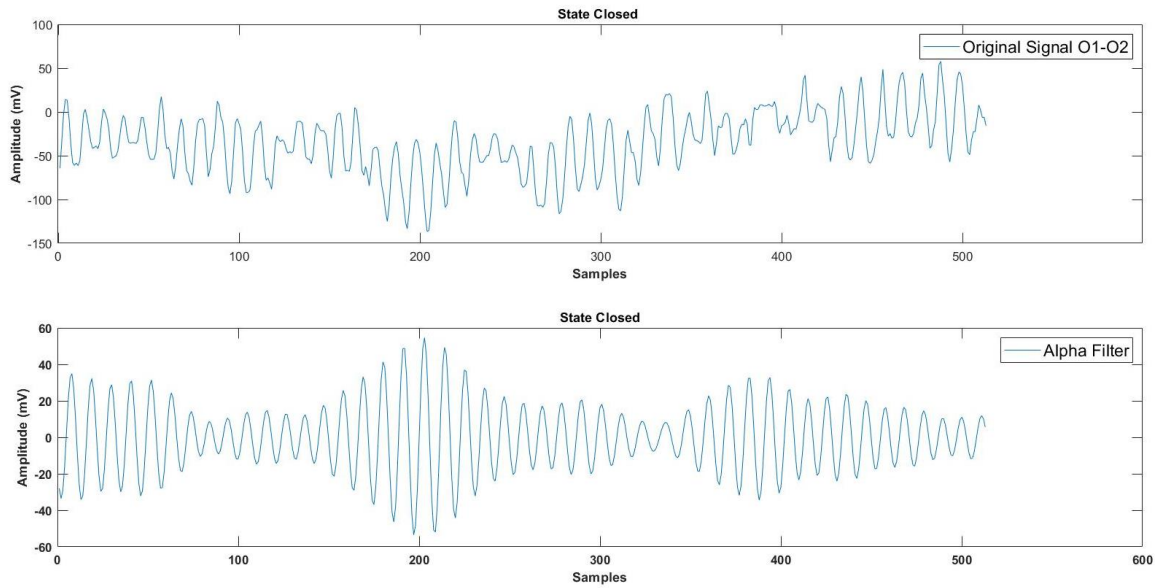
    fprintf('%.4f,%.4f,%.4f,%.4f,',Energy);

end

fprintf('0\n');
```

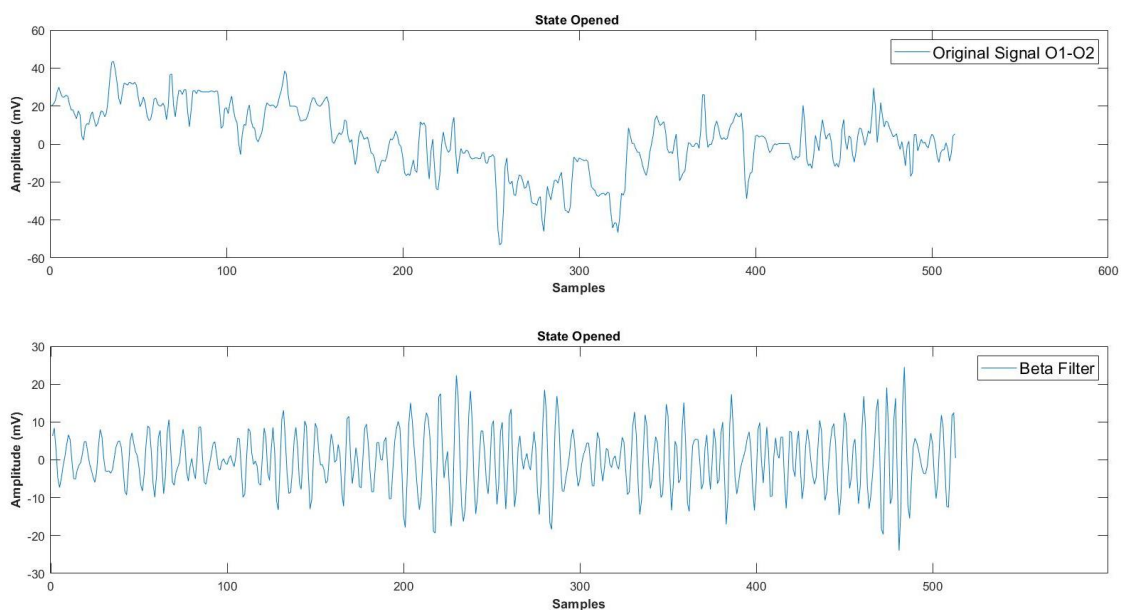
5.2.2.1 Κανάλια O1 και O2

Στα κανάλια O1 και O2 είναι εμφανής οι καταστάσεις των ανοιχτών και κλειστών ματιών. Η ανίχνευση της κατάστασης των ανοιχτών ματιών, γίνεται διακριτή στον Beta εγκεφαλικό ρυθμό σε συχνότητες εύρους από 12 έως 30Hz ενώ η κατάσταση των κλειστών ματιών, μπορεί να ανιχνευθεί στον Alpha ρυθμό σε συχνότητες εύρους από 8 έως 12Hz. Για να είναι διακριτή η κάθε κατάσταση, χρησιμοποιήθηκαν τα ζωνοπερατά φίλτρα των Beta και Alpha ρυθμών αντίστοιχα και υπολογίστηκαν οι ενέργειες του φασματικού εύρους κάθε κατάστασης.



Σχήμα 5. 3 State Closed

Το παραπάνω σχήμα αποτελεί ένα τμήμα μιας καταγραφής των EEG σημάτων που καταγράφηκαν με το πρωτόκολλο που αναφέρεται στην προηγούμενη υποενότητα. Αποτελείται από 512 samples ή αλλιώς 4 δευτερόλεπτα με συχνότητα δειγματοληψίας $fs = 128\text{Hz}$. Όπως διακρίνεται στην κατάσταση των κλειστών ματιών [Σχήμα 5.3] παρουσιάζεται ένα εύρος φάσματος συχνότητα από 8 έως 12Hz. Έτσι όταν ανιχνευθεί ένα τέτοιο σήμα, μπορεί εύκολα ο χρήστης να καταλάβει ότι το συγκεκριμένο εύρος διακύμανσης απευθύνεται στην κατάσταση των κλειστών ματιών.

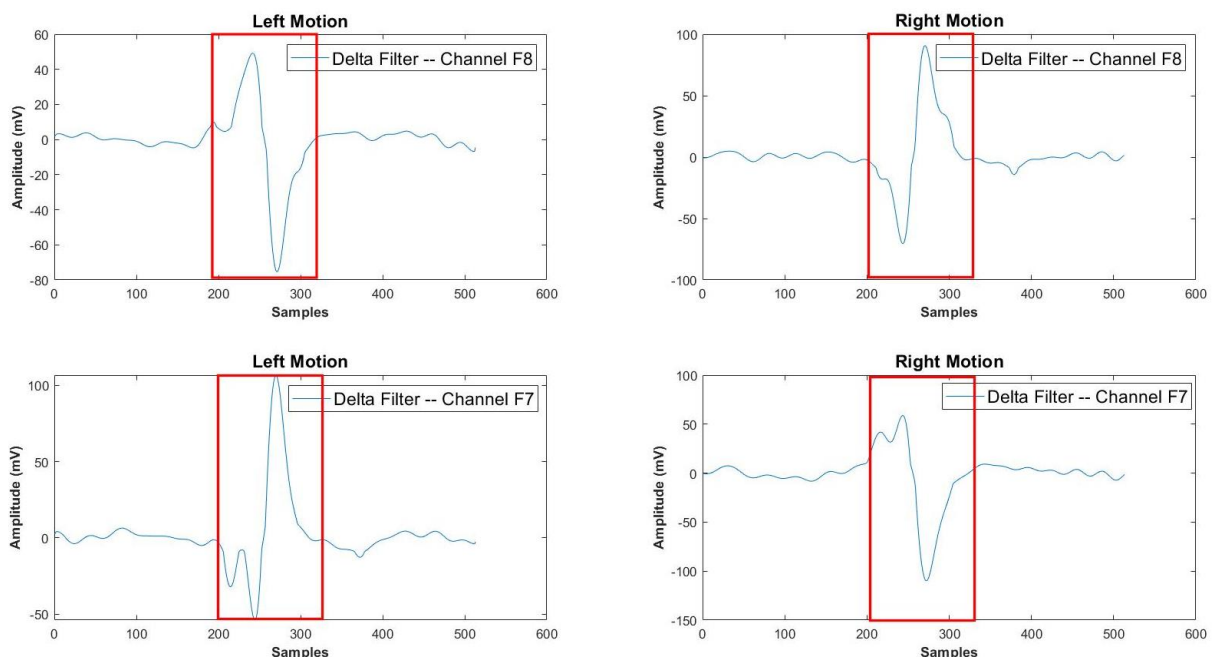


Σχήμα 5. 4 State Opened

Στο παραπάνω σχήμα [Σχήμα 5.4] παρουσιάζεται ένα τμήμα ενός EEG σήματος των καταγραφών και το ζωνοπερατό φίλτρο Beta όπου μπορεί να ανοιχνευθεί η κατάσταση των ανοιχτών ματιών. Η κατάσταση αυτή διακρίνεται σε υψηλές μπάντες συχνοτήτων από 12 έως 30Hz, γι' αυτό τον λόγο χρησιμοποιείται και το φίλτρο Beta.

5.2.2.1 Κανάλια F8 και F7

Στα κανάλια F8 και F7 παρατηρούνται οι οριζόντιες οφθαλμικές κινήσεις (δεξιά, αριστερά). Η ανίχνευση των οριζόντιων οφθαλμικών κινήσεων, γίνεται διακριτή στον Delta εγκεφαλικό ρυθμό σε συχνότητες εύρους από 1 έως 4Hz. Όπως φαίνεται παρακάτω οι οριζόντιες κινήσεις παρουσιάζουν μια χαμηλή συχνοτική μεταβολή στο φάσμα του σήματος την χρονική στιγμή εκτέλεσής τους. Χρησιμοποιήθηκε το ζωνοπερατό φίλτρο Delta ρυθμού για την εύρεση και τον υπολογισμό της ενέργειας των δυο κινήσεων.



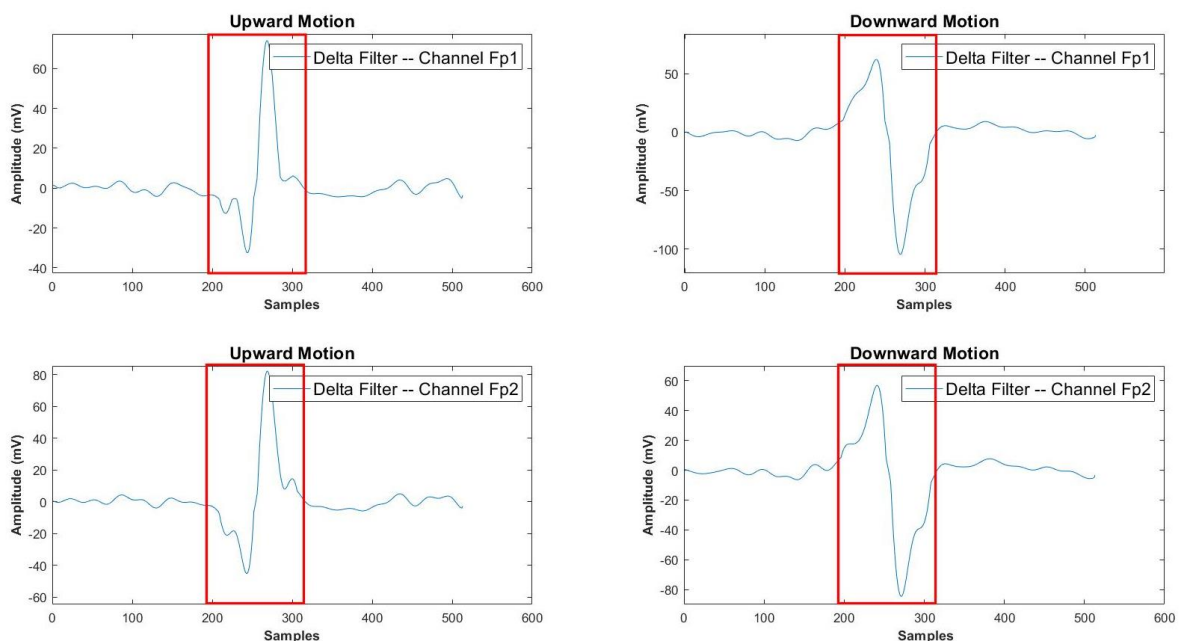
Σχήμα 5. 5 Horizontal eye movements

Το παραπάνω σχήμα [Σχήμα 5.5] παρουσιάζει την διαφορά διακύμανσης των οριζόντιων οφθαλμικών κινήσεων (κόκκινα πλαίσια) που καταγράφονται από τα κανάλια F7 και F8 με την χρήση ενός ζωνοπερατού φίλτρου Delta. Συγκεκριμένα απεικονίζεται η διαφορά φάσης

στα δυο ηλεκτρόδια όταν εκτελείται η αριστερή και η δεξιά κίνηση. Όταν ο χρήστης κοιτάει δεξιά φαίνεται ότι υπάρχει μια αυξητική μεταβολή του πλάτους στο σήμα στο κανάλι F8, ενώ την ίδια χρονική στιγμή στο κανάλι F7 απεικονίζεται μείωση του πλάτους του σήματος. Αντίστοιχα όταν ο χρήστης κοιτάει αριστερά διακρίνεται αύξηση του πλάτους του σήματος στο κανάλι F7 και μείωση του πλάτους του σήματος στο κανάλι F8. Η μεταβολή της κάθε κίνησης από το εκάστοτε κανάλι, οφείλεται στην πόλωση της κίνησης του κερατοειδούς (θετικό φορτίο) – αμφιβληστροειδούς (αρνητικό φορτίο) χιτώνα του οφθαλμού με αποτέλεσμα την θετική και αρνητική πόλωση των σημάτων EOG.

5.2.2.1 Κανάλια Fp1 και Fp2

Αντίστοιχα με τις οριζόντιες κινήσεις εφαρμόζεται η ίδια διαδικασία στα κανάλια Fp1 και Fp2 στα οποία παρατηρούνται οι κάθετες οφθαλμικές κινήσεις (πάνω, κάτω). Η ανίχνευση των κάθετων οφθαλμικών κινήσεων, γίνεται και αυτή διακριτή στον Delta εγκεφαλικό ρυθμό σε συχνότητες εύρους από 1 έως 4Hz. Όπως φαίνεται παρακάτω οι κινήσεις αυτές παρουσιάζουν μια χαμηλή συχνοτική μεταβολή στο φάσμα του σήματος την χρονική στιγμή εκτέλεσής τους. Χρησιμοποιήθηκε το ζωνοπερατό φίλτρο Delta ρυθμού για την εύρεση και τον υπολογισμό της ενέργειας των δυο αυτών κινήσεων.



Σχήμα 5. 6 Vertical eye movements

Το παραπάνω σχήμα [Σχήμα 5.6] παρουσιάζει διαφορά διακύμανσης των κάθετων οφθαλμικών κινήσεων (κόκκινα πλαίσια) που καταγράφονται από τα κανάλια Fr1 και Fr2 με την χρήση ενός ζωνοπερατού φίλτρο Delta. Συγκεκριμένα απεικονίζεται η διαφορά των κινήσεων και στα δυο ηλεκτρόδια όταν εκτελείται η πάνω και η κάτω κίνηση. Όταν ο χρήστης κοιτάει πάνω φαίνεται ότι υπάρχει μια αυξητική μεταβολή του πλάτους στο σήμα και στα δυο κανάλια (Fr1, Fr2) ενώ όταν ο χρήστης κοιτάει κάτω απεικονίζεται μείωση του πλάτους του σήματος. Η μεταβολή της κάθε κίνησης και στα δύο κανάλια, οφείλεται και αυτή στην πόλωση της κίνησης του κερατοειδούς (θετικό φορτίο) – αμφιβληστροειδούς (αρνητικό φορτίο) χιτώνα του οφθαλμού με αποτέλεσμα την θετική και αρνητική πόλωση των σημάτων EOG.

Κεφάλαιο 6. Αποτελέσματα & Συμπεράσματα Πειραματικής Διαδικασίας

Τα αποτελέσματα από την πειραματική διαδικασία εκπαιδεύτηκαν στο λογισμικό Weka με σκοπό την κατηγοριοποίηση των οφθαλμικών κινήσεων ώστε να πραγματοποιηθεί με κάποιο test set η αναγνώριση τους, με βάση το ποσοστό επιτυχίας του καλύτερου ταξινομητή. Όπως προαναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, οι καταγραφές των εγκεφαλογραφημάτων ελήφθησαν από εθελοντική παραχώρηση 10 ατόμων. Κάθε άτομο πραγματοποίησε τέσσερις επαναληπτικές καταγραφές με βάση το πρωτόκολλο καταγραφής. Ωστόσο κατά την διάρκεια της επεξεργασίας των EEG σημάτων στο λογισμικό Matlab, παρατηρήθηκε ότι κάποια δείγματα δεν ήταν ικανοποιητικά ως προς την ποιότητα τους. Έτσι προέκυψε η ανάγκη καταγραφής καινούριων δειγμάτων, επιλέγοντας τις καλύτερες καταγραφές ως προς την ποιότητα και την ακρίβεια της εκάστοτε κίνησης. Το τελικό σύνολο δεδομένων καθώς και το κάθε ζεύγος κλάσεων όπου εκπαιδεύτηκαν ξεχωριστά αποτελούν τις καλύτερες καταγραφές των δειγμάτων.

Η εξαγωγή των ενεργειών από όλα τα κανάλια σε κάθε δείγμα επεξεργασίας της πειραματικής διαδικασίας που αναφέρεται στο 5^ο κεφάλαιο αποτέλεσε το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training set). Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training set) και ελέγχου (test set) αποτελείται από 129 χαρακτηριστικά (attributes) εκ των οποίων τα 128 ήταν αριθμητικού τύπου (numeric) χαρακτηριστικά ενεργειών των 32 καναλιών επί των 4 φίλτρων, δηλαδή 128 ενέργειες σε κάθε κίνηση. Το τελευταίο ήταν ένα ονομαστικό τύπου (nominal) χαρακτηριστικό που αντιπροσωπεύει την κατηγορία της κάθε οφθαλμική κίνηση ως εξής : { 0, 1, 2, 3, 4, 5 }

0. Αντιπροσωπεύει την κατάσταση των **κλειστών** ματιών.
1. Αντιπροσωπεύει την κατάσταση των **ανοιχτών** ματιών.
2. Αντιπροσωπεύει την κατάσταση της **οριζόντιας δεξιάς κίνησης** των ματιών.
3. Αντιπροσωπεύει την κατάσταση της **οριζόντιας αριστερής κίνησης** των ματιών.
4. Αντιπροσωπεύει την κατάσταση της **κάθετης επάνω κίνησης** των ματιών.
5. Αντιπροσωπεύει την κατάσταση της **κάθετης κάτω κίνησης** των ματιών.

Αρχικά οι κινήσεις εκπαιδεύτηκαν ξεχωριστά ανά δύο κατηγορίες. Το πρώτο σύνολο εκπαίδευσης αποτελεί τις κατηγορίες κλειστά (class 0) και ανοιχτά (class 1) μάτια. Το δεύτερο σύνολο εκπαίδευσης αποτελεί τις κατηγορίες των οριζόντιων καταστάσεων, δεξιά (class 2) και

αριστερή (class 3) οφθαλμική κίνηση και το τρίτο σύνολο εκπαίδευσης αποτελεί τις κατηγορίες των κάθετων καταστάσεων, επάνω (class 4) και κάτω (class 5) οφθαλμική κίνηση. Στην συνέχεια δοκιμάστηκε ένα τέταρτο σύνολο εκπαίδευσης όπου περιείχε και τις έξι οφθαλμικές κινήσεις των κατηγοριών (0, 1, 2, 3, 4, 5) αντίστοιχα. Τα παραπάνω σύνολα δεδομένων ταξινομήθηκαν από μια σειρά αλγορίθμων κατηγοριοποίησης του Weka. Σε κάθε έναν από τους αλγορίθμους εφαρμόστηκε η μέθοδος Cross – validation για k – folds με τιμή 10 και δεν εφαρμόστηκαν φίλτρα κατά την εισαγωγή του αρχείου (.arff). Οι αλγόριθμοι ταξινόμησης των συνόλων εκπαίδευσης ήταν οι εξής:

- Naïve Bayes
- Lazy IBK (K-Nearest Neighbor)
- Multilayer Perceptron (Neural Networks)
- SMO (Support Vector Machine)
- Grid Search (Exhaustive Search)
- J48-C4.5 (Decision Trees)
- Random Forest (Decision Trees)

Σε κάθε αλγόριθμο παρουσιάζεται ένας πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) ο οποίος χρησιμοποιείται για να περιγράψει την απόδοση ενός μοντέλου ταξινόμησης σε ένα σύνολο δεδομένων για τα οποία είναι γνωστές οι πραγματικές τιμές.

6.1 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης 0 – 1

Το σύνολο εκπαίδευσης των καταστάσεων 0 και 1 (κλειστά και ανοιχτά) περιέχει 74 εγγραφές (Instances), εκ των οποίων οι 31 ανήκουν στην κατηγορία των κλειστών ματιών (Class 0) και οι 43 ανήκουν στην κατηγορία των ανοιχτών ματιών (Class 1). Οι εγγραφές της κατάστασης των κλειστών ματιών περιείχαν 6 σήματα από γυναίκες και 25 από άνδρες ενώ οι εγγραφές της κατάστασης των ανοιχτών ματιών περιείχαν 13 σήματα από γυναίκες και 30 από άνδρες. Τα καλύτερα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του συνόλου δεδομένων 0 – 1 καταγράφηκαν από τους αλγορίθμους ταξινόμησης **SMO** και **IBk** με ποσοστό επιτυχίας **100%**, ενώ οι υπόλοιποι αλγόριθμοι σημείωσαν ποσοστό επιτυχίας **98.6486%**.

Naïve Bayes

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **98.6486 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **1.3514 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **74**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **73**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **1**

A	B	
31	0	A = Class 0
1	42	B = Class 1

Πίνακας 6. 1 Confusion Matrix Naïve Bayes State 0 – 1

Multilayer Perceptron

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **98.6486 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **1.3514 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **74**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **73**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **1**

A	B	
30	1	A = Class 0
0	43	B = Class 1

Πίνακας 6. 2 Confusion Matrix Multilayer Perceptron State 0 – 1

SMO – Support Vector Machine

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **100 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **0 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **74**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **74**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **0**

A	B	
31	0	A = Class 0
0	43	B = Class 1

Πίνακας 6. 3 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine State 0 – 1

Grid Search

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **98.6486 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **1.3514 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **74**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **73**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **1**

Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης :

XProperty	XMin	XMax	XStep	XExpression
"C"	"1"	"16"	"1"	"I"
YProperty	YMin	YMax	YStep	YBase
"kernel.gamma"	"-5"	"2"	"1"	"10"
YExpression	Evaluation		Classifier	SMO-Kernel
"pow(BASE,I)"	"Accuracy"		"SMO"	"RBFKernel"

Πίνακας 6. 4 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης

A	B	
30	1	A = Class 0
0	43	B = Class 1

Πίνακας 6. 5 Confusion Matrix Grid Search State 0 – 1

IBk

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **100 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **0 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **74**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **74**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **0**

A	B	
31	0	A = Class 0
0	43	B = Class 1

Πίνακας 6. 6 Confusion Matrix IBk State 0 – 1

J48 – C4.5

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **98.6486 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **1.3514 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **74**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **73**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **1**

A	B	
31	0	A = Class 0
1	42	B = Class 1

Πίνακας 6. 7 Confusion Matrix J48 – C4.5 State 0 – 1

Random Forest

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **98.6486 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **1.3514 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **74**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **73**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **1**

A	B	
30	1	A = Class 0
0	43	B = Class 1

Πίνακας 6. 8 Confusion Matrix Random Forest State 0 – 1

6.2 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης 2 – 3

Το σύνολο εκπαίδευσης των οριζόντιων οφθαλμικών κινήσεων 2 και 3 (δεξιά και αριστερά) περιέχει 82 εγγραφές (Instances), εκ των οποίων οι 41 ανήκουν στην κατηγορία της δεξιάς κίνησης (Class 2) και στην κατηγορία της αριστερής κίνησης (Class 3) ανήκουν οι υπόλοιπες 41. Οι εγγραφές της δεξιάς κίνησης περιείχαν 13 σήματα από γυναίκες και 28 από άνδρες ομοίως οι εγγραφές της αριστερής κίνησης περιείχαν 13 σήματα από γυναίκες και 28 από άνδρες. Τα καλύτερα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του συνόλου δεδομένων 2 – 3 καταγράφηκαν από τους αλγορίθμους ταξινόμησης **SMO** και **Grid Search** με ποσοστό επιτυχίας **81.7073%**, ενώ οι υπόλοιποι αλγόριθμοι σημείωσαν ποσοστό επιτυχίας εύρους από **63.4146%** έως **80.4878%**.

Naïve Bayes

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **63.4146 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **36.5854 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **82**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **52**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **30**

C	D	
24	17	C = Class 2
13	28	D = Class 3

Πίνακας 6. 9 Confusion Matrix Naïve Bayes State 2 – 3

Multilayer Perceptron

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **80.4878 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **19.5122%**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **82**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **66**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **16**

C	D	
34	7	C = Class 2
9	32	D = Class 3

Πίνακας 6. 10 Confusion Matrix Multilayer Perceptron State 2 – 3

SMO – Support Vector Machine

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **81.7073 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **18.2927 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **82**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **67**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **15**

C	D	
35	6	C = Class 2
9	32	D = Class 3

Πίνακας 6. 11 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine State 2 – 3

Grid Search

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **81.7073 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **18.2927 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **82**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **67**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **15**

Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης :

XProperty	XMin	XMax	XStep	XExpression
"C"	"1"	"16"	"1"	"I"
YProperty	YMin	YMax	YStep	YBase
"kernel.gamma"	"-5"	"2"	"1"	"10"
YExpression	Evaluation		Classifier	SMO-Kernel
"pow(BASE,I)"	"Accuracy"		"SMO"	"RBFKernel"

Πίνακας 6. 12 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης

C	D	
35	6	C = Class 2
9	32	D = Class 3

Πίνακας 6. 13 Confusion Matrix Grid Search State 2 – 3

IBk

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **75.6098 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **24.3902 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **82**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **62**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **20**

C	D	
33	8	C = Class 2
12	29	D = Class 3

Πίνακας 6. 14 Confusion Matrix IBk State 2 – 3

J48 – C4.5

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **67.0732%**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **32.9268%**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **82**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **55**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **27**

C	D	
27	14	C = Class 2
13	28	D = Class 3

Πίνακας 6. 15 Confusion Matrix J48 – C4.5 State 2 – 3

Random Forest

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου :	76.8293%
Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου :	23.1707 %
Συνολικός αριθμός εγγραφών :	82
Σωστά ταξινομημένες εγγραφές :	63
Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές :	19

C	D	
32	9	C = Class 2
10	31	D = Class 3

Πίνακας 6. 16 Confusion Matrix Random Forest State 2 – 3

6.3 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης 4 – 5

Το σύνολο εκπαίδευσης των κάθετων οφθαλμικών κινήσεων 4 και 5 (πάνω και κάτω) περιέχει 63 εγγραφές (Instances), εκ των οποίων οι 31 ανήκουν στην κατηγορία της πάνω κίνησης (Class 4) και στην κατηγορία της κάτω κίνησης (Class 5) ανήκουν οι υπόλοιπες 32. Οι εγγραφές της πάνω κίνησης περιείχαν 9 σήματα από γυναίκες και 22 από άνδρες, ενώ οι εγγραφές της κάτω κίνησης περιείχαν 9 σήματα από γυναίκες και 23 από άνδρες. Τα καλύτερα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του συνόλου δεδομένων 4 – 5 καταγράφηκαν από τον αλγόριθμο ταξινόμησης **Multilayer Perceptron** με ποσοστό επιτυχίας **95.2381%**, ενώ οι υπόλοιποι αλγόριθμοι σημείωσαν ποσοστό επιτυχίας εύρους από **82.5397%** έως **93.6508%**.

Naïve Bayes

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου :	82.5397 %
Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου :	17.4603 %
Συνολικός αριθμός εγγραφών :	63
Σωστά ταξινομημένες εγγραφές :	52
Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές :	11

E	F	
26	5	E = Class 4
6	26	F = Class 5

Πίνακας 6. 17 Confusion Matrix Naïve Bayes State 4 – 5

Multilayer Perceptron

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου :	95.2381 %
Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου :	4.7619 %
Συνολικός αριθμός εγγραφών :	63
Σωστά ταξινομημένες εγγραφές :	60
Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές :	3

E	F	
30	1	E = Class 4
2	30	F = Class 5

Πίνακας 6. 18 Confusion Matrix Multilayer Perceptron State 4 – 5

SMO – Support Vector Machine

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **93.6508 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **6.3492 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **63**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **59**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **4**

E	F	
29	2	E = Class 4
2	30	F = Class 5

Πίνακας 6. 19 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine State 4 – 5

Grid Search

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **87.3016 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **12.6984 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **63**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **55**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **8**

Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης :

XProperty	XMin	XMax	XStep	XExpression
"C"	"1"	"16"	"1"	"I"
YProperty	YMin	YMax	YStep	YBase
"kernel.gamma"	"-5"	"2"	"1"	"10"
YExpression	Evaluation		Classifier	SMO-Kernel
"pow(BASE,I)"	"Accuracy"		"SMO"	"RBFKernel"

Πίνακας 6. 20 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης

E	F	
27	4	E = Class 4
4	28	F = Class 5

Πίνακας 6. 21 Confusion Matrix Grid Search State 4 – 5

IBk

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **87.3016 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **12.6984 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **63**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **55**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **8**

E	F	
26	5	E = Class 4
3	29	F = Class 5

Πίνακας 6. 22 Confusion Matrix IBk State 4 – 5

J48 – C4.5

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **90.4762 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **9.5238 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **63**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **57**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **6**

E	F	
30	1	E = Class 4
5	27	F = Class 5

Πίνακας 6. 23 Confusion Matrix J48 – C4.5 State 4 – 5

Random Forest

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **88.8889 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **11.1111 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **63**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **56**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **7**

E	F	
28	3	E = Class 4
4	28	F = Class 5

Πίνακας 6. 24 Confusion Matrix Random Forest State 4 – 5

6.4 Αποτελέσματα του συνόλου εκπαίδευσης όλων των κλάσεων

Το σύνολο εκπαίδευσης όλων των κλάσεων των οφθαλμικών κινήσεων {0, 1, 2, 3, 4, 5} περιέχει 219 εγγραφές (Instances). Οι εγγραφές αυτές είναι το άθροισμα των προηγούμενων τριών συνόλων εκπαίδευσης, εκ των οποίων οι 63 εγγραφές ήταν σήματα από γυναίκες και 156 από άνδρες. Τα καλύτερα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του συνόλου δεδομένων όλων των κλάσεων καταγράφηκαν από τον αλγόριθμο ταξινόμησης **Random Forest** με ποσοστό επιτυχίας **85.3881%**, ενώ οι υπόλοιποι αλγόριθμοι σημείωσαν ποσοστό επιτυχίας εύρους από **72.6027%** έως **79.9087%**.

Naïve Bayes

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **72.6027 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **27.3973 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **219**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **159**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **60**

A	B	C	D	E	F	
31	0	0	0	0	0	A = Class 0
1	36	0	0	5	1	B = Class 1
0	2	23	14	2	0	C = Class 2
0	1	14	23	1	2	D = Class 3
0	5	0	1	21	4	E = Class 4
0	1	2	0	4	25	F = Class 5

Πίνακας 6. 25 Confusion Matrix Naïve Bayes All States

Multilayer Perceptron

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **77.1689 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **22.8311 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **219**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **169**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **50**

A	B	C	D	E	F	
31	0	0	0	0	0	A = Class 0
0	38	0	0	3	2	B = Class 1

0	0	28	11	1	1	C = Class 2
0	0	14	27	0	0	D = Class 3
0	3	1	2	21	4	E = Class 4
0	1	1	1	5	24	F = Class 5

Πίνακας 6. 26 Confusion Matrix Multilayer Perceptron All States

SMO – Support Vector Machine

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **78.5388 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **21.4612 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **219**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **172**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **47**

A	B	C	D	E	F	
30	1	0	0	0	0	A = Class 0
0	37	0	0	6	0	B = Class 1
0	0	26	15	0	0	C = Class 2
0	0	13	28	0	0	D = Class 3
0	2	1	0	26	2	E = Class 4
0	1	1	1	4	25	F = Class 5

Πίνακας 6. 27 Confusion Matrix SMO – Support Vector Machine All States

Grid Search

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **79.9087 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **20.0913 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **219**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **175**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **44**

Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης :

XProperty	XMin	XMax	XStep	XExpression
"C"	"1"	"16"	"1"	"I"
YProperty	YMin	YMax	YStep	YBase
"kernel.gamma"	"-5"	"2"	"1"	"10"
YExpression	Evaluation		Classifier	SMO-Kernel
"pow(BASE,I)"	"Accuracy"		"SMO"	"RBFKernel"

Πίνακας 6. 28 Ιδιότητες αλγορίθμου εξαντλητικής αναζήτησης

A	B	C	D	E	F	
31	0	0	0	0	0	A = Class 0
0	38	0	0	5	0	B = Class 1
0	0	26	14	1	0	C = Class 2
0	0	12	29	0	0	D = Class 3
0	1	1	1	26	2	E = Class 4
0	3	1	1	2	25	F = Class 5

Πίνακας 6. 29 Confusion Matrix Grid Search All States

IBk

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **73.0594 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **26.9406 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **219**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **160**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **59**

A	B	C	D	E	F	
---	---	---	---	---	---	--

31	0	0	0	0	0	A = Class 0
0	32	0	0	11	0	B = Class 1
0	0	25	14	1	1	C = Class 2
0	0	17	23	1	0	D = Class 3
0	1	1	2	21	6	E = Class 4
0	0	3	0	1	28	F = Class 5

Πίνακας 6. 30 Confusion Matrix IBk All States

J48 – C4.5

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **75.7991 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **24.2009 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : **219**

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : **166**

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : **53**

A	B	C	D	E	F	
30	0	0	0	1	0	A = Class 0
1	35	2	0	4	1	B = Class 1
0	1	24	10	2	4	C = Class 2
3	0	10	25	0	3	D = Class 3
0	3	1	0	26	1	E = Class 4
0	0	3	2	1	26	F = Class 5

Πίνακας 6. 31 Confusion Matrix J48 – C4.5 All States

Random Forest

Ποσοστό επιτυχίας αλγορίθμου : **85.3881 %**

Ποσοστό αποτυχίας αλγορίθμου : **14.6119 %**

Συνολικός αριθμός εγγραφών : 219

Σωστά ταξινομημένες εγγραφές : 187

Εσφαλμένα ταξινομημένες εγγραφές : 32

A	B	C	D	E	F	
30	1	0	0	0	0	A = Class 0
0	41	0	0	1	1	B = Class 1
0	0	32	8	1	0	C = Class 2
0	0	10	31	0	0	D = Class 3
0	2	1	0	26	2	E = Class 4
0	0	1	1	3	27	F = Class 5

Πίνακας 6. 32 Confusion Matrix Random Forest All States

6.5 Αποτελέσματα αναγνώρισης των οφθαλμικών κινήσεων για όλες τις κλάσεις

Αφού πραγματοποιήθηκε η εκπαίδευση των συνόλων δεδομένων των κατηγοριών για κάθε κατάσταση, το μοντέλο πέρασε στην φάση του ελέγχου πρόβλεψης των οφθαλμικών κινήσεων. Το σύνολο ελέγχου (test set) όλων των κλάσεων των οφθαλμικών κινήσεων {0, 1, 2, 3, 4, 5} περιέχει 6 τυχαίες εγγραφές (Instances) από καταγεγραμμένα raw data τα οποία λήφθηκαν στην αρχή από χρήστες. Οι εγγραφές αυτές δεν συμπεριλαμβάνονται στο σύνολο εκπαίδευσης (training set) και καταγράφηκαν από δυο άνδρες. Τα καλύτερα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του συνόλου δεδομένων όλων των κλάσεων καταγράφηκαν από τον αλγόριθμο ταξινόμησης **Random Forest**, με ποσοστό επιτυχίας **85.3881%**. Κατά συνέπεια το σύνολο δεδομένων ελέγχου αναγνώρισε τις οφθαλμικές κινήσεις με τον συγκεκριμένο αλγόριθμο με καλύτερο ποσοστό πρόβλεψης για την κατάσταση των κλειστών ματιών (0) με τιμή ποσοστού 100%. Αναλυτικότερα τα αποτελέσματα πρόβλεψης του αλγορίθμου παρουσιάζονται παρακάτω [Πίνακας 6.33].

# Εγγραφών	Πρόβλεψη	Ποσοστό Επιτυχίας (%)
1	1 → Class 0	100 %
2	2 → Class 1	85 %
3	3 → Class 2	82 %
4	4 → Class 3	88 %
5	5 → Class 4	87 %
6	6 → Class 5	93 %

Πίνακας 6. 33 Αποτελέσματα πρόβλεψης μοντέλου

6.6 Σφάλματα που προέκυψαν (Artefacts)

Στη επιστήμη της Πληροφορικής, της Φυσικής και σε άλλες επιστήμες ο ορισμός του σφάλματος, ένα artefact δηλαδή, είναι οποιοδήποτε σφάλμα που μπορεί να παρατηρηθεί κατά την λήψη, την αναπαράσταση και την επεξεργασία οποιασδήποτε πληροφορίας σε ένα σύστημα. Συνήθως προκύπτει είτε από ανάλογο εξοπλισμό και τεχνικές που διαθέτει ο χρήστης (συσκευές, υπολογιστικά εργαλεία – συστήματα, εφαρμογές, κτλ.), είτε από κάποια επίδραση προερχόμενη του περιβάλλοντος (άνθρωπος, παρεμβολές, θερμοκρασία, κτλ.). Στην παρούσα πτυχιακή εργασία, παρουσιάζονται συνοπτικά κάποια σφάλματα (Artefacts) όπου παρουσιάστηκαν, μελετήθηκαν και αποκαταστάθηκαν κατά την διαδικασία λήψης σημάτων EEG – καταγραφών από τους χρήστες. Προκλήθηκαν σφάλματα από την συσκευή καταγραφής Eroc Flex – Gel, όμως παρατηρήθηκαν κυρίως σφάλματα από το περιβάλλον και κατά την διάρκεια επεξεργασίας των σημάτων. Παρουσιάστηκαν ακόμη σφάλματα από τεχνικές επεξεργασίας στο περιβάλλον του λογισμικού της Matlab.

Σφάλματα Συσκευής

Όπως κάθε ηλεκτρονική συσκευή έτσι και ο εγκεφαλογράφος Emotiv Eroc Flex παρουσίασε ένα υψίσυχο θόρυβο δυναμικού εύρους $\pm 4\text{mV}$, δηλαδή η DC συνιστώσα (offset), κατά την εγγραφή των δειγμάτων από 10 άτομα. Η λύση του φαινομένου δόθηκε με την χρήση ενός φίλτρου μέσου όρου σήματος κατά την επεξεργασία των εγκεφαλογραφημάτων με σκοπό την απαλοιφή του θορύβου της DC συνιστώσας. Εκτός του αναπόφευκτου σφάλματος της DC

συνιστώσας, η διεπαφή – σύνδεση του εγκεφαλογράφου με το USB stick που ήταν συνδεδεμένο στον υπολογιστή για την λήψη των Raw Data, δεν ήταν αρκετά σταθερό ως προς την σύνδεση. Αρκετές ήταν οι φορές που διακόπηκε η ροή καταγραφής των EEG σημάτων, λόγω της αδύνατης λήψης δεδομένων από την διεπαφή (interface) του εγκεφαλογράφου με το USB stick.

Σφάλματα από τους χρήστες

Τα Raw Data προήλθαν από εθελοντική παραχώρηση 10 ατόμων, εκ των οποίων τα 3 ήταν γυναίκες και οι υπόλοιποι άνδρες. Όλες οι εγγραφές – δείγματα (Raw Data) καταγράφηκαν με το ίδιο πρωτόκολλο κάνοντας 4 επαναληπτικές εγγραφές σε κάθε άτομο. Αρχικά λήφθηκαν 40 εγγραφές Raw data εκ των οποίων σε κάθε εγγραφή κατά την διαδικασία της επεξεργασίας της εξήχθησαν 6 νέα σήματα, όσες και οι οφθαλμικές κινήσεις με αποτέλεσμα το σύνολο δεδομένων να αποτελείται από 240 σήματα (Data Set). Κατά την διάρκεια της επεξεργασίας των καταγεγραμμένων σημάτων παρατηρήθηκε ότι κάποια άτομα κατά την εγγραφή μπέρδεψαν την ροή του πρωτοκόλλου λόγω εξωτερικών παραγόντων (απόσπαση προσοχής, ανεπιθύμητες μυϊκές κινήσεις, ομιλία κατά την καταγραφή κ.α.) και αυτό είχε σαν αποτέλεσμα την παραγωγή μη επιθυμητού σήματος. Έτσι 3 χρήστες από τους 10, πραγματοποίησαν ξανά την ίδια διαδικασία καταγραφής του πρωτοκόλλου εγγραφής, με 6 επαναληπτικές καταγραφές οι 2 από τους 3, ενώ ο ένας πραγματοποίησε 7 επαναληπτικές καταγραφές. Αφαιρώντας τα σφάλματα των καταγραφών αυξήθηκε η ποιότητα των δειγμάτων, με τελικό πλήθος 219 σήματα ως σύνολο δεδομένων. Ένα σφάλμα επιπλέον που παρατηρήθηκε κυρίως στις γυναίκες ήταν η κακή αγωγιμότητα μεταξύ του τριχωτού της κεφαλής και των ηλεκτροδίων λόγω της υψηλής τριχοφυΐας, με αποτέλεσμα την χαμηλή σύνδεση.

Σφάλματα Περιβάλλοντος

Τα σήματα EEG και EOG είναι αρκετά επιρρεπή και ευαίσθητα στον θόρυβο. Επηρεάζονται εύκολα από την θερμοκρασία, τον θόρυβο όπου μπορεί να προέρχεται από την ομιλία, την κίνηση του σώματος και γενικά από κάθε είδους παρεμβολές του περιβάλλοντος. Κατά την επεξεργασία των εγγραφών ανιχνεύθηκαν στα σήματα υψίσυχνες περιοχές που προκλήθηκαν είτε από την συνομιλία κατά την διάρκεια των καταγραφών, είτε από μυϊκές κινήσεις του

χρήστη. Αυτές οι υψίσυχνες περιοχές και κατά συνέπεια ο θόρυβος αποτέλεσαν ένα ακόμη είδους σφάλμα προερχόμενο από το περιβάλλον.

Σφάλματα Λογισμικού

Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε με σκοπό την ανάλυση, επεξεργασία και εξαγωγή των χαρακτηριστικών ήταν όπως έχει προαναφερθεί το Matlab με το πακέτο και εργαλείο (tool box packet) της **SPTool suite**. Στο SPTool δημιουργήθηκαν 4 φίλτρα με μπάντες συχνοτήτων, ίδιων με των εγκεφαλικών ρυθμών. Όταν οι εγγραφές εισάγονταν στα φίλτρα μια προς μια για τον υπολογισμό των ενεργειών κάθε κίνησης το πλέον φιλτραρισμένο σήμα δεν ήταν κεντραρισμένο ακριβώς με το αρχικό. Αυτό συνέβη διότι υπάρχει μια καθυστέρηση από το φίλτρο καθώς φιλτράρει το σήμα και είναι ίση με τον αριθμό επιλογής σημείων (**Order**) του SPTool Filter Design. Η λύση δόθηκε αφαιρώντας από την χρονική στιγμή 0 έως 648 τα σημεία των 4 φιλτραρισμένων σημάτων, με αποτέλεσμα το αρχικό σήμα με τα 4 φιλτραρισμένα να είναι οι χρονικές τους στιγμές ή σημεία ακριβώς κεντραρισμένα.

6.7 Μελλοντικές Εργασίες

Βασικός στόχος της επεξεργασίας και ανάλυσης ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος είναι η προσέγγισης πειραματικών και κλινικών διαγνωστικών μελετών με σκοπό την κατανόηση της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Τα χαρακτηριστικά των EEG σημάτων μελετήθηκαν από πολλούς επιστήμονες την τελευταία εικοσαετία από διαφορετικές έρευνες. Με βάση την παρούσα πτυχιακή εργασία θα μπορούσαν να διεξαχθούν παρόμοιες ερευνητικές εργασίες, όπως η βελτίωση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης και αναγνώρισης των οφθαλμικών κινήσεων με υψηλότερο ποσοστό επιτυχίας αναγνώρισης τους, ακόμη και η προσθήκη περισσότερων οφθαλμικών κινήσεων ή συνδυασμού αυτών (πχ. πάνω δεξιά), καθώς επίσης και η συνεχής και όχι η μεμονωμένη καταγραφή της οφθαλμικής κίνησης. Το ήδη εκπαιδευμένο σύνολο δεδομένων μπορεί να εφαρμοστεί σε συστήματα αποφάσεων ενσωματώνοντας τα δεδομένα σε συσκευές και προϊόντα όπως: αναπηρικά αμαξίδια, τηλεκατευθυνόμενα αμαξίδια τύπου RC, συσκευή ελέγχου κινήσεων τεχνητού άκρου (τεχνητό χέρι) κλπ. με σκοπό την αυτόματη αναγνώριση και εκτέλεση της επιθυμητής κίνησης από τον χρήστη. Μια ακόμα ενδιαφέρουσα μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να είναι η αναγνώριση των παραπάνω κινήσεων με χρήση διαφορετικής συσκευής καταγραφής της ηλεκτρικής

δραστηριότητας του εγκεφάλου. Η εταιρεία Emotiv παρέχει ένα σύνολο από συσκευές με διαφορετικό αριθμό αισθητήρων όπως οι συσκευές EPOC + και EPOC X οι οποίες θα μπορούσαν να ανιχνεύσουν τις ίδιες 6 οφθαλμικές κινήσεις με λιγότερους αισθητήρες – ηλεκτρόδια. Επομένως υπάρχει ακόμα μεγάλο πεδίο βελτίωσης με τη χρήση διαφορετικών συσκευών, όσο αφορά την απόδοση στην απεικόνιση των κινήσεων και των φασματικών τους χαρακτηριστικών για την καλύτερη και ακόμη πιο λεπτομερή διεξαγωγή αποτελεσμάτων. Επομένως παρότι τα αποτελέσματα από την πειραματική διαδικασία είναι ικανοποιητικά, υπάρχει περιθώριο βελτίωσης τους.

Βιβλιογραφία

Abdelkader N. Belkacem, Hideaki Hirose, Natsue Yoshimura, Duk Shin, Yasuharu Koike, 2013. Journal of Medical and Biological Engineering, *Classification of Four Eye Directions from EEG Signals for Eye-Movement-Based Communication Systems*, pp. 581-588.

Abdul H. Ghazali, Megat M. Noor, 2013. Bachelor of Engineering Technology in Medical Electronics, *Development of EOG Circuit for Controlling Mouse Cursor on Computer*. Διαθέσιμο στο: <http://noorqamariah.blogspot.com/2013/01/weekonealso.html>

Antonio Carlos Gay Thome, 2012. *SVM Classifiers – Concepts and Applications to Character Recognition*. Διαθέσιμο στο: <https://www.intechopen.com/books/advances-in-character-recognition/svm-classifiers-concepts-and-applications-to-character-recognition>

Aswinth Raj, 2019. *Band Pass Filter Circuit*. Διαθέσιμο στο: <https://circuitdigest.com/electronic-circuits/band-pass-filter-circuit-diagram>

Bob Meddins, 2000. *Introduction to Digital Signal Processing*, pp.1-15. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780750650489500039>

Brian C. Kung, Thomas O. Willcox Jr, 2007. Neurology and Clinical Neuroscience, *Examination of hearing and balance*, pp. 318-327. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780323033541500298>

Coenen Anton, Edward Fine, Oksana Zayachkivska, (2014). *Adolf Beck: A Forgotten Pioneer In Electroencephalography*. *Journal of the History of the Neurosciences*. pp 276–286. Διαθέσιμο στο: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24735457/>

Dataflair Team, 2018. *Kernel Functions-Introduction to SVM Kernel & Examples*. Διαθέσιμο στο: <https://data-flair.training/blogs/svm-kernel-functions/>

D.C. Tsouros, P.N. Smyrlis, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, 2018. *Random forests with stochastic induction of decision trees*, in proc of the IEEE 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), pp. 527-531.

D. J. A. Vaughan, C. Thornton, D. R. Wright, J. R. Fernandes, P. Robbins, C. Doré, M.D. Brunner, 2001. *Effects of different concentrations of sevoflurane and desflurane on subcortical somatosensory evoked responses in anaesthetized, non-stimulated patients*, pp. 59-62.

Domenico Talia, Paolo Trunfio, Fabrizio Marozzo, 2016. *Data Analysis in the Cloud Computer Science Reviews and Trends*, pp. 1-25. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128028810000019>

Eric H. Chudler, 2012. *Neuroscience For Kids, 10-20 System of Electrode Placement*. Διαθέσιμο στο: <https://faculty.washington.edu/chudler/1020.html>

G. Pfurtscheller, 2001. *Functional brain imaging based on ERD / ERS*, Vision Research, pp. 1257-1260.

Haas, L F (2003). *Hans Berger (1873-1941), Richard Caton (1842-1926), and electroencephalography*. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*. Διαθέσιμο στο: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/12486257/>

<https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/multilayer-perceptron>

<https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/perceptron>

<https://emotiv.gitbook.io/emotiv-home/>

<https://www.lkc.com/visually-evoked-response-ver-visually-evoked-potential-vep/>

<https://www.mathworks.com/help/signal/ug/sptool-an-interactive-signal-processing-environment.html>

<https://www.tobiidynavox.com/about/about-us/how-eye-tracking-works/>

Ilya P. Ganin, Sergei L. Shishkin, Alexander Y. Kaplan, 2013. *A P300-based Brain-Computer Interface with Stimuli on Moving Objects: Four-Session Single-Trial and Triple-Trial Tests with a Game-Like Task Design*. Διαθέσιμο στο: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3840230/?report=classic>

James D. Broesch, 2009. Digital Signal Processing, *Applications of DSP*, pp. 125-134. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780750689762000079>

James H. McClellan, Ronald W. Schafer, Mark A. Yoder, 2006. *Θεμελιώδεις Έννοιες Επεξεργασίας Σημάτων*, Εκδόσεις GOTSIS, pp. 79-87.

John C. Platt, 1998. *Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines*, pp. 1-6.

Jonas DeMuro, 2019. *What is a neural network? Cognitive science applied to computer learning theory*. Διαθέσιμο στο: <https://www.techradar.com/news/what-is-a-neural-network>

Jonathan M. Blackledge, 2005. *Digital Image Processing Mathematical and Computational Methods*, pp. 464-481. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B978189856349550015X>

José R. García Oya, Andrew Kwan, Fernando Muñoz Chavero, Fadhel M. Ghannouchi, Mohamed Helaoui, Fernando Márquez Lasso, Enrique López-Morillo and Antonio Torralba, 2012. *Subsampling Receivers with Applications to Software Defined Radio Systems*, pp. 168-169.

Jzau S. Lin, Ray Shihd, 2018. *A Motor-Imagery BCI System Based on Deep Learning Networks and Its Applications*, pp. 15-17. Διαθέσιμο στο: https://www.researchgate.net/publication/328351824_A_Motor-Imagery_BCI_System_Based_on_Deep_Learning_Networks_and_Its_Applications

Leif Sörnmo, Pablo Laguna, 2005. *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications, the Electroencephalogram - A Brief Background*, pp. 25-53. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780124375529500027>

Morgan Kaufmann, 2012. *Digital Video and HD, Algorithms and Interfaces*, The Morgan Kaufmann Series in Computer Graphics, pp. 191-220. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123919267500205>

N Giannakeas, DI Fotiadis, 2007. *Multichannel segmentation of cDNA microarray images using the Bayes classifier*, in Proc of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 3466-3469.

N Giannakeas, PS Karvelis, TP Exarchos, FG Kalatzis, DI Fotiadis, 2013. *Segmentation of microarray images using pixel classification—Comparison with clustering-based methods*, Computers in biology and medicine, pp. 705-716.

Oliver Jones, 2019. *The Extraocular Muscles*. Διαθέσιμο στο: <https://teachmeanatomy.info/head/organs/eye/extraocular-muscles/>

Pantech solutions, 2015. *What is Biosignal*. Διαθέσιμο στο: <https://www.pantechsolutions.net/blog/what-is-biosignal/>

Prakash Nadkarni, 2016. *Clinical Research Computing A Practitioner's Handbook, Data Mining and Big Data, Core Technologies*, pp. 187-204. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128031308000105>

Prashant Gupta, 2017. *Cross-Validation in Machine Learning*. Διαθέσιμο στο: <https://towardsdatascience.com/cross-validation-in-machine-learning-72924a69872f>

Pravdich Neminsky, VV., 1913. *Ein Versuch der Registrierung der elektrischen Gehirnerscheinungen*. *Zentralblatt für Physiologie*. pp 951–60.

Priyanka A. Abhang, Bharti W. Gawali, Suresh C. Mehrotra, 2016. *Introduction to EEG- and Speech-Based Emotion Recognition*, pp. 19-50. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128044902000026>

Ranadip Pal, 2017. *Predictive Modeling of Drug Sensitivity*, pp. 121-148. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128052747000063>

Robert Lacoste, 2010. *Robert Lacoste's The Darker Side Practical Applications for Electronic Design Concepts*, pp. 93-110. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9781856177627000071>

School of Electronic and Biomedical Engineering, 2019. *Electrooculograms for Human Computer Interaction*. Korea: Tongmyong University. Διαθέσιμο στο: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/12/2690/html>

Shih, J. J, Krusienski, D. J, Wolpaw, J. R, 2012. *Brain – Computer Interfaces in Medicine*, Mayo Clinic Proceedings, pp. 268–279. Διαθέσιμο στο: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3497935/>

Shravani Sur, V.K. Sinha, 2009. *Event-related potential: An overview*, Ind Psychiatry, pp. 70-73. Διαθέσιμο στο: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3016705/#_ffn_sectitle

Silvia E. Kober, Guilherme Wood, 2017. *How to Exercise by Imagining Movements*. Διαθέσιμο στο: <https://kids.frontiersin.org/article/10.3389/frym.2017.00042>

Steven W. Smith, 2003. *Digital Signal Processing A Practical Guide for Engineers and Scientists*, pp. 169-184. Διαθέσιμο στο: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780750674447500467>

Theodoridis Sergios, 2020. *Machine Learning A Bayesian and Optimization Perspective* (2nd Edition), pp. 8-12.

Trans Cranial Technologies, 2012. *10-20 System Positioning*. Hong Kong. Διαθέσιμο στο: http://chgd.umich.edu/wp-content/uploads/2014/06/10-20_system_positioning.pdf

Troy Bedinghaus, 2020. *The Anatomy of the Eye and How It Works*. Διαθέσιμο στο: <https://www.verywellhealth.com/description-of-the-eye-3421677>

Yijun Wang, Xiaorong Gao, Bo Hong, Chuan Jia, Shang kai Gao, 2008. *Brain–Computer Interfaces Based on Visual Evoked Potentials*, pp. 64-71.

Zixuan Zhang, 2019. *Naive Bayes Explained*. Διαθέσιμο στο: <https://towardsdatascience.com/naïve-bayes-explained-9d2b96f4a9c0>

Ζωγράφου Άρτεμις, 2018. *Ανάλυση EEG και EOG σημάτων με ευφρείς τεχνικές για τηλεκίνηση RC αμαξιδίου*. Πτυχιακή Εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

Τσιπούρας, Μ., Γιαννακέας, Ν., Καρβούνης, Ε., Τζάλλας, Α., 2015. *Ιατρική πληροφορική*. [ηλεκτρ. βιβλ.] Αθήνα: Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών. Διαθέσιμο στο: <http://hdl.handle.net/11419/2975>

