



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών

Ανάπτυξη Διεπαφής Εγκεφάλου - Υπολογιστή με την
χρήση Steady State Evoked Potentials (SSVEP)

Διπλωματική Εργασία
του

Χριστόδουλου Θ. Μπενετάτου

Επιβλέπων: Ανδρέας Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιος 2018



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών

Ανάπτυξη Διεπαφής Εγκεφάλου - Υπολογιστή με την χρήση Steady State Evoked Potentials (SSVEP)

του

Χριστόδουλου Θ. Μπενετάτου

Επιβλέπων: Ανδρέας Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή στις 15 Ιουνίου 2018.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Ανδρέας Σταφυλοπάτης
Καθηγητής
Ε.Μ.Π

.....
Γιώργος Στάμου
Αναπληρωτής
Καθηγητής
Ε.Μ.Π

.....
Κωνσταντίνα Νικήτα
Καθηγήτρια
Ε.Μ.Π

Αθήνα, Ιούνιος 2018

(*Υπογραφή*)

.....
Χριστόδουλος Θ. Μπενετάτος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.
© 2018– All rights reserved



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών

Copyright © Χριστόδουλος Θ. Μπενετάτος, 2018.
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Περίληψη

Ο βασικός στόχος-κίνητρο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη της καταλληλότητας του οικονομικού εγκεφαλογράφου Emotiv Epos, για την υλοποίηση μιας διεπαφής εγκεφαλου-υπολογιστή (BCI) κάνοντας χρήση των οπτικών προκλητών δυναμικών σταθερής κατάστασης (SSVEP). Πρώτο στάδιο της διεπαφής, είναι η δημιουργία της συσκευής που παρέχει τις απαραίτητες οπτικές διεγέρσεις. Κατασκευάζουμε ένα πάνελ αποτελούμενο από 4 LED συστοιχίες, καθώς και το κύκλωμα οδήγησης, το οποίο επιτρέπει την επιλογή της συχνότητας και duty cycle, για κάθε συστοιχία. Στο επόμενο στάδιο, δημιουργήσαμε μια εφαρμογή η οποία υλοποιεί το πρωτόκολλο καταγραφής των δεδομένων, ελέγχοντας πλήρως την παραγωγή των οπτικών διεγέρσεων παρέχοντας παράλληλα στον χρήστη οπτικές και ακουστικές οδηγίες για να εξασφαλιστεί η τήρηση του πρωτοκόλλου. Επιπλέον δημιουργούμε μια γραφική διεπαφή χρήστη βασιζόμενη σε open source λογισμικό και πλήρως παραμετροποιήσιμη, για την real-time παρακολούθηση του εγκεφαλογραφήματος, καθώς και του συχνοτικού περιεχομένου για κάθε κανάλι. Στα δεδομένα που συλλέξαμε, δοκιμάζουμε διάφορες μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται στην βιβλιογραφία, τα οποία χρησιμοποιούμε για να **τα υπολοιπα αφου τελειωσει ολο.**

Λέξεις-Κλειδιά

Διεπαφές Εγκεφάλου - Υπολογιστή, Οπτικά Προκλητά Δυναμικά Σταθερής Κατάστασης, Canonical Correlation Analysis, Πολυμεταβλητή Γραμμική Παλινδρόμηση

Abstract

Keywords

Brain Computer Interfaces (BCIs), Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP), Canonical Correlation Analysis (CCA), Multivariate Linear Regression (MLR)

Ευχαριστίες

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες	x
Κατάλογος Εικόνων	xiii
Κατάλογος Πινάκων	xvii
1 Εισαγωγή	1
1.1 Σημασία Μελέτης Εγκεφάλου και Βιοηλεκτρικών Σημάτων	1
1.2 Σκοπός και Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας	2
1.3 Διάρθρωση Διπλωματικής Εργασίας	2
2 Ηλεκτροεγκεφαλογραφία	5
2.1 Βιοηλεκτρικά Σήματα και Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα	5
2.2 Εγκεφαλογράφος	6
2.2.1 Ηλεκτρόδια	7
2.2.2 Ενίσχυση και Επεξεργασία Σημάτων	9
2.2.3 Μονάδα Αποθήκευσης και Απεικόνισης Σημάτων	9
2.3 Σύστημα 10-20	10
2.4 Διεπαφές εγκεφάλου – υπολογιστή (Brain Computer Interfaces)	11
2.4.1 Active BCIs	12
2.4.2 Reactive BCIs	12
2.4.3 Passive BCIs	12
2.4.4 Κριτήρια Αξιολόγησης Απόδοσης των BCIs	13
2.4.4.1 ITR	13
2.4.4.2 Accuracy	13
2.5 Χαρακτηριστικά Εγκεφαλικά σήματα	13
2.5.1 Εγκεφαλικοί ρυθμοί	13
2.5.2 Προκλητά Δυναμικά (ΠΔ)	15
2.5.2.1 Ενδογενή ΠΔ - P300	15
2.5.2.2 Εξωγενή ΠΔ - SSVEP	16
3 Θεωρητικό υπόβαθρο	21
3.1 Αποθορυβοποίηση - Φιλτράρισμα	21
3.1.1 Είδη Φίλτρων	21
3.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών - Μηχανική Μάθηση	23
3.2.1 Φασματική Ανάλυση Ισχύος - Power Spectral Density (PSD) . .	23
3.2.2 Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών - Principal Component Analysis (PCA)	24
3.2.3 Ανάλυση Κανονικής Συσχέτισης - Canonical Correlation Analysis (CCA)	26
3.2.4 κ-Κοντινότεροι Γείτονες - k-Nearest Neighbors (k-NN)	28

3.2.5	Πολυμεταβλητή Γραμμική Παλινδρόμηση - Multivariate Linear Regression (MLR)	29
4	Ανασκόπηση των Διεπαφών Εγκεφάλου - Υπολογιστή βασιζόμενων στο ΗΕΓ	31
4.1	State of the Art χρήσεις και κατευθύνσεις του ΗΕΓ στα BCIs	31
4.2	Παρόμοιες εργασίες - Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας	31
5	Υλοποίηση SSVEP διεπαφής	33
5.1	Υλικό	33
5.1.1	Εγκεφαλογράφος Emotiv Epos	33
5.1.1.1	Περιγραφή	33
5.1.1.2	Ηλεκτρόδια	34
5.1.1.3	Λογισμικό	35
5.1.2	Υπολογιστής	39
5.1.3	Συστοιχίες LED	39
5.1.3.1	Επιλογή χρώματος LED	40
5.1.3.2	Σχηματικό και Κατασκευή	41
5.1.3.3	Κύκλωμα Οδήγησης	41
5.1.3.4	Λογισμικό Arduino	42
5.2	Offline Καταγραφή των Σημάτων	44
5.2.1	Περιγραφή Συστήματος	44
5.2.2	Πειραματική διάταξη	46
5.2.3	Πρωτόκολλο Καταγραφής Δεδομένων	46
5.2.3.1	Περιγραφή	46
5.2.3.2	Λογισμικό	48
5.2.4	Προεπεξεργασία δεδομένων	49
5.2.4.1	Epoching	49
5.2.4.2	Preprocessing Pipeline	50
5.2.5	Εξαγωγή Χαρακτηριστικών και Συστήματα Απόφασης	52
5.3	Μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης	53
5.3.1	Ορισμός Μαθηματικής Σημειογραφίας	53
5.3.2	PSD	53
5.3.3	PSD - Gaussian Mixture Filtering	54
5.3.4	Μέθοδοι βασισμένοι στην CCA	55
5.3.5	Συνδιαστική μέθοδος PCA - MLR - kNN	57
5.4	Online διεπαφή	57
6	Αποτελέσματα - Συμπεράσματα	59
	Βιβλιογραφία	61

Κατάλογος σχημάτων

2.1	Εικόνα (α), Η πρώτη συσκευή καταγραφής ΗΕΓ που κατέγραφε την κυματομορφή σε ταινία χαρτιού [14, 15]. Εικόνα (β), Ο υπερσύγχρονος εγκεφαλογράφος της g.tec, μπορεί να καταγράψει ταυτόχρονα δεδομένα από 128 ηλεκτρόδια, ο ενισχυτής αναλαμβάνει την ενίσχυση και ψηφιοποίηση των σημάτων, τα οποία στέλνονται στην μονάδα επεξεργασίας και απεικόνισης.	6
2.2	Δύο ηλεκτρόδια αργύρου-χλωριούχου αργύρου (Ag – AgCL), ένα μίας χρήσης (a) και ένα επαναχρησιμοποιούμενο (b). Εικόνα από [8]	8
2.3	(a) Λεπτομέρεια από το εσωτερικό ενός στεγνού και ενεργού ηλεκτροδίου, όπου φαίνεται η πλακέτα του ενισχυτή [8]. (b) Χαρακτηριστικό παράδειγμα ακιδωτού ηλεκτροδίου από την g.tec, που έρχεται σε επαφή με το δέρμα χωρίς να το διαπερνάει	9
2.4	(a) Ο ενισχυτής EEG-1142 της Braintronix, με ξεχωριστές αριθμημένες είσοδους για κάθε ηλεκτρόδιο, είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα των ενισχυτών που περιγράψαμε στην 2.2.2. (b) Πρόγραμμα απεικόνισης εγκεφαλογραφήματος, καθώς και τρισδιάστασης αναπαράστασης του spectrogram του από την ScienceGL.	10
2.5	Τοποθεσίες ηλεκτροδίων με βάση το σύστημα 10-20. Εικόνα από [26].	11
2.6	Επέκταση συστήματος 10-20. Εικόνα από [26].	11
2.7	Γραφική αναπαράσταση των φυσιολογικών κυματομορφών του εγκεφάλου. Εικόνα από [39]	14
2.8	Παράδειγμα διέπαφης βασισμένης στα P300 σήματα, για την υλοποίηση μηχανής συλλαβισμού. Ο χρήστης συγκεντρώνεται στο επιθυμητό γράμμα (V), και παράγονται P300 σήματα, όταν φωτιστεί η γραμμή και η στήλη που το περιέχουν.	16
2.9	SSVEP σήματα που παράχθηκαν ώς αντίδραση στον εστιασμό των ματιών σε φωτεινή διέγερση συχνότητας 7.5Hz . Παρατηρούμε πως εκτός από την κύρια συνιστώσα, έχουμε έντονες κορυφές και στις αρμονικές συχνότητες, δηλαδή 15Hz και 22.5Hz . Εικόνα από [38]	17
2.10	Ηλεκτρόδια που καλύπτουν τον ινιακό λοβό και την γύρω περιοχή, και στα οποία εμφανίζονται τα SSVEP σήματα.	18
2.11	Κατανομή SNR σε κάθε συχνοτική περιοχή, όπου η κόκκινη γραμμή αναπαριστά την ενδιάμεση τιμή των μετρήσεων για 10 διαφορετικά άτομα. Εικόνα από [20]	19
2.12	Παράδειγμα ενός πλήρη κύκλου οπτικής διέγερσης για την περίπτωση μονών (a) και διπλών συμπληρωματικών (b) μοτίβων, καθώς και η μορφή των παραγόμενων SSVEPs, στα οποία φαίνεται πως για ίδια συχνότητα διέγερσης τα διπλά μοτίβα προκαλούν SSVEPs διπλάσιας συχνότητας. Εικόνα από [30]	20

3.1	Τα τέσσερα βασικά είδη φίλτρων με βάση τις ζώνες συχνοτήτων που επιτρέπουν-απορρίπτουν. Αξίζει να σημειωθεί πως οι υποφαινόμενες αποκρίσεις στο πεδίο της συχνότητας, αναφέρονται σε ιδανικά φίλτρα (brick-wall filters), και πως στα πραγματικά, οι ζώνες αποκοπής δεν ορίζονται ποτέ από κάθετες γραμμές.	22
3.2	Οι τρείς διαφορετικές αποκρίσεις για δύο διαφορετικά φίλτρα 3ης τάξης και του αντίστοιχου ιδανικού. Φαίνεται ξεκάθαρα η διακύμανση (ripple) στην ζώνη διέλευσης για ένα φίλτρο τύπου Chebyshev, η οποία δεν υπάρχει στο Butterworth, καθώς και η μεγάλη απόκλιση του Butterworth σε σχέση με το ιδανικό, όσον αφορά τις δύο ζώνες αποκοπής.	23
3.3	Γεωμετρική ερμηνεία της PCA. a) Η αναπαράσταση ενός συνόλου δισδιάστατων δειγμάτων στο καρτεσιανό επίπεδο. b) Η PCA βρίσκει τις κατευθύνσεις μέγιστης μεταβλητότητας-διασποράς. Με το μάτι εύκολα καταλήγουμε πως η μέγιστη κατεύθυνση είναι η u_1 , ενώ η u_2 είναι η αμέσως επόμενη ορθογώνια. c) Η περιστροφή των δεδομένων ως προς την νέα ορθογώνια βάση (u_1, u_2). d) Ελάττωση της διάστασης των δειγμάτων, προβάλλοντας τα στον άξονα μέγιστης διακύμανσης.	25
3.4	Γραφική αναπαράσταση του αλγορίθμου k-NN. Το μπλε αστέρι δηλώνει το δείγμα προς ταξινόμηση. Στην περίπτωση όπου $K=3$, τότε το δείγμα ταξινομείται στην κλάση 1, καθώς έχουμε δύο κύκλους και ένα τρίγωνο. Στην περίπτωση όπου $K=7$, τότε ταξινομείται στην κλάση 2, καθώς αυτή είναι η κλάση της πλειοψηφίας των γειτόνων.	28
5.1	Ο ασύρματος εγκεφαλογράφος Eros της εταιρείας Emotiv (a), και οι θέσεις που καλύπτουν τα 16 ηλεκτρόδια του, σύμφωνα με το σύστημα 10-20 (b).	34
5.2	βαλε και τις αλλες φωτο	35
5.3	Το λογισμικό ελέγχου που συνοδεύει το Eros, παρέχει ενδείξεις για την ποιότητα επαφής κάθε ηλεκτροδίου, την στάθμη της μπαταρίας καθώς και την ποιότητα της bluetooth σύνδεσης (a). Ο εικονικός κύβος που ο χρήστης μαθαίνει να ελέγχει με την σκέψη του (b).	37
5.4	Ο πίνακας τιμών και ποιότητας για κάθε αισθητήρα (a) και η γραφική διεπαφή οπτικοποίησης των εγκεφαλικών σημάτων (b) που παρέχονται από την βιβλιοθήκη Emokit.	38
5.5	Η γραφική διεπαφή που υλοποιήσαμε για την οπτικοποίηση επιλεγμένων καναλιών στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας. Στην αριστερή εικόνα ο χρήστης είχε κλειστά μάτια και επιλέχθηκαν τα κανάλια O1 και O2 οπού φαίνονται ξεκάθαρα τα άλφα κύματα στα 10.5Hz, ενώ στην δεξιά εικόνα ο χρήστης άνοιξε τα μάτια του, και προστέθηκε και το κανάλι P7.	39
5.6	Η μια από τις τέσσερις LED συστοιχίες που υλοποιήσαμε, ο φυσικός σχεδιασμός της σε stripboard (a), καθώς και η μπροστινή (b) και οπίσθια (c) όψη της τελειωμένης κατασκευής	41
5.7	Το κύκλωμα οδήγησης των LED. Ένα arduino Nano δίνει τα σήματα ελέγχου σε καθένα από τα 8 τρανζίστορ για τον έλεγχο 4 LED συστοιχιών και 4 ενδεικτικών κόκκινων LED.	42
5.8	Διάγραμμα που παρουσιάζει τα στάδια του offline συστήματος καταγραφής δεδομένων.	45
5.9	Διάγραμμα που απεικονίζει την διαδικασία που ακολουθείται για την καταγραφή των δεδομένων, σύμφωνα με ένα πρωτόκολλο που σχεδιάστηκε για αυτή την εργασία	47
5.10	Η οργάνωση των καταγραφών για κάθε χρήστη και κάθε συνεδρία (a).	49

5.11	Οι τρεις από τις διαστάσεις του τετραδιάστατου πίνακα όπου αποθηκεύουμε τα σήματα μετά την κατάτμηση. Η τέταρτη διάσταση είναι οι διαφορετικές συχνότητες διέγερσης.	50
5.12	Σχηματικό παράδειγμα λειτουργίας του αλγορίθμου PSD-GM. Έστω τέσσερις πηγές οπτικής διέγερσης με αντίστοιχες συχνότητες f_1, f_2, f_3, f_4 . Έστω οτι ο χρήστης κοιτάζει την f_1 , τότε παράγεται SSVEP σήμα, με επικρατούσες συχνότητες την f_1 , τις δύο αρμονικές $2f_1, 3f_1$ καθώς και την μέγιστη απ' όλες f_4 . Η κάθε Gm_i ανοιχτεί υψηλά σκόρ στην f_i και τις αρμονικές της, ενώ παράλληλα σχεδόν μηδενίζει τις υπόλοιπες. Με αυτό τον τρόπο τελικά η f_1 θα έχει το μεγαλύτερο score, λόγω της παρουσίας των αρμονικών της στο φάσμα.	55
5.13	Σχηματικό παράδειγμα της εφαρμογής του CCA για την αναγνώριση της κλάσης που ανήκει ένα epoch (X). Η τελική απόφαση γίνεται με το κριτήριο του μεγίστου που περιγράφεται από την εξίσωση (5.7). Εικόνα από [Bin2009-It]	57

Κατάλογος πινάκων

- 5.1 Μετρήσεις όλων των καταστάσεων φωτεινότητας κατά την διάρκεια της καταγραφής δεδομένων. 46

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Σημασία Μελέτης Εγκεφάλου και Βιοηλεκτρικών Σημάτων

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος, είναι ίσως η πιο περίπλοκη δομή που είναι γνωστή στον άνθρωπο. Περίπου 86 δισεκατομμύρια νευρώνες [18] αλληλεπιδρούν δυναμικά μεταξύ τους δημιουργώντας τρισεκατομμύρια συνάψεις. Οι γνωσιακές επιστήμες συνδυάζοντας γνώση από τους τομείς της ψυχολογίας της νευρολογίας καθώς και με την βοήθεια υπολογιστικών μεθόδων, προσπαθούν να προσεγγίσουν την περίπλοκη λειτουργία του εγκεφάλου. Ένας τρόπος να εξερευνηθούν οι λειτουργίες του εγκεφάλου είναι μέσω της αλληλεπίδρασης του με το εξωτερικό περιβάλλον υλοποιώντας, συσκευές οι οποίες ανιχνεύουν την εγκεφαλική δραστηριότητα και την μεταφράζουν σε μηνύματα ή εντολές. Μέσω αυτών των συσκευών, δίνεται η δυνατότητα να ληφθούν συμπεράσματα για την λειτουργία συγκεκριμένων περιοχών του εγκεφάλου, χωρίς απαραίτητα να γνωρίζουμε λεπτομέρειες όσον αφορά τους νευρώνες και το πως αλληλεπιδρούν. Αυτές οι συσκευές ονομάζονται Διεπαφές Εγκεφάλου Υπολογιστή (Brain Computer Interfaces - BCI) και τα τελευταία χρόνια παρατηρείται σημαντική αύξηση στις ερευνητικές ομάδες που κάνουν δημοσιεύσεις σε αυτόν τον τομέα [29]. Εκτός όμως από την χρήση τους για την ερμηνεία της εγκεφαλικής δραστηριότητας, σημαντική είναι η συνεισφορά τους σε άτομα με αναπηρίες, στους οποίους προσφέρει μια δίοδο επικοινωνίας με το περιβάλλον, η οποία υπό άλλες συνθήκες θα ήταν αδύνατο να επιτευχθεί. Τα παραδείγματα είναι πάρα πολλά, μέσω των BCIs, άτομα με αναπηρία είναι ικανά να μετακινήσουν προσθετικά μέλη [], να χρησιμοποιήσουν μηχανές συλλαβισμού, να πλοηγηθούν στο Internet [], ή να κατευθύνουν την αναπηρική τους καρέκλα []. [11]

Παρόλαυτα, το πλήθος των ανθρώπων που κάνουν χρήση τέτοιων διεπαφών είναι ελάχιστο, και αυτό επειδή ακόμα η έρευνα σε αυτόν τον τομέα παραμένει μέσα στα εργαστήρια. Υπάρχουν κάποιοι βασικοί λόγοι που συμβαίνει αυτό. Ένας από αυτούς είναι η χρονοβόρα προετοιμασία που απαιτείται για την χρήση του εγκεφαλογράφου και την εκπαίδευση του ατόμου να τον χρησιμοποιεί [4]. Επιπλέον η χρήση τέτοιον

διεπαφών σε μη ελεγχόμενα εργαστηριακά περιβάλλοντα, εισάγει εμπόδια στην διαδικασία, όπως ανεπιθύμητες παρεμβολές στα σήματα και λάθη των χρηστών κατά τη διάρκεια της χρήσης. Τέλος, οι εγκεφαλογράφοι που χρησιμοποιούνται στην έρευνα και επιτυγχάνουν state-of-the-art επιδόσεις, προορίζονται για ιατρικές εφαρμογές, και το κόστος τους είναι υπέρογκο για να αποκτηθούν ατομικά από έναν χρήστη. Κρίνεται συνεπώς απαραίτητη, αρχικά η κατασκευή οικονομικότερων εγκεφαλογράφων, που στοχεύουν σε χρήστες εκτός των εργαστηρίων, και κατά δεύτερον, η ανάπτυξη υπολογιστικών μεθόδων που θα καταστήσουν την επίδοση αυτών των εγκεφαλογράφων συγκρίσιμη με ακριβότερα μοντέλα.

1.2 Σκοπός και Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας

Στόχος αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η υλοποίηση μιας διεπαφής εγκεφάλου υπολογιστή βασιζόμενη σε μια κατηγορία οπτικών προκλητών δυναμικών που ονομάζονται Steady State Visual Evoked Potentials. Σε αντίθεση όμως με την πλειοψηφία της έρευνας σε αυτόν τον τομέα, όπου γίνεται χρήση ακριβών εγκεφαλογράφων κατασκευασμένων για ιατρική χρήση, σε αυτή την εργασία γίνεται χρήση ενός low-budget εγκεφαλογράφου, πράγμα που αποτελεί και την βασική πρόκληση της εργασίας. Η όλη πειραματική διαδικασία, το hardware για την δημιουργία των οπτικών ερεθισμάτων, η γραφική διεπαφή για την παρακολούθηση των εγκεφαλικών σημάτων σε πραγματικό χρόνο, καθώς και ένα σύνολο συναρτήσεων για την επεξεργασία των εγκεφαλικών σημάτων στην προγραμματιστική γλώσσα Python, σχεδιάστηκαν και υλοποιήθηκαν εξολοκλήρου στα πλαίσια της εργασίας. Επιπλέον, δημιουργήσαμε ένα dataset με όλες τις καταγραφές εγκεφαλογραφήματος που έλαβαν μέρος κατά την διάρκεια της εργασίας, ταξινομημένες ανά άτομο, έτσι ώστε όλα αυτά μαζί να αποτελέσουν εφαλτήριο για περαιτέρω έρευνα πάνω στο συγκεκριμένο θέμα. Όσον αφορά τους αλγορίθμους που χρησιμοποιήθηκαν για την εξαγωγή πληροφορίας από τα εγκεφαλικά σήματα, δοκιμάστηκαν διάφορες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται κατά κόρον στην βιβλιογραφία, και είδαμε πως στην offline επεξεργασία των σημάτων, η απόδοση του συστήματος συγκρίνεται με τις state-of-the-art επιδόσεις για low-budget εγκεφαλογράφους, έχοντας όμως πολλά περιθώρια μέχρι να συγκριθεί με τις επιδόσεις πιο ακριβών μοντέλων. Τέλος ΠΕΣ ΤΙ ΘΑ ΚΑΝΕΙΣ ΜΕ ΤΟ REAL TIME

1.3 Διάρθρωση Διπλωματικής Εργασίας

Η εργασία ακολουθεί την εξής πορεία:

- Στο κεφάλαιο 2 παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο γύρω από την εγκεφαλογραφία, τις διεπαφές εγκεφάλου - υπολογιστή, καθώς και τα πιο γνωστά εγκεφαλικά σήματα.

- Στο κεφάλαιο 3 γίνεται μια ανασκόπηση των υπολογιστικών μεθόδων που για την προεπεξεργασία των σημάτων, την εξαγωγή των χαρακτηριστικών, καθώς και στις μεθόδους μηχανικής μάθησης που θα χρησιμοποιηθούν
- Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται η αναλυτική περιγραφή της διεπαφής που υλοποιήθηκε. Αρχικά γίνεται μια αναλυτική περιγραφή του εγκεφαλογράφου Emotiv Eros που χρησιμοποιήθηκε, καθώς και του υλικού που κατασκευάστηκε για την δημιουργία των οπτικών ερεθισμάτων.
- Στο κεφάλαιο 5 περιγράφεται αναλυτικά η διαδικασία της καταγραφής των δεδομένων και της offline ανάλυσης τους, οπού έγινε πειραματισμός με διάφορες μεθόδους
- Στο κεφάλαιο 6 παρουσιάζεται η συνολική διεπαφή πραγματικού χρόνου **ΠΕΣ ΚΑΙ ΤΙ ΆΛΛΟ**
- Στο κεφάλαιο 7 κλείνουμε αυτή την εργασία αξιολογώντας τα αποτελέσματα και προτείνοντας μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις.

Κεφάλαιο 2

Ηλεκτροεγκεφαλογραφία

2.1 Βιοηλεκτρικά Σήματα και Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Τα βιοηλεκτρικά σήματα είναι το αποτέλεσμα των ηλεκτροχημικών μεταβολών που λαμβάνουν χώρα εντός και μεταξύ των κυττάρων των νεύρων καθώς και των μυών. Πιο συγκεκριμένα, εάν ένα τέτοιο κύτταρο δεχθεί ερέθισμα ισχυρότερο από ένα κατώφλι συνήθως μεταξύ -55mV και -50mV, τότε θα παράγει ένα δυναμικό δράσης το οποίο θα μεταδοθεί και θα διεγείρει γειτονικά κύτταρα. Αυτή η ομαδική δραστηριότητα των κυττάρων παράγει ηλεκτρικά πεδία ικανά να ανιχνευτούν με την βοήθεια ηλεκτροδίων τα οποία τοποθετούνται στην επιφάνεια του αντίστοιχου οργάνου, είτε στην δερματική επιφάνεια πάνω αυτό το όργανο. Όταν το ζωτικό αυτό όργανο είναι ο εγκέφαλος τότε το βιοηλεκτρικό σήμα ονομάζεται Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ – EEG) και η πρώτη καταγραφή ΗΕΓ, έγινε το 1924 από τον Γερμανό ψυχίατρο Hans Berger [2].

Η Ηλεκτροεγκεφαλογραφία, είναι η πρώτη μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε για την απεικόνιση της εγκεφαλικής δραστηριότητας, πριν την εμφάνιση μεθόδων όπως η μαγνητική τομογραφία (MRI) και τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίων (PET). Παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα όπως το ότι είναι πολύ οικονομικά προσιτή μέθοδος, συγκρινόμενη με τις άλλες που αναφέρθηκαν, και το γεγονός πως έχει πολύ χρονική ανάλυση (temporal resolution), καθώς ο χρόνος μεταξύ της παραγωγής του νευρικού σήματος, και της προκαλούμενης μεταβολής δυναμικού είναι πρακτικά αμελητέος. Ωστόσο, όσον αφορά την χωρική ανάλυση (spatial resolution), δεν ισχύει κάτι αντίστοιχο. Τα ηλεκτρικά σήματα από την στιγμή που ξεκινάνε από την πηγή τους, μέχρι να καταλήξουν στα ηλεκτρόδια, διασκορπίζονται κατά την διέλευση τους από το κρανίο. Συνεπώς το σήμα που ανιχνεύεται από ένα ηλεκτρόδιο σε μια συγκεκριμένη περιοχή δεν προέρχεται μόνο από το σημείο του εγκεφάλου που καλύπτει, αλλά και από τα γειτονικά. Αυτό το πρόβλημα μπορεί να αντιμετωπιστεί κάνοντας χρήση περισσότερων ηλεκτροδίων, και χρήσης τεχνικών χωρικού φιλτραρίσματος, για την



(a)



(b)

Σχήμα 2.1: Εικόνα (α), Η πρώτη συσκευή καταγραφής ΗΕΓ που κατέγραψε την κυματομορφή σε ταινία χαρτιού [14, 15]. Εικόνα (β), Ο υπερσύγχρονος εγκεφαλογράφος της g.tec, μπορεί να καταγράψει ταυτόχρονα δεδομένα από 128 ηλεκτρόδια, ο ενισχυτής αναλαμβάνει την ενίσχυση και ψηφιοποίηση των σημάτων, τα οποία στέλνονται στην μονάδα επεξεργασίας και απεικόνισης.

λύση του αντίστροφου προβλήματος, δηλαδή την εύρεση του πραγματικού ηλεκτρικού σήματος που ξεκίνησε από κάθε περιοχή του εγκεφάλου. Ένας άλλος τρόπος είναι να χρησιμοποιηθούν ηλεκτρόδια που εισχωρούν σε μεγαλύτερο βάθος, πλησιάζοντας την πηγή του σήματος, πριν αυτό αλλοιωθεί από το κρανίο, προσφέροντας πολύ καλύτερη χωρική ανάλυση. Το εγκεφαλογράφημα που κάνει χρήση τέτοιου τύπου ηλεκτρόδια, ονομάζεται επεμβάτικο (invasive EEG).

2.2 Εγκεφαλογράφος

Η συσκευή που χρησιμοποιείται για την καταγραφή του εγκεφαλογραφήματος, ονομάζεται εγκεφαλογράφος, και είναι μια πολύπλοκη συσκευή με διάφορα υποσυστήματα. Από τις αρχές του 20ου αιώνα που δημιουργήθηκε ο πρώτος εγκεφαλογράφος, μέχρι σήμερα, έχουν υπάρξει δραματικές αλλαγές στον τρόπο υλοποίησης τους, με ποιο σημαντική την εισαγωγή της ψηφιακής τεχνολογίας στην αλυσίδα επεξεργασίας του σήματος. Τα υποσυστήματα που παραθέτονται στην συνέχεια, περιέχονται σε όλους τους σύγχρονους εγκεφαλογράφους, χωρίς να σημαίνει πως δεν υπάρχουν παραλλαγές και επιπλέον υποσυστήματα σε άλλους.

2.2.1 Ηλεκτρόδια

Τα ηλεκτρόδια στην πραγματικότητα, είναι μετατροπείς, οι οποίοι ανιχνεύουν την κατανομή των ιόντων στην επιφάνεια των ιστών που καλύπτουν, μετατρέποντας το ιοντικό ρεύμα σε ρεύμα ηλεκτρόνιων. Τα ηλεκτρόδια χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες, τα 'υγρά' (wet) και τα 'στεγνά' (dry) και καθένα από αυτά μπορεί να είναι είτε μιας χρήσης, είτε επαναχρησιμοποιούμενο. Ένα ακόμα κριτήριο που τα διαφοροποιεί είναι ενεργά η παθητικά, αν δηλαδή κατασκευάζονται με έναν ενισχυτή ενσωματωμένο στο ίδιο πακέτο (ενεργά), η όχι (παθητικά).

- **Υγρά (Wet) Ηλεκτρόδια**

Αυτού του τύπου τα ηλεκτρόδια είναι κατά κύριο λόγω παθητικά, και χρησιμοποιείται αγώγιμο υγρό μεταξύ του δέρματος και του ηλεκτροδίου προκειμένου να επιτευχθεί αποδεκτή αντίσταση επαφής, η οποία κυμαίνεται μεταξύ 5k και 20k [31], έτσι ώστε να εξασφαλιστεί καλή ποιότητα σήματος ΗΕΓ με υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβο (SNR). Ο συχνότερος τύπος 'υγρών' ηλεκτροδίων είναι τα αργύρου-χλωριούχου αργύρου (Ag – AgCL) 2.2, τα οποία αποτελούνται από ένα δισκίο, από καθαρό άργυρο 99.9%, επικαλυψμένα από ένα λεπτό στρώμα χλωριούχου αργύρου. Είναι ευρέως χρησιμοποιούμενα λόγω του χαμηλού κόστους τους, της ευκολίας στην χρήση τους, καθώς και το ότι δεν είναι τοξικά.

Ένα άλλο είδος υγρών ηλεκτροδίων, χρησιμοποιούνται στον εγκεφαλογράφο Eros που κατασκευάζεται από την εταιρεία Emotiv, και αποτελούνται από ένα χάλκινο ηλεκτρόδιο, επικαλυψμένο από μια λεπτή στρώση χρυσού. Η επαφή με το δέρμα γίνεται μέσω ενός κυλινδρικού σφουγγαριού (felt pad), το οποίο διαποτίζεται σε αλατούχο διάλυμα (saline) για την ελάττωση της αντίστασης επαφής.

Παρότι η επίδοση των υγρών ηλεκτροδίων είναι πολύ ικανοποιητική, και χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς για τις νέες τεχνολογίες ηλεκτροδίων που εμφανίζονται, μια σειρά από μειονεκτήματα, εμποδίζει την χρήση τους σε περιβάλλοντα εκτός εργαστηρίου. Το πρώτο και βασικότερο είναι η δυσκολία που έχουν στην εφαρμογή τους και η άβολη αίσθηση που έχουν κατά την χρήση τους λόγω του υγρού στοιχείου. Συνήθως, απαιτείται ειδικός καθαρισμός του σημείου επαφής πριν την χρήση, για την επίτευξη καλύτερου σήματος, αλλά και μετά το πέρας της διαδικασίας, για να καθαριστεί το δέρμα από τα υπολείμματα του αγώγιου υγρού. Επιπλέον, η επίτευξη της επιθυμητής αντίστασης που αναφέρθηκε προηγουμένως, μπορεί να καθυστερήσει σημαντικά. Τέλος, λόγω της πτητικότητας του αγώγιου υγρού, υπάρχει ένα μικρό περιθώριο λίγων ωρών, πριν να ξαναχρειαστεί να το ανανεώσουμε.

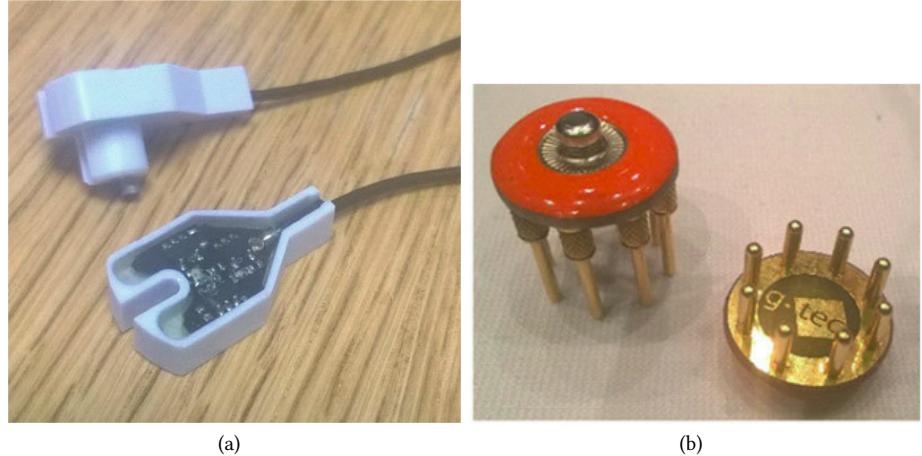
- **Στεγνά (Dry) Ηλεκτρόδια**

Τα προηγούμενα μειονεκτήματα έρχεται να τα καλύψει μια νέα τεχνολογία ηλεκτροδίων που δεν χρησιμοποιούν κάποιο αγώγιμο υγρό, αλλά εκμεταλλευόμενα τις εξελίξεις στον τομέα τεχνολογίας υλικών και των μικρο-συστημάτων



Σχήμα 2.2: Δύο ηλεκτρόδια αργύρου-χλωριούχου αργύρου ($\text{Ag} - \text{AgCl}$), ένα μίας χρήσης (a) και ένα επαναχρησιμοποιούμενο (b). Εικόνα από [8]

(MEMS), προσπαθούν να επιτύχουν ποιότητα σήματος συγκρίσιμη με αυτή των υγρών ηλεκτροδίων. Λόγω της έλλειψής αγώγιμου υγρού, η αντίσταση επαφής μεταξύ των ηλεκτροδίων και του δέρματος είναι πολύ μεγαλύτερη σε σχέση με τα υγρά ηλεκτρόδια, συνεπώς κατά κύριο λόγο είναι ενεργά, καθώς περιέχουν και έναν χαμηλής ενέργειας ενισχυτή οργανολογίας (instrumental amplifier) με πολύ υψηλή αντίσταση εισόδου, προκειμένου να υπάρχει όσο το δυνατόν μικρότερη απώλεια σήματος. Υπάρχουν αρκετές κατηγορίες τέτοιων ηλεκτροδίων ανάλογα με την τεχνολογία κατασκευής τους και τον τρόπο επαφής τους με το δέρμα. Τα ακιδωτά ηλεκτρόδια αποτελούνται από μια συστοιχία ακίδων που είτε έρχεται σε επαφή με το δέρμα, είτε το τρυπάει για ελάχιστα μικρόμετρα, προκειμένου να διαπεράσει την εξωτερική του στρώση (stratum corneum), η οποία και ευθύνεται για το μεγαλύτερο ποσοστό της αντίστασης επαφής μεταξύ δέρματος και ηλεκτροδίου [23]. Στη δημοσίευση [42] χρησιμοποίησαν πυκνωτικά ηλεκτρόδια που δεν έρχονται σε επαφή με το δέρμα, προκειμένου να αποφευχθεί η αλλοίωση του σήματος λόγω επαφής με τα μαλλιά, αυξάνοντας όμως δραματικά την αντίσταση μεταξύ δέρματος και ηλεκτροδίου. Παρότι η έρευνα προς αυτή του του είδους τα ηλεκτρόδια φαίνεται ελπιδοφόρα και ικανή να αντιμετωπίσει τα προβλήματα των υγρών ηλεκτροδίων, στην πλειοψηφία των δημοσιεύσεων είτε δεν αναφέρονται λεπτομέρειες σχετικά με την κατασκευή τους, είτε δεν γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τις επιδόσεις των υγρών ηλεκτροδίων, συνεπώς υπάρχει ακόμα δρόμος προς αυτήν την κατεύθυνση [23].



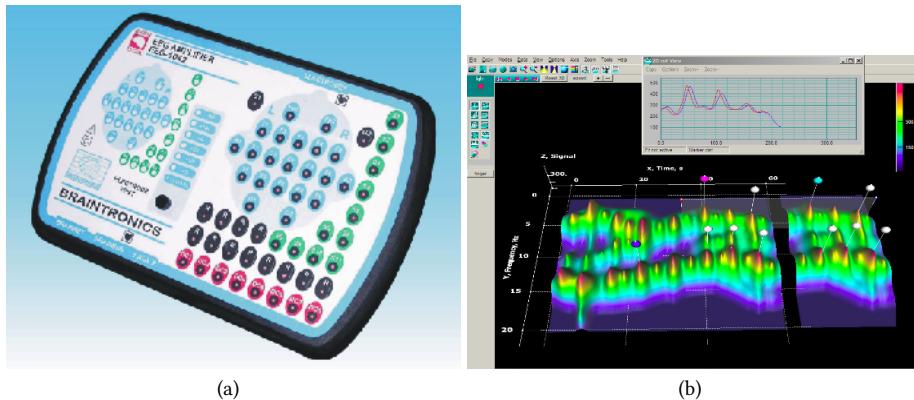
Σχήμα 2.3: (a) Λεπτομέρεια από το εσωτερικό ενός στεγνού και ενεργού ηλεκτροδίου, όπου φαίνεται η πλακέτα του ενισχυτή [8]. (b) Χαρακτηριστικό παράδειγμα ακιδωτού ηλεκτροδίου από την g.tec, που έρχεται σε επαφή με το δέρμα χωρίς να το διαπερνάει

2.2.2 Ενίσχυση και Επεξεργασία Σημάτων

Τα σήματα που λαμβάνονται από τα ηλεκτρόδια στην επιφάνεια του δέρματος κυμαίνονται μεταξύ $10\mu V$ και $100\mu V$, και πρέπει να ενισχυθούν σημαντικά προκειμένου να γίνει η επεξεργασία τους στα επόμενα στάδια. Το στάδιο της ενίσχυσης περιλαμβάνει αρχικά έναν διαφορικό ενισχυτή με υψηλή απόρριψη κοινού σήματος, και στη συνέχεια δύο η τρία ξεχωριστά στάδια ενίσχυσης με συνολικό κέρδος της τάξης του 10^6 . Επειδή τα σήματα αυτά περιέχουν πολύ θόρυβο σε συχνότητες κοντά στα $0Hz$ (DC συνιστώσα), καθώς και στα $50Hz$ ή $60Hz$, λόγω των ηλεκτρομαγνητικών παρεμβολών από ρεύματα τροφοδοσίας στον χώρο. Συνεπώς το σήμα πρέπει να περάσει από διάφορα στάδια υψιπερατού και βαθυπερατού φιλτραρίσματος. Τέλος προκειμένου να σταλθούν τα σήματα στο επόμενο στάδιο της αποθήκευσης και απεικόνισης, γίνεται η χρήση ενός Digital to Analog Converter (DAC). Εδώ φαίνεται και μια από τις χρησιμότητες της ενίσχυσης, καθώς τα DAC δεν μπορούν να λειτουργήσουν με σήματα εισόδου της τάξης των μV . Τέλος μετά την ψηφιοποίηση του σήματος χρησιμοποιούνται οπτικοί απομονωτές (optical isolator) για λόγους ασφαλείας, έτσι ώστε να μην υπάρχει κίνδυνος να διαρρεύσει ρεύμα από τα επόμενα στάδια (π.χ υπολογιστής), προς τον χρήστη του εγκεφαλογράφου.

2.2.3 Μονάδα Αποθήκευσης και Απεικόνισης Σημάτων

Αυτό το στάδιο αποτελείται από μια υπολογιστική μονάδα η οποία αποθηκεύει τα σήματα, και χρησιμοποιεί λογισμικό για την απεικόνιση των σημάτων. Επιπλέον σε πολλές περιπτώσεις υπάρχει η δυνατότητα χρήσης επιπλέον τεχνικών επεξεργασίας σε αυτό το στάδιο, όπως χρήση ψηφιακών φίλτρων, κατάτμηση του σήματος σε σημεία ενδιαφέροντος κ.α.



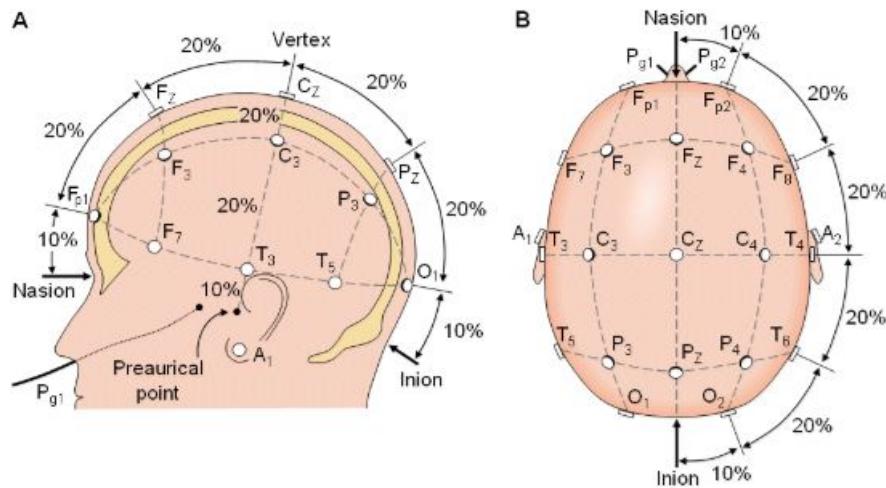
Σχήμα 2.4: (a) Ο ενισχυτής EEG-1142 της Braintronix, με ξεχωριστές αριθμημένες είσοδους για κάθε ηλεκτρόδιο, είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα των ενισχυτών που περιγράψαμε στην 2.2.2. (b) Πρόγραμμα απεικόνισης εγκεφαλογραφήματος, καθώς και τρισδιάστασης αναπαράστασης του spectrogram του από την ScienceGL.

2.3 Σύστημα 10-20

Το σύστημα 10-20 χρησιμοποιείται διεθνώς για να περιγράψει και να ορίσει την θέση των ηλεκτροδίων στο κεφάλι. Η χρήση ενός τέτοιου συστήματος είναι απαραίτητη, προκειμένου να υπάρχει ένα κοινό σημείο αναφοράς μεταξύ των ερευνητών για την αναπαραγωγή και σύγκριση των διαφόρων μεθοδολογιών στην εγκεφαλογραφία. Οι αριθμοί '10' και '20' είναι ποσοστά και συμβολίζουν το 10% και 20% της απόστασης μεταξύ των δύο αυτών, τα οποία με την σειρά τους ορίζουν την απόσταση από ένα αυτί προς το πλησιέστερο σε αυτό ηλεκτρόδιο και την απόσταση μεταξύ δύο γειτονικών ηλεκτροδίων αντίστοιχα.

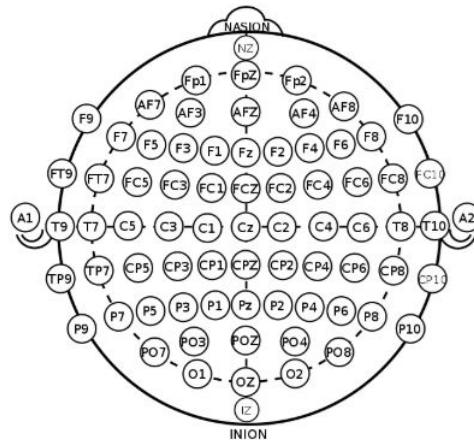
Ανάλογα με την εγκεφαλική περιοχή που καλύπτουν τα ηλεκτρόδια, παίρνουν και το όνομά τους που αποτελείται από ένα γράμμα (η συνδυασμό γραμμάτων) και έναν ζυγό αριθμό για το δεξί ημισφαίριο και περιττό για το αριστερό ημισφαίριο. Ο δείκτης z, προσδιορίζει τα ηλεκτρόδια τα οποία βρίσκονται πάνω στην διαχωριστική γραμμή μεταξύ των δύο ημισφαιρίων. Η βασική διάταξη που αποτελείται από 19 ηλεκτρόδια, είναι η εξής :

- Προμετωπιαίος φλοιός (Pre-Frontal cortex) : Fp1, Fp2
- Μετωπιαίος λοβός (Frontal lobe) : F3, F4, F7, F8, Fz
- Κροταφικός λοβός (Temporal lobe) : T3, T4, T5, T6
- Βρεγματικός λοβός (Parietal lobe) : P3, P4, Pz
- Ινιακός λοβός (Occipital lobe) : O1, O2
- Κεντρική περιοχή (Central) : C3, C4, Cz



Σχήμα 2.5: Τοποθεσίες ηλεκτροδίων με βάση το σύστημα 10-20. Εικόνα από [26].

Το παραπάνω σύστημα μπορεί να επεκταθεί έτσι ώστε να καλύψει καταστάσεις στις οποίες απαιτείται μεγαλύτερος αριθμός ηλεκτροδίων, ορίζοντας νέες εγκεφαλικές περιοχές μεταξύ αυτών που αναφέρθηκαν, ή και διαφορετικές σχετικές αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων.



Σχήμα 2.6: Επέκταση συστήματος 10-20. Εικόνα από [26].

2.4 Διεπαφές εγκεφάλου – υπολογιστή (Brain Computer Interfaces)

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγική ενότητα 1.1, οι διεπαφές εγκεφάλου - υπολογιστή (BCIs) εκμεταλλευόμενες την εξέλιξη στις τεχνικές ανάλυσης σημάτων του εγκεφάλου, επιτρέπουν στους χρήστες να επικοινωνούν με το εξωτερικό περιβάλλον χωρίς να απαιτείται οποιαδήποτε μουσική κίνηση του χρήστη, μεταφέροντας μηνύματα

και εντολές από το μυαλό τους στον υπολογιστή. Στο παρελθόν, η ιδέα ενός BCI το οποίο θα αποκωδικοποιεί τις σκέψεις ενός ατόμου και θα τις μετατρέπει σε εντολές κατανοητές από έναν υπολογιστή, αντιμετωπίστηκε πολύ επιφυλακτικά, ως ένα πολύ περίπλοκο πρόβλημα, λόγω των τεχνικών περιορισμών που υπήρχαν, όπως η χαμηλή χρονική και χωρική ανάλυση καταγραφών, κόστος υλοποίησης real-time εφαρμογών. Σήμερα όμως, η χρήση τέτοιων διεπαφών έχει εξελιχθεί αρκετά και η πληθώρα των υλοποιήσεων έχει οδήγησε στην ανάγκη κατηγοριοποίησης τους. Σύμφωνα με την δημοσίευση [49] οι διεπαφές εγκεφάλου - υπολογιστή χωρίζονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες :

2.4.1 Active BCIs

Σε αυτού του είδους τις διεπαφές, ο χρήστης είναι αυτός που συνειδητά προσπαθεί να ελέγξει τα εγκεφαλικά του κύματα, ανεξάρτητα από οποιαδήποτε εξωτερικά ερεθίσματα. Ίσως το πιο αντιπροσωπευτικό δείγμα της κατηγορίας είναι οι διεπαφές οι οποίες βασίζονται στην ανίχνευση κυματομορφών που σχετίζονται με την σκέψη κίνησης ενός μέλους του σώματος, και όχι την πραγματική κίνηση του, γνωστή και στην βιβλιογραφία ως Motor Imagery. Για παράδειγμα, όταν ένας χρήστης σκεφτέι πως κινεί το δεξί του χέρι, το πλάτος των εγκεφαλικών σημάτων στον κινητικό φλοιό αυξάνεται στο δεξί ημισφαίριο και ελαττώνεται στο αριστερό, και αντίστοιχα για το αριστερό χέρι. Συνήθως για τις διεπαφές αυτής της κατηγορίας απαιτείται μεγάλος χρόνος εκπαίδευσης τόσο του χρήστη, για να ελέγχει και να απομονώνει τις σκέψεις του, όσο και του συστήματος, έτσι ώστε να καταλαβαίνει σωστά τις προθέσεις του χρήστη.

2.4.2 Reactive BCIs

Σε αυτήν την κατηγορία ανήκουν οι διεπαφές των οποίων η έξοδος εξαρτάται από εγκεφαλική λειτουργία που προκαλείται ως αντίδραση σε μια εξωτερική διέγερση, η οποία έχει ρυθμιστεί έτσι ώστε να κωδικοποιεί την πρόθεση του χρήστη. Ο χρήστης εξαναγκάζει τα εγκεφαλικά του σήματα να παραμένουν σε μια συγκεκριμένη κατάσταση, απλά με το να παρατηρεί η να συγκεντρώνεται σε μια συγκεκριμένη εξωτερική διέγερση. Το πλεονέκτημα αυτών των διεπαφών είναι πως τα προκαλούμενα σήματα είναι παρόμοια από χρήστη σε χρήστη, και πως απαιτείται ελάχιστη η καθόλου εκπαίδευση για να λειτουργήσουν.

2.4.3 Passive BCIs

Τέλος, σε αυτού του τύπου τις διεπαφές, ο χρήστης δεν έχει άμεσο έλεγχο του αποτελέσματος καθώς δεν απαιτείται προσπάθεια από τον χρήστη να ελέγχει τα εγκεφαλικά του σήματα. Αντί αυτού, η έξοδος του συστήματος επηρεάζεται από την νοητική

κατάσταση του χρήστη, όπως για παράδειγμα τα επίπεδα προσοχής του, τα συναισθήματα του ή τα επίπεδα κόπωσης. Πολλές φορές σε αυτού του είδους τις διεπαφές η έξοδος τους γίνεται γνωστή στον χρήστη μέσω κάποιας ηχιτικής ή οπτικής ένδειξης, επηρεάζοντας εκ νέου την νοητική του κατάσταση, και δημιουργώντας ένα είδος ανάδρασης (neuro-feedback).

Παρότι η παραπάνω κατηγοριοποίηση δίνει μια σαφή εικόνα όλων των διαφορετικών BCIs, υπάρχουν περιπτώσεις όπου τα όρια μεταξύ των παραπάνω ορισμών δεν είναι απολύτως σαφή. Για παράδειγμα, στην περίπτωση της neuro-feedback ανάδρασης, ο χρήστης είναι πολύ πιθανόν να προσπαθήσει να αλλάξει την νοητική του κατάσταση επηρεαζόμενος από την έξοδο της διεπαφής, μετατρέποντας έτσι το είδος του BCI από passive σε active. Ακόμα όμως και στην περίπτωση των active διεπαφών, η πρόθεση του χρήστη για το τι εγκεφαλικά σήματα θα παράξει, επηρεάζεται από το αποτέλεσμα της προηγούμενης πρόθεσης του, το οποίο μπορεί να θεωρηθεί ως εξωτερική διέγερση, συνεπώς καταλήγουμε σε τύπο reactive.

2.4.4 Κριτήρια Αξιολόγησης Απόδοσης των BCIs

2.4.4.1 ITR

2.4.4.2 Accuracy

2.5 Χαρακτηριστικά Εγκεφαλικά σήματα

Σε αυτό το σημείο θα αναφερθούμε σε κάποια βασικά εγκεφαλικά σήματα που παράγονται στον εγκέφαλο, είτε ακούσια είτε εκούσια, και τα οποία χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση των διαφόρων τύπων BCIs που αναφέρθηκαν στην ενότητα 2.4. Γενικά, τα EEG σήματα ταξινομούνται με κριτήριο την συχνότητά, το πλάτος, την μορφή, καθώς και την τοποθεσία στο κρανίο όπου καταγράφονται.

2.5.1 Εγκεφαλικοί ρυθμοί

Αυτού του είδους τα σήματα εμφανίζονται φυσιολογικά σε όλους του εγκεφάλους, ταξινομούνται με κριτήριο την συχνότητα τους, και η παρουσία τους ή η απουσία τους, βοηθάει την εξαγωγή συμπερασμάτων όσον αφορά τόσο την νοητική κατάσταση του χρήστη, όσο και την ύπαρξη κάποια νευρολογικής ασθένειας. Τα σχόλια που ακολουθούν για καθέναν από τους ρυθμούς αυτούς αφορούν υγιής ενήλικες οργανισμούς, καθώς στην αντίθετη περίπτωση υπάρχουν αρκετές διαφοροποιήσεις, το οποίο σημαίνει πως οι ρυθμοί αυτοί μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για την διάγνωση ασθενειών.

- **Κύματα Δέλτα**

Κύματα Δέλτα ονομάζουμε τις συχνότητες με εύρος $0.5 - 4\text{Hz}$ και εμφανίζονται κυρίως σε νεογνά και ενήλικες κατά την διάρκεια του ύπνου (deep stage 3 of NREM), και ίσως εμπλέκονται στην διαδικασία σχηματισμού της μνήμης [27]

- **Κύματα Θήτα**

Κύματα Θήτα ονομάζονται οι κυματομορφές με εύρος συχνοτήτων $4 - 8\text{Hz}$ και σε φυσιολογικούς ενήλικες εμφανίζονται σε πολύ μικρή ποσότητα, και συχνά όταν κάποιος βρίσκεται στην κατάσταση της ονειροπόλησης (daydreaming)

- **Κύματα Άλφα**

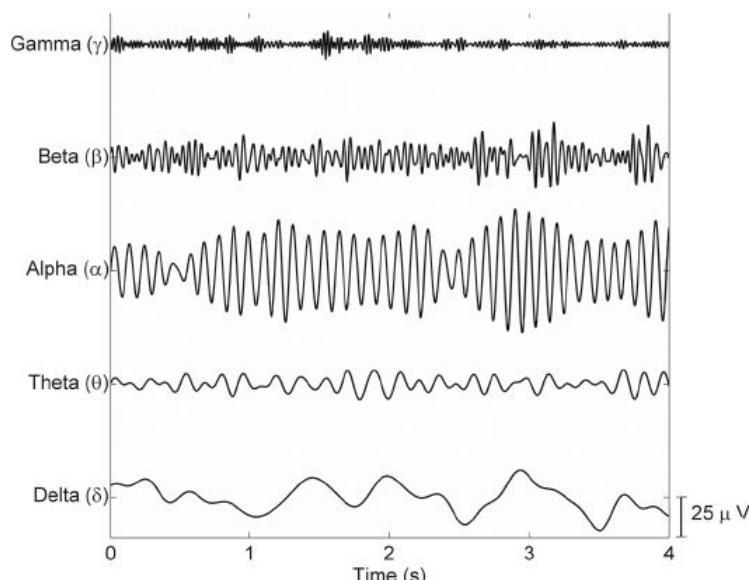
Τα κύματα Άλφα, τα οποία ήταν τα πρώτα κύματα που ανιχνεύτηκαν στον εγκέφαλο από τον Hans Berger [1], και κυμαίνονται μεταξύ $8 - 13\text{Hz}$. Κυρίως εμφανίζονται στον οπτικό φλοιό κατά την διάρκεια της ξεκούρασης με κλειστά μάτια, όχι όμως σε κατάσταση ύπνου, όπου τότε ελαττώνονται.

- **Κύματα Βήτα**

Τα κύματα Βήτα ανακαλύφθηκαν και αυτά από τον Hans Berger, αμέσως μετά τα Άλφα, και η συχνότητα τους κυμαίνεται μεταξύ $13 - 30\text{Hz}$. Εμφανίζονται όταν το άτομο έχει ανοιχτά μάτια, και βρίσκεται σε κατάσταση συγκέντρωσης, όταν προσπαθεί να λύσει ένα πρόβλημα ή και σε καταστάσεις άγχους.

- **Κύματα Γάμμα**

Το εύρος συχνοτήτων των κυμάτων Γάμμα είναι μεταξύ $30 - 80\text{Hz}$, και όπως και τα Βήτα, εντοπίζονται στον εγκέφαλο σε καταστάσεις έντονης εγρήγορσης [5]. Παρόλαυτα έχουν καταγραφεί και κατά τις φάσεις του REM ύπνου, κατά την οποία δεν υπάρχει συνείδηση και εγρήγορση στο άτομο [41].



Σχήμα 2.7: Γραφική αναπαράσταση των φυσιολογικών κυματομορφών του εγκεφάλου. Εικόνα από [39]

2.5.2 Προκλητά Δυναμικά (ΠΔ)

Ως προκλητά δυναμικά, ορίζονται οι διαφορές δυναμικού στο εγκεφαλικό σήμα που ανιχνεύονται σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, ως αντίδραση σε ένα εξωτερικό ερέθισμα. Τα δυναμικά αυτά παρουσιάζουν μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον και χρησιμοποιούνται κατά κόρον, τόσο για την διάγνωση ασθενειών του εγκεφάλου και των νεύρων, όσο και για την υλοποίηση BCIs. Ένας λόγος που χρησιμοποιούνται ευρέως σε BCIs, είναι πως τα προκλητά δυναμικά μπορούν να αναπαραχθούν κατά βούληση, κατά την διάρκεια πειραμάτων στα οποία παρέχουμε την κατάλληλη διέγερση, συνεπώς είναι πιο εύκολη η μελέτη τους για την χρήση τους σε διεπαφές εγκεφάλου - υπολογιστή, συγκριτικά με άλλα εγκεφαλικά σήματα όπως η φυσιολογικοί εγκεφαλικοί ρυθμοί, που εξαρτώνται από την ψυχολογία και την κατάσταση του ατόμου. Τα ΠΔ χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες, τα ενδογενή και τα εξωγενή δυναμικά [43]. Τα εξωγενή δυναμικά σχετίζονται άμεσα με τα χαρακτηριστικά του εξωτερικού ερεθίσματος (π.χ ένταση, συχνότητα), ενώ τα ενδογενή δυναμικά σχετίζονται με την ψυχολογική αντίδραση του ατόμου στο εξωτερικό ερέθισμα. Στη συνέχεια θα αναφερθούμε στα πιο γνωστά σήματα κάθε κατηγορίας. Τέλος αξίζει να αναφερθεί πως για κάθε μια από αυτές τις κατηγορίες, τα ερεθίσματα μπορούν να είναι διαφόρων ειδών, όπως οπτικά, ακουστικά, σωματικά κ.α.

2.5.2.1 Ενδογενή ΠΔ - P300

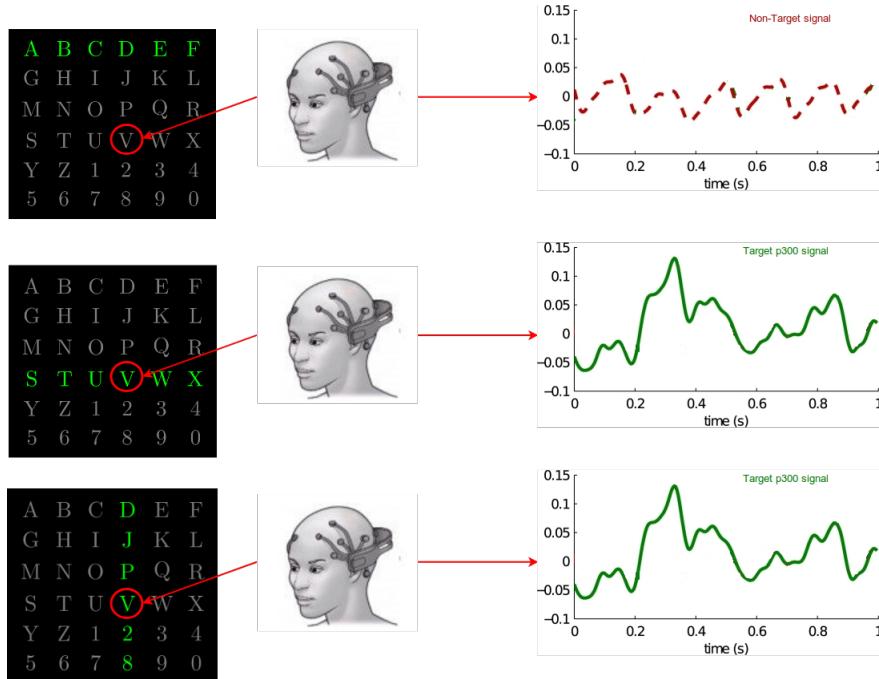
2.5.2.1.1 Περιγραφή

Το ενδογενές δυναμικό που κυριαρχεί τόσο στην έρευνα όσο και στην χρήση του σε BCIs, είναι το P300 [16]. Αποτελείται από μια θετική διακύμανση στην τάση, η οποία κατά μέσο όρο προκύπτει 300ms αφότου εμφανιστεί το ερέθισμα. Το πλάτος της διακύμανσης κυμαίνεται περίπου από 30μV στην περιοχή του εγκεφάλου που καλύπτεται από το ηλεκτρόδιο Pz, ενώ αρκετά χαμηλότερο πλάτος, κοντά στα 5μV, στην περιοχή Fz [34]. Προκειμένου να προκληθούν σήματα P300, το άτομο πρέπει να συγκεντρώνει την προσοχή του σε σπανίως εμφανιζόμενα ερεθίσματα (target), τοποθετημένα τυχαία ανάμεσα σε μια σειρά από συχνά εμφανιζόμενα ερεθίσματα (non target). Αυτή η διαδικασία είναι γνωστή στην ξένη βιβλιογραφία ως “oddball paradigm”. Υπάρχουν αρκετοί λόγοι που καθιστούν τα P300 τόσο δημοφιλή. Αρχικά, τα P300 είναι σήματα τα οποία μπορούν να δημιουργηθούν στον εγκέφαλο του καθενός, χωρίς να απαιτείται σχεδόν καθόλου εκπαίδευση από τον χρήστη. Επιπλέον, είναι εύκολα ανιχνεύσιμα, και αρκετά συνεπή όσον αφορά τον χρόνο που θα εμφανιστούν μετά το κατάλληλο ερέθισμα [12].

2.5.2.1.2 Εφαρμογές

Ίσως η πιο διάσημη εφαρμογή των P300 είναι σε συστήματα BCI, και συγκεκριμένα σε μηχανές συλλαβισμού (spellers). Πρώτοι οι Farwell και Donchin περιέγραψαν και

υλοποίησαν μια τέτοια μηχανή [11]. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι η εξής. Αρχικά δημιουργήθηκε ένα γραφικό περιβάλλον, που παράγει τα οπτικά ερεθίσματα που θα προκαλέσουν τα P300, και αποτελείται από ένα πίνακα 6x6 με αλφαριθμητικούς χαρακτήρες. Κάθε γραμμή και στήλη του πίνακα, ακολουθεί ένα μοτίβο που αποτελείται από 100ms κατά τα οποία όλα τα στοιχεία της κάθε γραμμής ή στήλης έχουν υψηλή φωτεινότητα, και 80ms χαμηλή. Το μοτίβο αυτό συμβαίνει διαδοχικά σε κάθε γραμμή ή στήλη, και με τυχαία σειρά. Συνεπώς δημιουργείται μια ακολουθία 12 τέτοια μοτίβα. Ο χρήστης κάθε φορά είναι συγκεντρωμένος σε ένα συγκεκριμένο αλφαριθμητικό, το οποίο ταυτόχρονα ανήκει σε μια γραμμή και μια στήλη, που αποτελούν τα target ερεθίσματα, σε αντίθεση με τα non-target που αποτελούνται από τις άλλες 10 στήλες και γραμμές. Ανιχνεύοντας λοιπόν τα P300 σήματα που παράγονται, είναι δυνατόν να παρθεί απόφαση για το αλφαριθμητικό στο οποίο είχε συγκεντρωθεί ο χρήστης. Το ποσοστό επιτυχίας που σημείωσαν οι χρήστες ήταν 95% με ταχύτητα 1 χαρακτήρα κάθε 26 δευτερόλεπτα.



Σχήμα 2.8: Παράδειγμα διέπαφης βασισμένης στα P300 σήματα, για την υλοποίηση μηχανής συλλαβισμού. Ο χρήστης συγκεντρώνεται στο επιθυμητό γράμμα (V), και παράγονται P300 σήματα, όταν φωτιστεί η γραμμή και η στήλη που το περιέχουν.

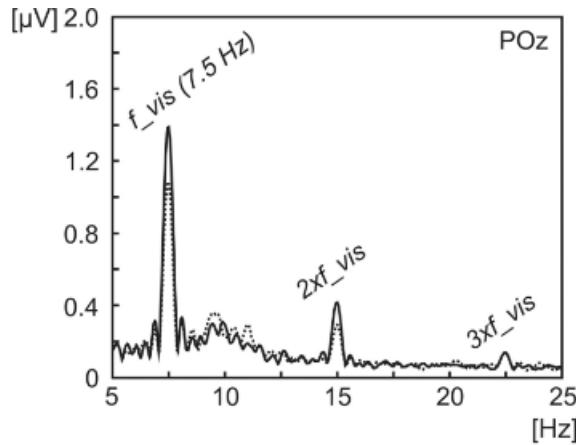
2.5.2.2 Εξωγενή ΠΔ - SSVEP

2.5.2.2.1 Περιγραφή

Συνήθως τα εξωγενή προκλητά δυναμικά παράγονται από ένα διακριτό ερέθισμα, απομονομένο χρονικά από άλλα πιθανά ερεθίσματα. Ωστόσο, είναι δυνατή η παραγωγή δυναμικών στον εγκέφαλο, προκαλούμενα από μια ακολουθία διεγέρσεων (impulse train), οι οποίες εμφανίζονται διαδοχικά με σταθερή συχνότητα. Επειδή η

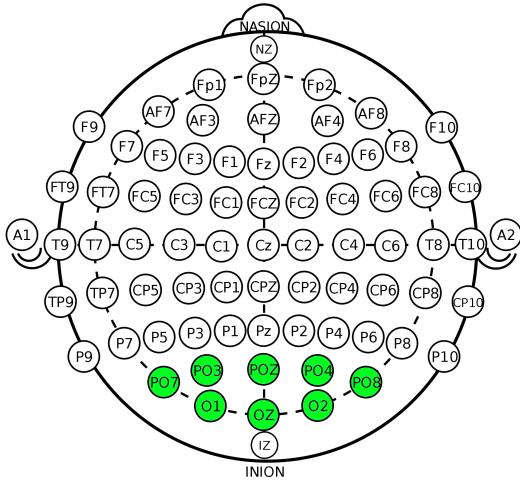
απόκριση σε μια τέτοια ακολουθία οπτικών διεγέρσεων είναι σχετικά σταθερή σε πλάτος, φάση, ονομάστηκαν το 1966 από τον Regan [35], οπτικά προκλητά δυναμικά σταθερής κατάστασης, ή αλλιώς Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP). Ωστόσο η ανακάλυψη αυτών των δυναμικών φαίνεται να έγινε πρώτη φορά το 1935, από τους Adrian και Matthews [13], χωρίς όμως να τους δώσουν κάποια συγκεκριμένη ονομασία.

Η σημαντική λεπτομέρεια που καθιστά τα SSVEP τόσο χρήσιμα στην υλοποίηση διεπαφών εγκεφάλου - υπολογιστή, είναι πως η συχνότητα της προκαλούμενης κυματομορφής στον εγκέφαλο, συμπίπτει με την συχνότητα των οπτικών παλμών της διέγερσης. Με αυτόν τον τρόπο, δημιουργώντας οπτικές πηγές που εκπέμπουν παλμούς σε διαφορετικές συχνότητες, μπορούμε να αντιστοιχίσουμε κάποιες επιθυμητές εντολές σε κάθε μία από αυτές, και συνεπώς μέσω ανάλυσης των παραγόμενων SSVEP σημάτων, να ανιχνεύεται η φωτεινή πηγή στην οποία είναι συγκεντρωμένος ο χρήστης, δηλαδή η εντολή την οποία θέλει να πραγματοποιήσει.



Σχήμα 2.9: SSVEP σήματα που παράχθηκαν ως αντίδραση στον εστιασμό των ματιών σε φωτεινή διέγερση συχνότητας 7.5Hz . Παρατηρούμε πως εκτός από την κύρια συνιστώσα, έχουμε έντονες κορυφές και στις αρμονικές συχνότητες, δηλαδή 15Hz και 22.5Hz . Εικόνα από [38]

Το σημείο του εγκεφάλου που παράγονται τα SSVEP σήματα βρίσκεται στον ινιακό φλοιό (occipital lobe), το οποίο είναι λογικό αν σκεφτούμε πως εκεί βρίσκεται το κέντρο επεξεργασίας της όρασης στον εγκέφαλο. Στο απλό σύστημα 10-20 υπάρχουν μόνο δύο ηλεκτρόδια που καλύπτουν τον φλοιό, τα O1 και O2, ένω στις επαυξημένες εκδοχές του συστήματος, βρίσκουμε επιπλέον και τα ηλεκτρόδια, Oz που βρίσκεται ανάμεσα στα O1 και O2, καθώς και τα PO3, PO7, POz, P04, P08, που καλύπτουν τα σύνορα μεταξύ ινιακού και βρεγματικού λοβού. Στις περισσότερες μελέτες χρησιμοποιείται διάφοροι πιθανοί συνδυασμοί των παραπάνω ηλεκτροδίων, η και όλα. Ωστόσο η καλύτερη ποιότητα SSVEP σήματος, φαίνεται να εμφανίζεται στα O2 και Oz [32].



Σχήμα 2.10: Ηλεκτρόδια που καλύπτουν τον ινιακό λοβό και την γύρω περιοχή, και στα οποία εμφανίζονται τα SSVEP σήματα.

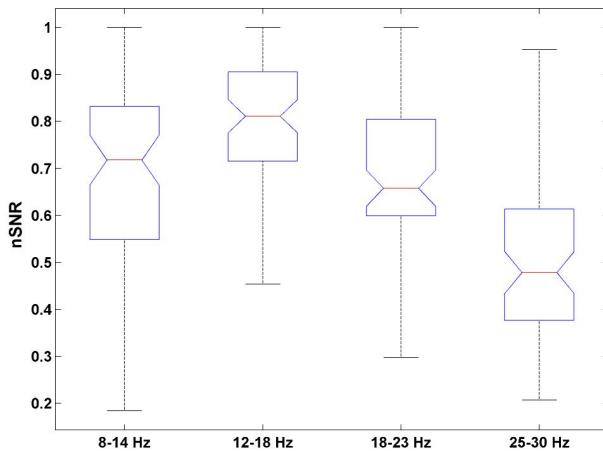
2.5.2.2.2 Επιλογή Συχνοτήτων των Οπτικών Διεγέρσεων

Προκειμένου να προκληθούν SSVEP, η συχνότητα της διέγερσης πρέπει να ανήκει στο εύρος $3.5 - 75\text{Hz}$. Συνήθως χωρίζουμε το εύρος αυτό σε 3 περιοχές, τα εύρη των οποίων όμως ορίζονται διαφορετικά από μελέτη σε μελέτη. Σύμφωνα με τον Regan [36] έχουμε: Χαμηλές συχνότητες $1 - 12\text{Hz}$, Μεσαίες συχνότητες $12 - 30\text{Hz}$, και Υψηλές συχνότητες $30 - 60\text{Hz}$. Ένα από τα σημαντικότερα ερωτήματα, είναι το πώς μπορούμε να επιλέξουμε εκείνες τις συχνότητες που θα αποφέρουν μέγιστη απόδοση στο σύστημά μας. Η μεγάλη ποικιλία των συχνοτήτων που χρησιμοποιούνται στην βιβλιογραφία, είναι σημάδι πως αυτό το ερώτημα είναι ακόμα αναπάντητο. Ενδεικτικά, στην βιβλιογραφική δημοσίευση [50], μελετήθηκε το είδος των διεγέρσεων που χρησιμοποιήθηκαν σε 57 διαφορετικές ερευνητικές εργασίες, όπου συνολικά υπήρξαν 35 διαφορετικοί συνδυασμοί συχνοτήτων. Επιπλέον, στην ίδια εργασία, αναφέρεται πως σε 49 εργασίες χρησιμοποιήθηκαν συχνότητες που άνηκαν στην χαμηλή ζώνη.

Η χρήση χαμηλο-μεσαίων συχνοτήτων υποστηρίζεται από το γεγονός πως τα παραγόμενα SSVEP έχουν καλό σηματο-θορυβικό λόγο (SNR) και μπορούν να παραχθούν εύκολα [48]. Ωστόσο παρουσιάζουν και σημαντικά μειονεκτήματα. Η εστίαση της προσοχής σε πηγές φωτός που πάλλονται σε χαμηλές συχνότητες μπορεί να προκαλέσει κούραση (fatigue) του ματιού [21], ημικρανίες. [10], ακόμα και επιληπτικές κρίσεις [21]. Τέλος ένας άλλος σημαντικός λόγος, είναι πως η περιοχή αυτών των συχνοτήτων περιλαμβάνει τις συχνότητες όπου εμφανίζονται τα κύματα Άλφα 2.5.1, τα οποία είναι τα πιο συχνά εμφανιζόμενα κύματα στον ανρθώπινο εγκέφαλο, προκαλώντας την παραγωγή πολλών false positive, δηλαδή την ανίχνευση SSVEP σημάτων, χωρίς να υπάρχουν πραγματικά. Αντιθέτως η χρήση υψηλών συχνοτήτων, προκαλεί λιγότερη κούραση στο μάτι, χωρίς τον κίνδυνο επιληπτικών κρίσεων και με σαφώς λιγότερα false positives. Το πλάτος των παραγόμενων SSVEP σημάτων ελαττώνεται με την αύξηση της συχνότητας διέγερσης, χωρίς όμως να ελαττώνεται με τον ίδιο

ρυθμό ο SNR, καθώς στις υψηλές συχνότητες, ελαττώνεται και ο θόρυβος λόγω μειωμένης εγκεφαλικής δραστηριότητας [46].

Ανεξαρτήτως ποιας ζώνης οι συχνότητες θα επιλεγούν για την υλοποίηση μιας τέτοιας διεπαφής, πρέπει να ληφθεί ιδιαίτερη προσοχή έτσι ώστε καμία συχνότητα να μην είναι ακέραιο πολλαπλάσιο κάποιας άλλης, δηλαδή να μην είναι αρμονική συχνότητα. Ο λόγος είναι πως μια συγκεκριμένη συχνότητα διέγερσης, παράγει SSVEP σήματα τόσο σε αυτήν την συχνότητα όσο και στις αρμονικές τις, όπως φαίνεται και στην εικόνα 2.9. Για παράδειγμα, στην περίπτωση διεπαφής με δύο οπτικές διεγέρσεις, μία στα 10Hz και μία στα 20Hz , η ανίχνευση της συχνότητας 20Hz στο SSVEP σήμα, θα μπορούσε να προκληθεί είτε ο χρήστης κοίταγε την διέγερση των 10Hz είτε των 20Hz .



Σχήμα 2.11: Κατανομή SNR σε κάθε συχνοτική περιοχή, όπου η κόκκινη γραμμή αναπαριστά την ενδιάμεση τιμή των μετρήσεων για 10 διαφορετικά άτομα. Εικόνα από [20]

2.5.2.2.3 Τύπος Οπτικής Διέγερσης

Ένας ακόμα σημαντικός παράγοντας που μαζί με την κατάλληλη επιλογή συχνοτήτων επηρεάζουν πιο πολύ την ποιότητα του σήματος, είναι το είδος της συσκευής που θα χρησιμοποιηθεί για να επιτευχθεί η επαναλαμβανόμενη διέγερση [47]. Κάνοντας μια ανασκόπηση στην βιβλιογραφία παρατηρούμε πως υπάρχουν 3 βασικοί τρόποι επίτευξης της επαναλαμβανόμενης οπτικής διέγερσης (ΕΟΔ) [50] :

- Πηγές Φωτός

Τέτοιους είδους οπτικές διεγέρσεις δημιουργούνται κάνοντας χρήση φωτεινών πηγών όπως Light Emitting Diodes (LEDs), λαμπτήρων φθορισμού, ή λαμπτήρων με Ξένο (Xe). Στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, απαιτείται ξεχωριστό κύκλωμα οδήγησης το οποίο παρέχει και τους κατάλληλους παλμούς για την διαμόρφωση της κατάλληλης συχνότητας. Η πρώτη διεπαφή SSVEP το 1996 [6], χρησιμοποιούσε Λαμπτήρες φθορισμού, ωστόσο πλέον τα LEDs κυριαρχούν. Ενδεικτικά, στην ίδια βιβλιογραφική δημοσίευση [50] που αναφέρθηκε

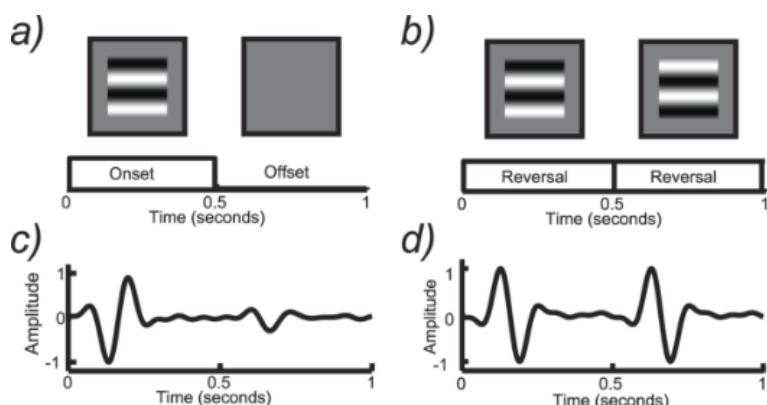
στην προηγούμενη παράγραφο, 24 από τις 58 εργασίες χρησιμοποίησαν LEDs διαφόρων χρωμάτων.

- Μονά Μοτίβα σε Οθόνη

Τα μοτίβα αυτά συνήθως είναι δισδιάστατα σχήματα (παραλληλόγραμμα, βελάκια κ.α) τα οποία δημιουργούνται σε οθόνες, και η συχνότητα διαμόρφωσης αυτής της διέγερσης καθορίζονται από τους χρόνους που εμφανίζονται και εξαφανίζονται από την οθόνη.

- Διπλά Μοτίβα σε Οθόνη

Σε αυτή την κατηγορία υπάρχουν 2 διαφορετικά μοτίβα-σχήματα, συμπληρωματικά μεταξύ τους, τα οποία εναλλάσσονται. Η βασική διαφορά με την προηγούμενη κατηγορία, είναι πως ενώ στην περίπτωση του ενός σχήματος, η συχνότητα της οπτικής διέγερσης (2 εναλλαγές μεταξύ των μοτίβων) προκαλεί SSVEP σήματα στην ίδια συχνότητα, αυτή η κατηγορία προκαλεί SSVEP στην διπλάσια συχνότητα.



Σχήμα 2.12: Παράδειγμα ενός πλήρη κύκλου οπτικής διέγερσης για την περίπτωση μονών (a) και διπλών συμπληρωματικών (b) μοτίβων, καθώς και η μορφή των παραγόμενων SSVEPs, στα οποία φαίνεται πως για ίδια συχνότητα διέγερσης τα διπλά μοτίβα προκαλούν SSVEPs διπλάσιας συχνότητας. Εικόνα από [30]

Κεφάλαιο 3

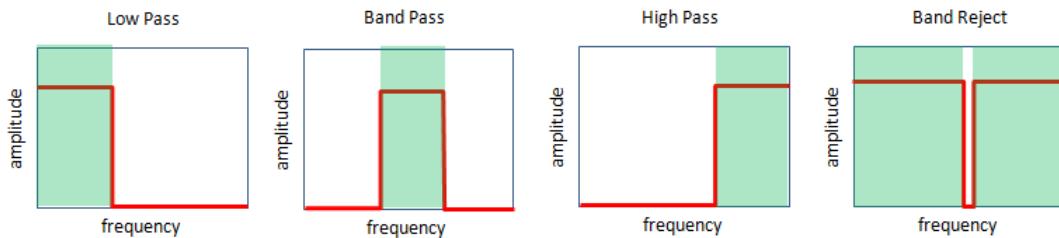
Θεωρητικό υπόβαθρο

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστούν όλες οι υπολογιστικές μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την διπλωματική εργασία, και που αφορούν την προεξεργασία των εγκεφαλικών σημάτων, την εξαγωγή κατάλληλων-αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών από τα σήματα, τα οποία θα χρησιμοποιηθούν ως είσοδος στους αλγορίθμους απόφασης και μηχανικής μάθησης. Σε αυτό το επίπεδο θα γίνει μόνο μια αναφορά στα γενικά χαρακτηριστικά της κάθε μεθόδου, οπότε είναι πιθανό να μην γίνει άμεσα αντιληπτός ο συγκεκριμένος τρόπος με τον οποίον θα εφαρμοστεί η κάθε μέθοδος στο παρών πρόβλημα. Αυτού του είδους η ανάλυση θα γίνει στις υποενότητες [5.2.4](#) και [5.2.5](#).

3.1 Αποθορυβοποίηση - Φιλτράρισμα

3.1.1 Είδη Φίλτρων

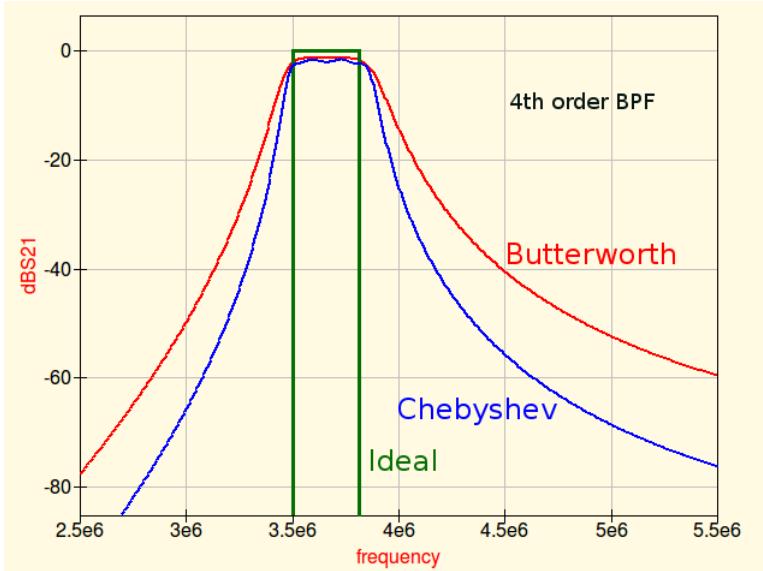
Γενικά η λειτουργία ενός φίλτρου μπορεί να χαρακτηριστεί από τη χαρακτηριστική του απόκριση στο πεδίο του χρόνου. Πιο συγκεκριμένα, οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες κατηγορίες αφορούν φίλτρα τα οποία επιτρέπουν την διέλευση συχνοτήτων από ένα κατώφλι και άνω, όπου ονομάζονται υψηπερατά, ενώ από ένα κατώφλι και κάτω, βαθυπερατά. Τέλος υπάρχουν και αυτά που είτε επιτρέπουν την διέλευση μεταξύ δύο προκαθορισμένων συχνοτήτων (ζωνοπερατά), είτε την εμποδίζουν (φραγμού-ζώνης).



Σχήμα 3.1: Τα τέσσερα βασικά είδη φίλτρων με βάση τις ζώνες συχνοτήτων που επιτρέπουν-απορρίπτουν. Αξίζει να σημειωθεί πως οι υποφαινόμενες αποκρίσεις στο πεδίο της συχνότητας, αναφέρονται σε ιδανικά φίλτρα (brick-wall filters), και πως στα πραγματικά, οι ζώνες αποκοπής δεν ορίζονται ποτέ από κάθετες γραμμές.

Ένα άλλο κριτήριο με βάση το οποίο διαχωρίζονται τα φίλτρα είναι ο τρόπος με τον οποίο κάθε στιγμή χειρίζονται τις προηγούμενες εισόδους και εξόδους του συστήματος. Τα φίλτρα των οποίων η έξοδος εξαρτάται μόνο από τις προηγούμενες εισόδους ονομάζονται Φίλτρα Πεπερασμένης Κρουστικής Απόκρισης (Finite Impulse Response - FIR), ενώ αυτά που λαμβάνουν υπόψιν τους τόσο τις προηγούμενες εισόδους, αλλά και τις προηγούμενες εξόδους ονομάζονται Φίλτρα Απειρης Κρουστικής Απόκρισης (Infinite Impulse Response - IIR). Το γεγονός πως τα IIR χρησιμοποιούν ένα είδος ανάδρασης (εξάρτηση από προηγούμενες εισόδους) είναι δυνατόν να τα καταστήσει ασταθή, πράγμα το οποίο δεν συμβαίνει με τα FIR, αν όμως χρησιμοποιηθεί με σωστό τρόπο, τότε, δεδομένων κάποιων συγκεκριμένων προδιαγραφών για ένα φίλτρο, μια IIR υλοποίηση θα ικανοποιήσει τις προδιαγραφές κάνοντας χρήση φίλτρου τάξης πολύ χαμηλότερης από το αντίστοιχο FIR, το οποίο μεταφράζεται σε λιγότερες πράξεις, άρα και σε λιγότερο υπολογιστικό χρόνο.

Ένα από τα πιο κλασσικά IIR φίλτρα σχεδιάστηκε το 1930 από το βρετανό μηχανικό και φυσικό Stephen Butterworth [1]. Βασικός στόχος του φίλτρου αυτού ήταν η επίτευξη σταθερής απόκρισης στη περιοχή διέλευσης συχνοτήτων, σε αντίθεση με τα μέχρι τότε φίλτρα τα οποία εμφάνιζαν διακυμάνσεις στην απόκρισή τους (ripple). Το τίμημα όμως για αυτήν την συμπεριφορά, είναι πως υπάρχει σχετικά μεγάλη απόκλιση στην περιοχή της συχνότητας αποκοπής, συγκριτικά με την απόκριση του αντίστοιχου ιδανικού φίλτρου.



Σχήμα 3.2: Οι τρείς διαφορετικές αποκρίσεις για δύο διαφορετικά φίλτρα 3ης τάξης και του αντίστοιχου ιδανικού. Φαίνεται ξεκάθαρα η διακύμανση (ripple) στην ζώνη διέλευσης για ένα φίλτρο τύπου Chebyshev, η οποία δεν υπάρχει στο Butterworth, καθώς και η μεγάλη απόκλιση του Butterworth σε σχέση με το ιδανικό, όσον αφορά τις δύο ζώνες αποκοπής.

3.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών - Μηχανική Μάθηση

3.2.1 Φασματική Ανάλυση Ισχύος - Power Spectral Density (PSD)

Η φασματική ανάλυση μελετάει το τρόπο με τον οποίον η συνολική ενέργεια ενός σήματος κατανέμεται σε κάθε για από τις συχνότητες που το αποτελούν. Μια από τις πρώτες και πιο απλές μεθόδους προσέγγισης του PSD είναι το περιοδόγραμμα, το οποίο μπορεί για ένα συνεχές σήμα $x(t)$ ορίζεται ως:

$$P_x(f) = \frac{1}{T} \left| \int_0^T x(t) e^{-j2\pi f t} dt \right|^2 \quad (3.1)$$

Δειγματοληπτώντας το σήμα $x(t)$ σε N σημεία, ανά T_s , τότε προκύπτει το σήμα διακριτού χρόνου $x[n] = x(t) \sum_{n \in \mathbb{Z}} \delta(t - nT_s)$, και επομένως η διακριτή προσέγγιση της εξίσωσης (3.1) είναι η εξής:

$$\begin{aligned} P_x(f) &\approx \frac{1}{NT_s} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi f n T_s} \cdot T_s \right|^2 \\ &= \frac{T_s}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi f n T_s} \right|^2 \end{aligned} \quad (3.2)$$

Υπολογίζοντας τώρα την (3.2), σε διακριτές ισαπέχουσες συχνότητες $f_k = kf_s/K$, $k = 0, 1, \dots, K - 1$, όπου $f_s = 1/T_s$, και $K \geq N$, τότε προκύπτει:

$$P_x\left(\frac{kf_s}{K}\right) \approx \frac{T_s}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi kn/K} \right|^2 = \frac{T_s}{N} |X[k]|^2 \quad (3.3)$$

όπου $X[k]$ είναι ο διάστασης K διακριτός μετασχηματισμός Fourier (DFT) του σήματος $x[n]$. Στην περίπτωση όπου $K > N$, τότε προστίθονται $K - N$ μηδενικά στο $x[n]$ (zero-padding). Στην περίπτωση όπου ο DFT υπολογιστεί μόνο από την μια πλευρά του (άθροισμα σε $N/2$ στοιχεία αντί για N , τότε ο συντελεστής T_s/N θα πρέπει να διπλασιαστεί.

Τέλος, πολύ συχνά εφαρμόζεται ένα παράθυρο $w[n]$ στο σήμα $x[n]$, πριν υπολογιστεί ο PSD, και σε αυτή την περίπτωση ο όρος N στον συντελεστή κανονικοποίησης αλλάζει, και έχουμε:

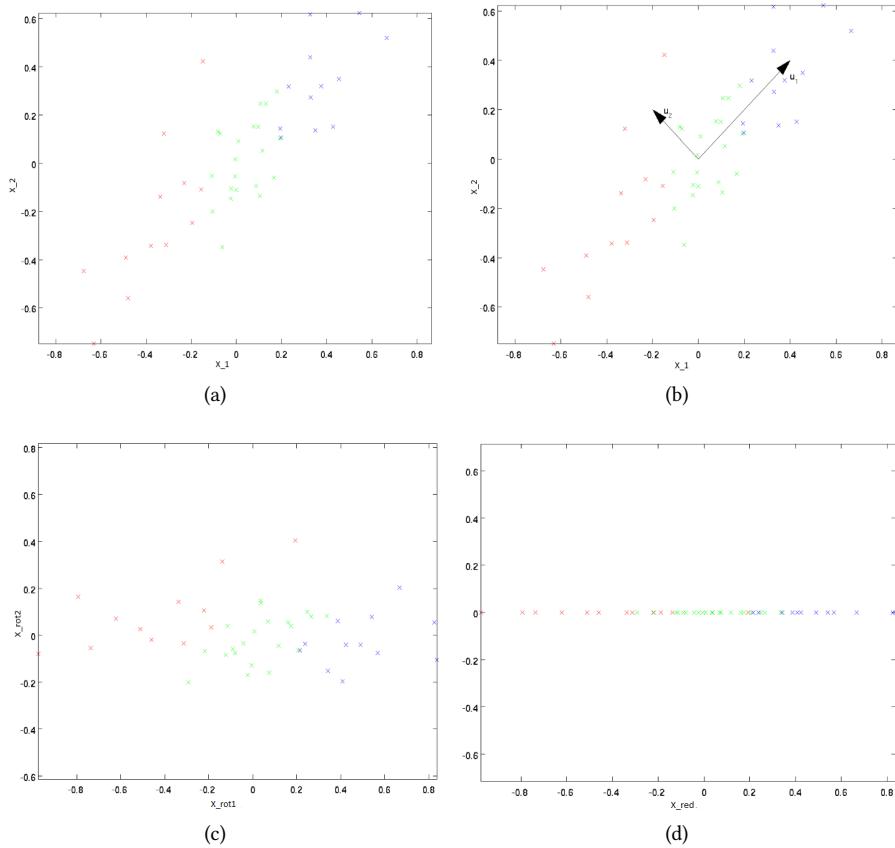
$$P_x\left(\frac{kf_s}{K}\right) \approx \frac{T_s}{W} |X[k]|^2, \text{ με } W = \sum_{i=1}^N w_i^2 \quad (3.4)$$

Παρατηρούμε πως στην περίπτωση τετραγωνικού παραθύρου, τότε $W = N$.

Η πληροφορίες που μας παρέχει η φασματική ανάλυση ενός σήματος είναι καθοριστικής σημασίας. Η γνώση των επικρατέστερων συχνοτήτων που αποτελούν το σήμα, μας δίνει την δυνατότητα να κατασκευάσουμε αρκετά αντιπροσωπευτικό σύνολο χαρακτηριστικών για αυτό, και παρότι οι μέθοδοι που βασίζονται στον μετασχηματισμό Fourier είναι επιρρεπής στην λάθος ανίχνευση συχνοτήτων, παρουσία θορύβου στο σήμα, θα δούμε πως σε συνδυασμό με άλλες μεθόδους και τεχνικές, δίνουν πολύ καλά αποτελέσματα.

3.2.2 Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών - Principal Component Analysis (PCA)

Η Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών είναι μια στατιστική μέθοδος, που στο τομέα της μηχανικής μάθησης χρησιμοποιείται πολύ συχνά για την ελάττωση των χαρακτηριστικών (features) των δειγμάτων ενός συνόλου, επιλέγοντας μόνο εκείνα τα χαρακτηριστικά τα οποία συνεισφέρουν στην διατήρηση του μεγαλύτερου ποσοστού της μεταβλητότητας (variance) του συνόλου. Μια γεωμετρική ερμηνεία της παραπάνω διαδικασίας, είναι η προσπάθεια εύρεσης των κατευθύνσεων - αξόνων μέγιστης μεταβλητότητας των δεδομένων, και η προβολή τους σε κάποιους από αυτούς τους αξόνες.



Σχήμα 3.3: Γεωμετρική ερμηνεία της PCA. a) Η αναπαράσταση ενός συνόλου δισδιάστατων δειγμάτων στο καρτεσιανό επίπεδο. b) Η PCA βρίσκει τις κατεύθυνσεις μέγιστης μεταβλητής-τότητας-διασποράς. Με το μάτι εύκολα καταλήγουμε πως η μέγιστη κατεύθυνση είναι η u_1 , ενώ η u_2 είναι η αμέσως επόμενη ορθογώνια. c) Η περιστροφή των δεδομένων ως προς την νέα ορθογώνια βάση (u_1, u_2). d) Ελάττωση της διάσταση των δειγμάτων, προβάλλοντας τα στον άξονα μέγιστης διακύμανσης.

Η χρησιμότητα της μεθόδου αυτής είναι εμφανής όταν έχουμε πολυδιάστατα δείγματα, όπως για παράδειγμα εικόνες μεγέθους 16×16 , δηλαδή δυανύσματα χαρακτηριστικών που ανήκουν στο R^{256} . Η χρήση όλων αυτών των χαρακτηριστικών σε έναν ακριβά υπολογιστικό αλγόριθμο μηχανικής μάθησης, όπως ο k-NN, θα επιβάρυνε σημαντικά την διαδικασία απόφασης, τόσο υπολογιστικά όσο και χρονικά. Με την χρήση της PCA όμως, είναι δυνατό να επιλεχθεί ένας αριθμός χαρακτηριστικών (π.χ 50-60), τα οποία να διατηρούν την πιο σημαντική στατιστική πληροφορία του συνόλου των εικόνων, με αποτέλεσμα να ελαττώνονται σημαντικά οι πόροι που χρειάζονται για την ταξινόμηση τους, χωρίς την εισαγωγή σημαντικού σφάλματος ταξινόμησης. Τέλος, ένα επιπλέον πλεονέκτημα, είναι πως σε πολλές περιπτώσεις, η PCA, βοηθάει στην αποφυγή του overfitting.

Όσον αφορά τον τρόπο υπολογισμού των κύριων συνιστωσών, θα δώσουμε ένα παράδειγμα (εικόνα 3.3), για ένα σύνολο δειγμάτων X όπου το καθένα έχει δύο χαρακτηριστικά, δηλαδή $X_i \in R^2$, όπου ο σκοπός μας είναι να του ελαττώσουμε την διάσταση

κατά ένα. Αρχικά υπολογίζουμε τον πίνακα

$$\Sigma = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{i=m} X_i (X_i)^T \quad (3.5)$$

Υποθέτοντας πως τα δεδομένα μας είναι κανονικοποιημένα έτσι ώστε $E[X_i] = 0$ τότε η εξίσωση (3.5) ορίζει τον πίνακα συνδιασποράς του συνόλου X . Αποδεικνύεται πως η κατεύθυνση μέγιστης μεταβλητότητας u_1 (εικόνα 3.3) αντιστοιχεί στο ιδιοδιάνυσμα που προκύπτει από την μεγαλύτερη ιδιοτιμή του πίνακα Σ . Αντίστοιχα η αμέσως επόμενη κατεύθυνση μέγιστης μεταβλητότητας u_2 , αντιστοιχεί στο ιδιοδιάνυσμα που προκύπτει από την αμέσως μικρότερη ιδιοτιμή. Γενικεύοντας τώρα την παραπάνω πρόταση, αν τα δεδομένα μας $X \in R^n$, και θέλουμε να τα προβάλουμε σε έναν υποχώρο διάστασης R^k , $k < n$, τότε πρέπει να διαλέξουμε τα u_1, \dots, u_k να είναι τα ιδιοδιανύσματα που προκύπτουν από τις k μεγαλύτερες ιδιοτιμές του πίνακα Σ , ο οποίος επειδή είναι συμμετρικός, τότε τα u_i , μπορούν πάντα να επιλέγονται έτσι ώστε να σχηματίζουν μια νέα ορθογώνια βάση για τα δεδομένα.

Στην συνέχεια του παραδείγματος μας τώρα, αφού υπολογίσουμε τα δύο ιδιοδιανύσματα u_1 και u_2 τότε μπορούμε να αναπαραστήσουμε τον πίνακα δεδομένων X , ως προς την ορθογώνια βάση (u_1, u_2)

$$X_{rot} = U^T X = \begin{bmatrix} u_1^T \\ u_2^T \end{bmatrix} X = \begin{bmatrix} u_1^T X \\ u_2^T X \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Χρησιμοποιήθηκε ο δείκτης rot για τα μετασχηματισμένα δεδομένα, καθώς ο πολλαπλασιασμός του X με τον ορθογώνιο πίνακα U , υποδηλώνει την περιστροφή του X .

Προκειμένου τώρα να ελαττώσουμε την διάσταση των δεδομένων, θα κρατήσουμε μόνο το μέρος του X_{rot} που προέρχεται από την κύρια συνιστώσα, δηλαδή το ιδιοδιάνυσμα u_i . Συνεπώς η νέα εξίσωση για την αναπαράσταση του X σε μία διάσταση θα είναι:

$$X_{red} = U_{red}^T X = \begin{bmatrix} u_1^T \end{bmatrix} X = \begin{bmatrix} u_1^T X \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

3.2.3 Ανάλυση Κανονικής Συσχέτισης - Canonical Correlation Analysis (CCA)

Η CCA είναι μια στατιστική μέθοδος που αναπτύχθηκε από τον Hotelling [19] και χρησιμοποιείται για την ανάλυση δομών δεδομένων, και συγκεκριμένα για την ανίχνευση της ομοιότητας μεταξύ δύο συνόλων μεταβλητών. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της εύρεσης δύο νέων συνόλων μεταβλητών, όπου το καθένα είναι γραμμικός συνδυασμός ενός από τα αρχικά σύνολα, έτσι ώστε να μεγιστοποιείται ο συντελεστής συσχέτισης τους.

Κάνοντας χρήση μαθηματικού φορμαλισμού, έστω δύο πολυδιάστατες και τυχαίες μεταβλητές X και Y , και οι γραμμικοί συνδυασμοί τους $x = X^T a$ και $y = Y^T b$, αντίστοιχα. Για τον συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των x και y έχουμε:

$$\begin{aligned}
 p(x, y) &= \frac{\text{Cov}(x, y)}{\sqrt{\text{Cov}(x, x)\text{Cov}(y, y)}} \\
 &= \frac{E[(x - E[x])(y - E[y])]}{\sqrt{E[(x - E[x])^2]E[(y - E[y])^2]}} \\
 &= \frac{E[a^T(X - E[X])(Y - E[Y])^T b]}{\sqrt{E[(a^T(X - E[X]))^2]E[((Y - E[Y])^T b)^2]}} \tag{3.8} \\
 &= \frac{a^T \text{Cov}(X, Y) b}{\sqrt{a^T \text{Cov}(X, X) a b^T \text{Cov}(Y, Y) b}}
 \end{aligned}$$

Η CCA προσπαθεί να υπολογίσει τα a, b έτσι ώστε να μεγιστοποιηθεί ο παραπάνω συντελεστής συσχέτισης, λύνοντας το ακόλουθο πρόβλημα:

$$\max_{a, b} p(x, y) = \frac{a^T \text{Cov}(X, Y) b}{\sqrt{a^T \text{Cov}(X, X) a b^T \text{Cov}(Y, Y) b}} \tag{3.9}$$

(3.10)

Έστω $x = x_1, y = y_1$. Το ζεύγος των μεταβλητών (x_1, y_1) ονομάζεται πρώτο ζεύγος κανονικών μεταβλητών, και ο αντίστοιχος συντελεστής p_1 , πρώτη κανονική συσχέτιση. Όμοια ορίζουμε και όλα τα ζεύγη κανονικών μεταβλητών, $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k)$, τα οποία οποία αντιστοιχούν στις κανονικές συσχετίσεις p_1, p_2, \dots, p_k τέτοιες ώστε $1 \leq p_1 \leq p_2 \leq \dots \leq p_k$

Ποια ειναι η λυση τελικα ? Ιδιοτιμες

Ομοιότητες CCA και PCA

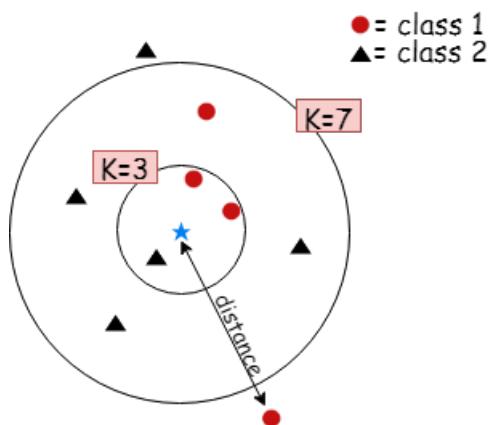
Όπως είπαμε η CCA προσπαθεί να βρει την ομοιότητα μεταξύ των X, Y υπολογίζοντας τα κανονικά ζεύγη μεταβλητών, και ορθογώνια μεταξύ τους, (x_k, y_k) . Το πρώτο κανονικό ζεύγος μεταβλητών (x_1, y_1) αποτυπώνει το μεγαλύτερο μέρος αυτής της ομοιότητας, αλλά όχι ολόκληρο. Όσο περισσότερα ζεύγη συμπεριλαμβάνονται, τόσο μεγαλύτερο ποσοστό αποτυπώνεται. Από αυτή την περιγραφή προκύπτει η αναλογία με την μέθοδο PCA. Στην PCA, προσπαθούμε να υπολογίσουμε ορθογώνιες μεταξύ τους κύριες συνιστώσες-κατευθύνσεις μέσα στον πολυδιάστατο χώρο μιας μόνο μεταβλητής. Η πρώτη κύρια συνιστώσα αποτυπώνει το μεγαλύτερο ποσοστό μεταβλητής-διασποράς, το οποίο αυξάνεται, με την αύξηση των εναπομεινάντων κυρίων συνιστωσών. Άρα συνολικά μπορούμε να πούμε πως με την CCA προσπαθούμε να

βρούμε την ομοιότητα μεταξύ δύο διαφορετικών πολυδιάστατων μεταβλητών, ενώ με την PCA, την διαφορετικότητα μέσα στην ίδια μεταβλητή.

3.2.4 κ-Κοντινότεροι Γείτονες - k-Nearest Neighbors (k-NN)

Ο k-NN, είναι ένας από τους απλούστερους αλγορίθμους επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, και βασίζεται στην χρήση μέτρων απόστασης μεταξύ του δείγματος προς ταξινόμηση και των δειγμάτων που αποτελούν το σύνολο εκπαίδευσης. Ο k-NN, σε αντίθεση με άλλους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, δεν βασίζεται σε κάποιο στατιστικό μοντέλο το οποίο να υποθέτει κάποια κατανομή στην οποία υπακούν τα χαρακτηριστικά του δείγματος. Αντιθέτως, το μοντέλο είναι τα ίδια τα δείγματα αποθηκευμένα μαζί με τις ετικέτες τους για την κλάση στην οποία ανήκουν.

Έστω τα δείγματα X_1, X_2, \dots, X_m , όπου n , ο αριθμός των χαρακτηριστικών του καθενός. Ο k-NN υποθέτει πως τα X_i είναι σημεία του n -διάστατου χώρου, δηλαδή $X_i \in R^n$. Το σύνολο εκπαίδευσης θα αποτελείται από δείγματα της μορφής $X - i, c_i$, όπου το c_i είναι η ετικέτα (label) που δηλώνει την κλάση στην οποία ανήκει το κάθε δείγμα εκπαίδευσης. Στο επόμενο στάδιο, ένα νέο δείγμα $Y \in R^n$, του οποίου δεν γνωρίζουμε την ετικέτα (unlabeled), ταξινομείται με τον εξής τρόπο. Πρώτα υπολογίζεται η απόσταση του ως προς καθένα από τα δείγματα εκπαίδευσης. Συνήθως χρησιμοποιείται η ευκλείδεια απόσταση, αλλά συχνά γίνεται χρήση και άλλων όπως Mahalanobis, Manhattan, cosine similarity, dynamic time wrapping κ.α. Στην συνέχεια επιλέγονται οι k κοντινότεροι γείτονες, δηλαδή τα δείγματα εκπαίδευσης με την μικρότερη απόσταση από το νέο δείγμα, και στο οποίο αναθέτουμε την ετικέτα της πλειοψηφίας των k γειτόνων του.



Σχήμα 3.4: Γραφική αναπαράσταση του αλγορίθμου k-NN. Το μπλε αστέρι δηλώνει το δείγμα προς ταξινόμηση. Στην περίπτωση όπου $K=3$, τότε το δείγμα ταξινομείται στην κλάση 1, καθώς έχουμε δύο κύκλους και ένα τρίγωνο. Στην περίπτωση όπου $K=7$, τότε ταξινομείται στην κλάση 2, καθώς αυτή είναι η κλάση της πλειοψηφίας των γειτόνων.

3.2.5 Πολυμεταβλητή Γραμμική Παλινδρόμηση - Multivariate Linear Regression (MLR)

[45] Wang2015-oa

Η MLR (πολυμεταβλητή γραμμική παλινδρόμηση), είναι μια πολύ καλά μελετημένη μέθοδος γραμμικής παλινδρόμησης. Η παλινδρόμηση είναι ο τομέας της στατιστικής που μελετάει την ύπαρξη σχέσης μεταξύ ανεξάρτητων (ερμηνευτικών) και εξαρτημένων (ερμηνευομένων) μεταβλητών. Ανάλογα με την ποσότητα των ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών ονομάζουμε και διαφορετικά το μοντέλο της παλινδρόμησης. Η MLR αναφέρεται στην περίπτωση που έχουμε παραπάνω από μία ανεξάρτητες και επίσης παραπάνω από μία εξαρτημένες μεταβλητές, και δεν πρέπει να συγχέεται με την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση, καθώς αυτή αναφέρεται στην περίπτωση πολλαπλών μεν ανεξάρτητων μεταβλητών, αλλά μόνο μίας εξαρτημένης.

Η MLR μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για προβήματα ταξινόμησης, αν ώς ανεξάρτητη μεταβλητή θέσουμε τα δεδομένα εκπαίδευσης, και ως εξαρτημένη, έναν πίνακα ετικετών (label matrix) ο οποίος περιέχει την πληροφορία για την κλάση κάθε δείγματος εκπαίδευσης. Αρχικά ας θεωρήσουμε τα δεδομένα εκπαίδευσης (ανεξάρτητες μεταβλητές)

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in \mathbb{R}^{P \times N} \quad (3.11)$$

, όπου N ο αριθμός των δειγμάτων και P ο αριθμός των χαρακτηριστικών κάθε δείγματος. Για ένα πρόβλημα ταξινόμησης M κλάσεων, ο πίνακας με τις ετικέτες κατασκευάζεται θέτοντας ως στήλες τις ετικέτες y_i κάθε δείγματος x_i , που ανήκει στην κλάση m , τότε

$$y_i = [y_i^1, \dots, y_i^M]^T, \quad y_i = \begin{cases} 0, & \text{if } j \neq m \\ 1, & \text{if } j = m \end{cases} \quad (3.12)$$

Συνεπώς,

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_N] \in \mathbb{R}^{M \times N} \quad (3.13)$$

Για το πρόβλημα της ταξινόμησης λοιπόν, ο MLR προσπαθεί να υπολογίσει έναν

πίνακα $W \in \mathbb{R}^{M \times N}$, ο οποίος πολλαπλασιαζόμενος με καθένα δείγμα x_i , θα δίνει αποτέλεσμα \bar{y}_i το οποίο θα προσεγγίζει το y_i με το μικρότερο δυνατό σφάλμα. Δηλαδή

$$\begin{aligned} & \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|y_i - \bar{y}_i\|_2^2 \\ & = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|y_i - (W^T x_i + b)\|_2^2 \end{aligned} \quad (3.14)$$

Όπου b ο σταθερός όρος (intercept) που μπορεί να απαλειφθεί, αν κεντράριστούν τα X και Y γύρω από το 0. Συνεπώς για το W θα έχουμε την απλουστευμένη σχέση

$$\begin{aligned} W &= \underset{W}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|y_i - \bar{y}_i\|_2^2 \\ &= \underset{W}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|y_i - W^T x_i\|_2^2 \\ &= \underset{W}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|Y - W^T X\|_F^2 \end{aligned} \quad (3.15)$$

Η λύση δίνεται από την σχέση

$$W = (X X^T)^\dagger X Y^T \quad (3.16)$$

Όπου με $\|\cdot\|_F$ συμβολίζεται η νόρμα Frobenius, και με $(\cdot)^\dagger$ ο Moore-Penrose ψευδο-αντίστροφος πίνακας. Η προσέγγιση του label matrix, είναι η $\bar{Y} = W^T X = \mathbb{I}$. Ο πίνακας αυτός δεν θα περιέχει 1 και 0 όπως ο Y , αλλά συνεχής τιμές, συνεπώς δεν θα μπορεί να προκύψει άμεσα η απάντηση για την κλάση στην οποία ανήκει κάθε δείγμα. Επομένως χρειάζεται να γίνουν διαδικασίες που θα μετατρέψουν τον \bar{Y} σε δυαδικό. Οι διαδικασίες αυτές μπορεί να κυμαίνονται από μια απλή κατωφλιοπό-ηση ή εφαρμογή συνάρτησης μεγίστου, μέχρι την χρήση των διανυσμάτων \bar{y}_i ως νέων αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών (features) κάθε δείγματος, ώστε να χρησιμο-ποιηθούν ως είσοδο σε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης.

Κοιτώντας την MLR από αυτή την οπτική γωνία, είναι λογικό να πούμε πως μπορεί να χρησιμοποιηθεί και ως αλγόριθμος-μετασχηματισμός για την εύρεση κατάλληλων χαρακτηριστικών.

Κεφάλαιο 4

Ανασκόπηση των Διεπαφών Εγκεφάλου - Υπολογιστή βασιζόμενων στο ΗΕΓ

4.1 State of the Art χρήσεις και κατευθύνσεις του ΗΕΓ στα BCIs

4.2 Παρόμοιες εργασίες - Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

Ergasies pou kanoun xrisi EMOTIV EPOC

Η πιο citesd δημοσίευση στο θέμα Epos - SSVEP αναφέρει τρελά αποτελέσματα, χωρίς να περιγράφει καθόλου μέθοδο τακτικές λεπτομερειες κλπ. [[Y. Liu, X. Jiang, T. Cao, F. Wan, P.U. Mak, P.I. Mak, M.I. Vai, Implementation of SSVEP based BCI with Emotiv EPOC, in 2012 IEEE International Conference on Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS) (IEEE, 2012), pp. 34–37]]

Φαίνεται πως το Epos αποδίδει καλά στα σήματα P300 αν και δεν έχει ηλεκτρόδια εκει που πρεπει Debener S, Minow F, Emkes R, Gandras K, de Vos M: How about taking a low-cost, small, and wireless EEG for a walk?. Psychophysiology. 2012, 49: 1617-1621. [[[HTML] Performance of the Emotiv Epos headset for P300-based applications M Duvinage, T

D. Matthieu, C. Thierry, P. Mathieu, A P300-based quantitative comparison between the Emotiv EPOC headset and a medical EEG device. Int. J. Biomed. Eng. 12(56), 201 (2013)]]

ερευνα απο San Diego [[<https://jneuroengrehab.biomedcentral.com/articles/10.1186/1743-0003-11-119> chance level (25%) Edw perpataei aytos, alla leei kai ta apotelesmata tou gia otan ειναι ακινητος standing condition (accuracy: $76.60 \pm 21.74\%$, ITR: 14.38 ± 9.04). Ta dika mas einai kalytera. Decision time standing: 4.34 ± 0.08 s, emas einai ligotero

The amplitude of SSVEP has been found to be largely modulated by visual spatial attention [28]. As a consequence, the loss of focus could reduce visual attention and thereby lead to the decreased SSVEP amplitude. Ara na dokimasw sto real time na mhn mou deixnei to feedback gia na mn exw distract]]

<http://sci-hub.tw/><https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6843587/> edw dokimasan high freq που ειναι πιο δυσκολες γενικα, kai petyxan 73.75

Controlling mobile Spykee robot using Emotiv neuro headset 2013 china cited by 19 Edw οι τυπαδες πανε να εξαγουν 4 εντολες με mental controls, οχι με προκλητα δυναμικα δλδ, και στην συνεχεια αναρρωτιουνται πως αλλιως μπορουνε. προτεινουν SSVEP, αλλα καταλήγουν πως to emotiv dn anixneyei ssvep (οτι να ναι), επειδη τα O1 και O2 δεν ειναι καταλληλα για αυτη τη δουλεια (οτι να ναι παλι)

εδω πετυχαινουν 70% με LDA kai SVM

Κεφάλαιο 5

Υλοποίηση SSVEP διεπαφής

Στο κεφάλαιο 2, έγινε μια γενική περιγραφή των SSVEP σημάτων, και πως μπορούμε να τα χρησιμοποιήσουμε για την υλοποίηση διεπαφών μεταξύ εγκεφάλου και υπολογιστή. Σε αυτή την ενότητα θα γίνει παρουσίαση και αναλυτική περιγραφή της SSVEP διεπαφής που υλοποιήθηκε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας.

5.1 Υλικό

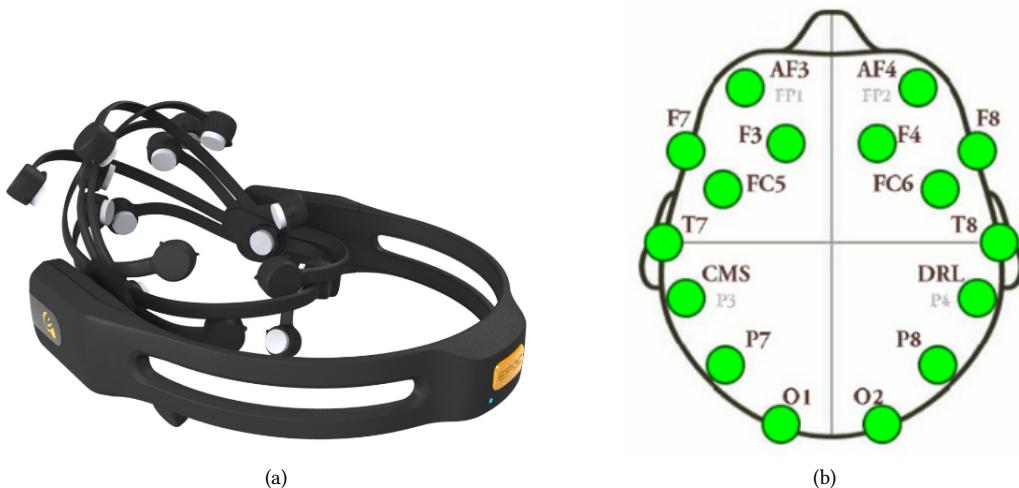
5.1.1 Εγκεφαλογράφος Emotiv Epos

5.1.1.1 Περιγραφή

Το σύστημα Epos από την εταιρεία Emotiv Systems, δημιουργήθηκε το 2009 και είναι ένας χαμηλού κόστους φορητός ασύρματος εγκεφαλογράφος, ο οποίος προορίζεται για χρήση σε παιχνίδια (gaming EEG system) και απλές εφαρμογές και όχι για να αντικαταστήσει τους κατά πολύ ακριβότερους εγκεφαλογράφους που χρησιμοποιούνται σε ιατρικές εφαρμογές. Το EPOC είναι μια πολύ συμπαγής κατασκευή, καθώς τα ηλεκτρόδια, ο ενισχυτής, τα κυκλώματα επεξεργασίας σήματος (DSP chips) αλλά και το σύστημα επικοινωνίας Bluetooth, είναι όλα ενσωματωμένα σε μια πλακέτα μέσα στην συσκευή, καθιστώντας το πολύ εύκολο στην μεταφορά και την χρήση.

Προσφέρει καταγραφή από 16 ηλεκτρόδια τοποθετημένα σε πλαστικούς βραχίονες, και καλύπτουν μια σχετικά ευρεία περιοχή του εγκεφάλου. Πιο συγκεκριμένα οι θέσεις που καλύπτουν τα ηλεκτρόδια, σύμφωνα με το διεθνές σύστημα 10-20 είναι οι : AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, FC4, P3, και P4. Ο αισθητήρας στην θέση P3 (CMS) χρησιμοποιείται ως ηλεκτρόδιο αναφοράς (reference), ενώ ο P4 (DRL) δρα ως feed-forward αντισταθμιστής των εξωτερικών αλλαγών που επηρεάζουν το συνολικό δυναμικό του σώματος, όπως οι παρεμβολές των 50Hz της τροφοδοσίας,

οι μετασχηματιστές κ.α. Συνεπώς οι μετρήσεις που λαμβάνουμε προέρχονται από τα υπόλοιπα 14 κανάλια.



Σχήμα 5.1: Ο ασύρματος εγκεφαλογράφος Eros της εταιρείας Emotiv (a), και οι θέσεις που καλύπτουν τα 16 ηλεκτρόδια του, σύμφωνα με το σύστημα 10-20 (b).

Επιπλέον, ενσωματωμένα μέσα στον εγκεφαλογράφο βρίσκονται τόσο αναλογικά όσο και ψηφιακά φίλτρα. Αρχικά το σήμα κάθε αισθητήρα φιλτράρεται από ένα υψηπερατό C-R φίλτρο με συχνότητα αποκοπής στα 0.16Hz, έπειτα περνάει από ένα στάδιο προ-ενίσχυσης και στην συνέχεια από ένα βαθυπερατό φίλτρο με συχνότητα αποκοπής 83Hz. Στο επόμενο στάδιο γίνεται δειγματοληψία του σήματος από έναν αναλογικό σε ψηφιακό μετατροπέα (ADC) με συχνότητα δειγματοληψίας 2048Hz και το σήμα φιλτράρεται από ένα ψηφιακό sinc φίλτρο 5ης τάξης για την αφαίρεση της συνιστώσας των 50Hz της τροφοδοσίας, και τέλος γίνεται υποδειγματοληψία στα 128Hz. Αν και αυτή η δειγματοληψία (128Hz) είναι ικανή για την καταγραφή συχνοτήτων ως και 64Hz, εύρος που περιλαμβάνει την πλειοψηφία εγκεφαλικής λειτουργίας, παραμένει σημαντικά μικρότερος από τον αντίστοιχο ρυθμό δειγματοληψίας άλλων εγκεφαλογράφων αγγίζουν μέχρι και τα 2048Hz.

Τέλος, εκτός από τα 14 κανάλια εγκεφαλογραφήματος, η συσκευή έχει ενσωματωμένο γυροσκοπικό αισθητήρα (gyroscope), παρέχοντας 2 μετρήσεις τις γωνιακής επιτάχυνσης περί των δύο εκ των τριών αξόνων περιστροφής του κεφαλιού. Στην νεότερη εκδοχή της συσκευής, την EPOC+, παρέχονται μετρήσεις και για τον τρίτο άξονα περιστροφής, καθώς και έξι ακόμα μετρήσεις, τρείς από έναν αισθητήρα γραμμικής επιτάχυνσης (accelerometer) και τρείς από ένα μαγνητόμετρο (magnetometer).

5.1.1.2 Ηλεκτρόδια

Τα ηλεκτρόδια με τα οποία είναι εξοπλισμένος ο EPOC, είναι 'υγρού' τύπου, παρόλαυτα διαφέρουν αρκετά ως προς την δομή συγκριτικά με τα ευρέως χρησιμοποιούμενα Ag/Ag-Cl που αναφέρθηκαν στην παράγραφο 2.2.1 Τα συγκεκριμένα, αποτελούνται από ένα κυκλικό κομμάτι από ανοξείδωτο ατσάλι, επικαλυμμένο από μια

λεπτή στρώση χρυσού. Η τελευταία στρώση αποτελείται από ένα πολυμερές υλικό υποδοχέα (polymer host) σε συνδυασμό με ένα ηλεκτρολυτικό, μη πολικό υλικό για το οποίο η εταιρεία δεν δίνει παραπάνω πληροφορίες. Η επαφή με το δέρμα γίνεται μέσω μιας κυλινδρικής τσόχας πολυεστέρα (felt pad), την οποία σε κάθε χρήση, διαποτίζουμε σε αλατούχο διάλυμα (saline) για την ελάττωσή της αντίστασης επαφής.

Το βασικό πρόβλημα από το οποίο υποφέρουν τα ηλεκτρόδια αυτά είναι η οξείδωση. Παρά την λεπτή στρώση χρυσού που θα έπρεπε να την αποτρέπει, φαίνεται πως ένα από τα άλλα υλικά της επίστρωσης, αντιδρά με το αλατούχο διάλυμα και την προκαλεί. Σύμφωνα με το τεχνικό επιτελείο της εταιρείας, δεν έχει γίνει χημική ανάλυση για να διαπιστωθεί ακριβώς η αιτία της. Τέλος, επειδή παρατηρήθηκε πως η οξείδωση ξεκινάει πάντα από την περιφέρεια του ηλεκτροδίου, είναι πολύ πιθανόν να μη είναι επαρκής η χρυσή επίστρωση σε αυτό το σημείο και να εκτίθεται το ανοξείδωτο ατσάλι στο αλατούχο διάλυμα, το οποίο αν είναι χαμηλής ποιότητας μπορεί να προκαλέσει την οξείδωση.

Η σημαντική επίπτωση που έχει η οξείδωση των ηλεκτροδίων δεν αφορά τόσο την ποιότητα του σήματος, καθώς δεν επηρεάζεται η αγωγιμότητα του ηλεκτροδίου, όσο την μηχανική δομή και αντοχή του. Παρατηρήθηκε πως μετά από το χρονικό διάστημα λίγων μηνών ξεκίνησε η φθορά στο πλαστικό σπείρωμα του πλαστικού στηρίγματος του ηλεκτροδίου, ενώ σε παλιότερα ηλεκτρόδια που υπήρχαν στο εργαστήριο, το πλαστικό στήριγμα είχε σπάσει καθιστώντας το ηλεκτρόδιο εντελώς άχρηστο.



(a)

Σχήμα 5.2: βάλε και τις αλλες φωτο

(Να βάλω συμβουλες για χρηση και διατηρηση ηλεκτροδίων ?)

5.1.1.3 Λογισμικό

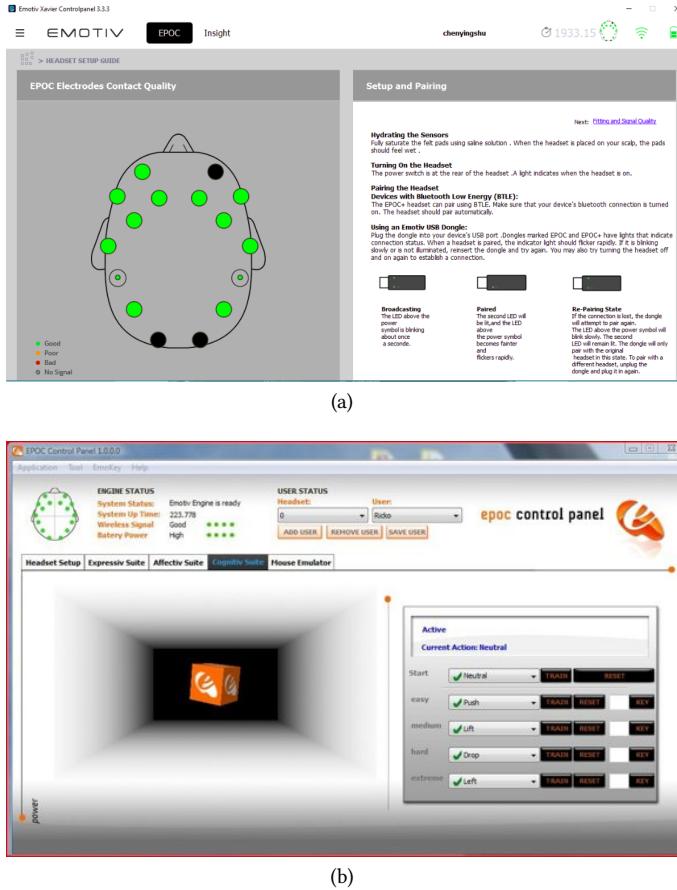
Emotiv Sofware

Μαζί με τον εγκεφαλογράφο Epos, η Emotiv παρέχει μια σουίτα λογισμικού που προσφέρει στον χρήστη μια πληθώρα υπηρεσιών, άλλες δωρεάν και άλλες επί πληρωμή.

Η βασική και δωρεάν εφαρμογή, είναι η EMOTIV Xavier Control Panel, η οποία βοηθάει τον χρήστη να κάνει την εγκατάσταση του Eros, και να μάθει να το χρησιμοποιεί. Δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να παρακολουθεί την ποιότητα επαφής των ηλεκτροδίων με το δέρμα αναπαριστώντας με πράσινο χρώμα την καλή ποιότητα, τις ενδιάμεσες καταστάσεις με κίτρινο και κόκκινο, ενώ μαύρο χρησιμοποιείται όταν πρακτικά λαμβάνεται μόνο θόρυβος.

Μια άλλη λειτουργία που παρέχεται, είναι ο υπολογισμός πέντε μετρικών εγκεφαλικής λειτουργίας σε πραγματικό χρόνο σχετικά με την συμμετοχή, την συγκέντρωση, το ενδιαφέρον, τη χαλάρωση, και το άγχος, που βιώνει ο χρήστης..

Τέλος παρέχεται ένα σύστημα το οποίο είναι ικανό να εκπαιδευθεί από τον κάθε χρήστη ξεχωριστά, έτσι ώστε να ξεχωρίζει συγκεκριμένες σκέψεις και να τις αντιστοιχίζει σε ξεχωριστές λειτουργίες που θα επιλέξει ο χρήστης, όπως η μετακίνηση και περιστροφή ενός εικονικού αντικειμένου ή ο έλεγχος του δείκτη του ποντικιού. Η επιτυχία αυτού του συστήματος εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον χρόνο που θα επενδύσει κάποιος στην εκπαίδευση του, καθώς και από την ικανότητα του να συγκεντρώνεται και να διαχωρίζει τις σκέψεις του. Ενδεικτικά μετά από ένα χρονικό διάστημα 10 λεπτών, επιτεύχθηκε η μετακίνηση ενός εικονικού τρισδιάστατου κύβου μπροστά και πίσω κατά βούληση, ωστόσο όταν συμπεριλήφθηκαν παραπάνω εντολές (περιστροφή δεξιόστροφη και αριστερόστροφη), τότε ήταν σχεδόν αδύνατη η μετακίνηση κύβου.



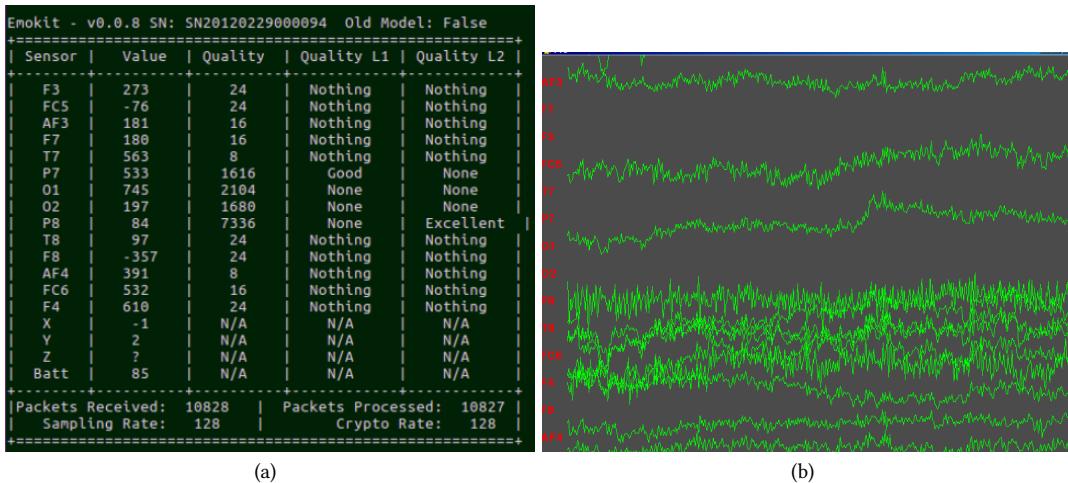
Σχήμα 5.3: Το λογισμικό ελέγχου που συνοδεύει το Ερος, παρέχει ενδείξεις για την ποιότητα επαφής κάθε ηλεκτροδίου, την στάθμη της μπαταρίας καθώς και την ποιότητα της bluetooth σύνδεσης (a). Ο εικονικός κύβος που ο χρήστης μαθαίνει να ελέγχει με την σκέψη του (b).

Emokit

Προκειμένου όμως ένας χρήστης να αποκτήσει πρόσβαση στις μετρήσεις κάθε αισθητήρα ξεχωριστά, δηλαδή στο εγκεφαλογράφημα αυτό καθ' αυτό, θα πρέπει αγοράσει την ερευνητική έκδοση του EPOC (research Edition). Με αυτή την έκδοση, η Emotiv παρέχει το ερευνητικό κιτ ανάπτυξης λογισμικού (research SDK) το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί με μια πληθώρα προγραμματιστικών γλωσσών (C++, Python, Matlab, Java, C#) για την επεξεργασία των εγκεφαλικών σημάτων. Το γεγονός όμως πως ο εγκεφαλογράφος που υπήρχε στο εργαστήριο δεν ήταν η ερευνητική έκδοση, μας οδήγησε στην εύρεση λύσης σε ελεύθερο λογισμικό το οποίο να παρέχει δυνατότητες παρόμοιες με αυτές του research SDK από την Emotiv. Μια τέτοια βιβλιοθήκη είναι η Emokit και δημιουργήθηκε από την ομάδα προγραμματιστών στην OpenYou, και δίνει πρόσβαση στις μετρήσεις των αισθητήρων, την ποιότητα της επαφής και την στάθμη της μπαταρίας της συσκευής. Επιπλέον, δίνεται η δυνατότητα εξαγωγής των αποτελεσμάτων σε μορφή csv, καθώς και η αντίστροφη διαδικασία, κατά την οποία ένα csv αρχείο “διαβάζεται” σε πραγματικό χρόνο, προσομοιώνοντας τον πραγματικό εγκεφαλογράφο.

Στην βιβλιοθήκη συμπεριλαμβάνονται και κάποια script που υποδεικνύουν τους βασικούς τρόπους χρήσης. Αρχικά τρέχοντας το example.py εμφανίζεται ένας πίνακας με την τιμή, και την ποιότητα για κάθε ηλεκτρόδιο, τις τιμές για τον γυροσκοπικό αισθητήρα καθώς και την στάθμη της μπαταρίας.

Αυτού του είδους η απεικόνιση είναι μάλλον άβολη για μελέτη των εγκεφαλικών σημάτων και πιο πολύ χρησιμεύει ως ένας γρήγορος έλεγχος της ποιότητας σύνδεσης του EPOC με τον υπολογιστή. Ένας πολύ διαφορετικό τρόπος απεικόνισης υλοποιείται στο αρχείο render.py όπου κάνοντας χρήση της βιβλιοθήκης pygamer απεικονίζονται σε πραγματικό χρόνο τα διαγράμματα τιμών για κάθε ηλεκτρόδιο ξεχωριστά. Επίσης το χρώμα της γραφικής παράστασης εξαρτάται από την ποιότητα της επαφής του ηλεκτροδίου με το δέρμα.



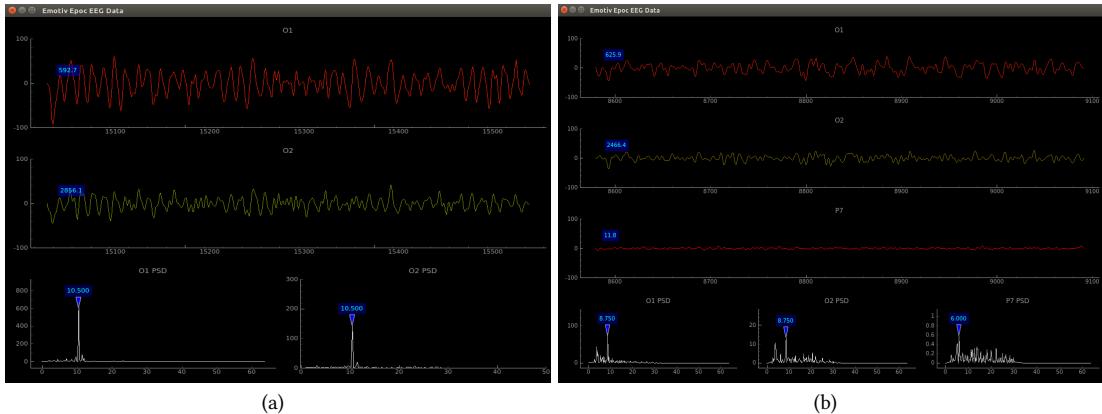
Σχήμα 5.4: Ο πίνακας τιμών και ποιότητας για κάθε αισθητήρα (a) και η γραφική διεπαφή οπτικοποίησης των εγκεφαλικών σημάτων (b) που παρέχονται από την βιβλιοθήκη Emokit.

Παρότι αυτού του είδους η απεικόνιση είναι πολύ χρήσιμη, ένα βασικό πρόβλημα που φοίνεται και στην εικόνα 5.4, είναι πως τα σήματα που δίνει το EPOC περιέχουν offset, με αποτέλεσμα πολλές φορές οι γραφικές παραστάσεις να μετατοπίζονται στον κάθετο άξονα και να μπερδεύονται μεταξύ τους. Επίσης δεν παρέχεται καθόλου συχνοτική πληροφορία για κάθε κανάλι, πράγμα το οποίο θα βοηθούσε στην γρήγορη οπτικοποίηση των SSVEP σημάτων.

Κρίθηκε σημαντικό λοιπόν, στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, να αναπτυχθεί μια γραφική διεπαφή για την οπτικοποίηση των εγκεφαλικών σημάτων, σε Python 2.7, με τα εξής χαρακτηριστικά :

- Χρήση του εργαλείου pyqtgraph για την δημιουργία του γραφικού περιβάλλοντος
- Ενσωμάτωση φίλτρων για την αφαίρεση του offset, και λοιπών συχνοτήτων που μπορεί να μην ενδιαφέρουν.

- Εμφάνιση του διαγράμματος Power Spectrum Density για κάθε κανάλι, με δυνατότητα επιλογής του παραθύρου υπολογισμού του μετασχηματισμού Fourier
- Τα χρώματα των γραφικών παραστάσεων να βασίζονται στην τιμή ποιότητας για κάθε κανάλι.
- Ενδείξεις για την ακριβή τιμή της ποιότητας καθώς και για το συχνοτικό peak, στο γράφημα του χρόνου και της συχνότητας αντίστοιχα.



Σχήμα 5.5: Η γραφική διεπαφή που υλοποιήσαμε για την οπτικοποίηση επιλεγμένων καναλιών στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας. Στην αριστερή εικόνα ο χρήστης είχε κλειστά μάτια και επιλέχθηκαν τα κανάλια O1 και O2 οπού φαίνονται ξεκάθαρα τα άλφα κύματα στα 10.5Hz, ενώ στην δεξιά εικόνα ο χρήστης άνοιξε τα μάτια του, και προστέθηκε και το κανάλι P7.

5.1.2 Υπολογιστής

Η όλη εφαρμογή υλοποιήθηκε σε έναν φορητό υπολογιστή ASUS με επεξεργαστή Intel Pentium i7 και χρησιμοποιώντας το λειτουργικό σύστημα Ubuntu. Παρότι η βιβλιοθήκη Emokit υποστηρίζεται τόσο για Windows όσο και για Unix λειτουργικά, διάφορα προβλήματα που παρουσιάστηκαν στην επικοινωνία του EPOC με τον υπολογιστή στο Windows περιβάλλον, ώθησαν στην επιλογή του Ubuntu.

5.1.3 Συστοιχίες LED

Στην υποενότητα 2.5.2.2.3 αναλύθηκαν οι πιο συχνοί τρόποι που χρησιμοποιούνται για την επίτευξη της επαναλαμβανόμενης οπτικής διέγερσης (ΕΟΔ), καθώς και τα χαρακτηριστικά της καθεμιάς. Στην παρούσα εργασία επιλέχθηκε η μέθοδος των LEDs, καθώς οι διεπαφές που τα χρησιμοποιούν ως ΕΟΔ, επιτυγχάνουν κατά μέσο όρο υψηλότερες επιδόσεις accuracy, και ITR [50]. Σε αυτήν την υπόενότητα θα γίνει μια παρουσίαση των LED συστοιχιών που κατασκευάστηκαν καθώς και της βάσης τους η οποία προσαρμόζεται στην οθόνη ενός φορητού υπολογιστή.

5.1.3.1 Επιλογή χρώματος LED

Ένας από τα βασικά χαρακτηριστικά των LED, που παίζει σημαντικό ρόλο στην ποιότητα των SSVEP σημάτων που θα προκληθούν στον εγκέφαλο, είναι το χρώμα των LED [50]. Αποτελεί άλλη μια από τις παραμέτρους αυτών των διεπαφών που δεν έχουν μελετηθεί αρκετά έτσι ώστε να βρεθεί μια κοινή αποδεκτή επιλογή χρώματος. Είναι γεγονός βέβαια πως η βέλτιστη επιλογή ίσως διαφέρει σημαντικά από χρήστη σε χρήστη λόγω των αποκλίσεων μεταξύ τους όσον αφορά την φυσιολογία του οφθαλμού.

Το μάτι αποτελείται από τριών ειδών φωτο-υποδοχείς που είναι ευαίσθητοι στο κόκκινο, μπλε και πράσινο χρώμα αντίστοιχα. Σύμφωνα με την έρευνα του W. D. Wright [17], καθένας από αυτούς ανταποκρίνεται στο χρώμα που έχει ευαίσθησία, με τον φωτο-υποδοχέα που είναι ευαίσθητος στο κόκκινο χρώμα, να παράγει τα πιο δυνατά σήματα. Συνεπώς μπορούμε αν υποθέσουμε πως τα LED κόκκινου χρώματος προκαλούν τα ισχυρότερα SSVEP σήματα. Μια άλλη σκέψη είναι πως η οπτική διέγερση άσπρου φωτός θα παράγει ακόμα ισχυρότερα σήματα, καθώς το άσπρο φως είναι ικανό να διεγέρει όλους τους φωτο-υποδοχείς ταυτόχρονα. Η πλειοψηφία των ερευνών σε αυτόν το τομέα φαίνεται να επιβεβαιώνει τις παραπάνω παρατηρήσεις. Στις δημοσιεύσεις [3, 7] κατέληξαν πως το άσπρο χρώμα επιτυγχάνει υψηλότερο ITR, ενώ στην [37], κατέληξαν στο κόκκινο, χωρίς όμως να δοκιμάσουν το άσπρο. Αντιθέτως στις [40] επιλέχθηκε το μοβ, ενώ στην [9] κατέληξαν πως το μοβ παράγει τα λιγότερο ισχυρά SSVEP. Τέλος στην [50] παρατήρησαν πως από όλες τις 58 δημοσιεύσεις που μελέτησαν, υψηλότερο ITR επιτευχθεί με την χρήση πράσινων LED.

Ορμώμενοι από τις παραπάνω παρατηρήσεις, και θέλοντας να μεγιστοποιήσουμε τις πιθανότητες να παραχθούν ισχυρά SSVEPs, κατασκευάσαμε δοκιμαστικά μια συστοιχία LEDs άσπρου χρώματος και μία πράσινου. Παρότι τα άσπρου χρώματος LED φαίνεται να αποδίδουν καλύτερα, σε δοκιμές που κάναμε χρησιμοποιώντας μια συστοιχία 25 LEDs, διατεταγμένα 5x5, παρατηρήθηκε πολύ έντονη κόπωση των ματιών σε όλα τα άτομα που δοκίμασαν να κοιτάζουν τα LED. Συγκεκριμένα, ήταν αδύνατο να κρατήσουν οπτική επαφή για πάνω από 1 λεπτό, συνεπώς ενώ τα άσπρα LED παρήγαγαν πολύ δυνατά SSVEP σήματα σε όλα τα άτομα, έπρεπε να επιλεχθούν LED διαφορετικού χρώματος. Έπειτα από δοκιμές με κόκκινα και πράσινα LED, παρατηρήθηκε πολύ μικρή διαφορά στα μεταξύ τους παραγόμενα SSVEP σήματα, συνεπώς καταλήξαμε στα πράσινα όντας τα πιο ξεκούραστα για το μάτι, ακόμα και σε πολύ δυνατές φωτεινές εντάσεις, συμπέρασμα στο οποίο κατέληξαν και στις [37, 50, 3]

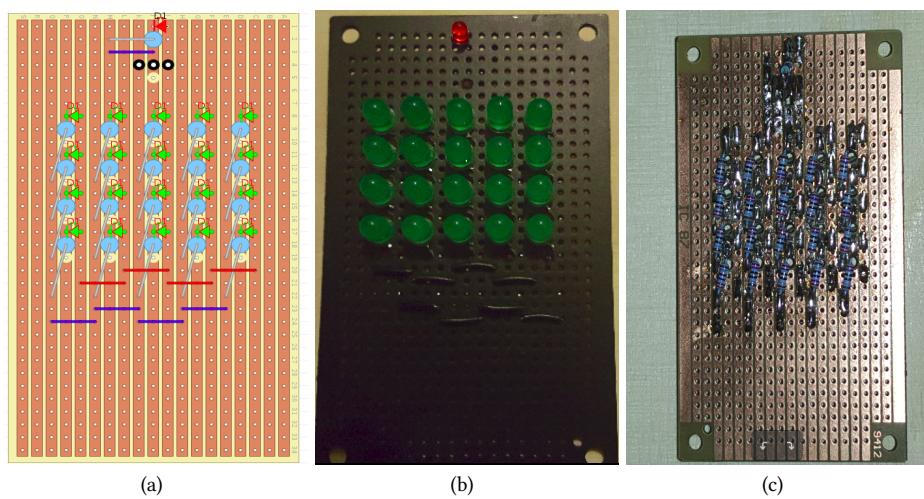
Τα LED που επιλέχθηκαν έπρεπε να ικανοποιούν δύο βασικές προϋποθέσεις:

- Να έχουν πολύ καλή απόδοση, έτσι ώστε να πετύχουμε υψηλή φωτεινότητα με το ελάχιστο ρεύμα οδήγησης
- Να έχουν ευρεία γωνία θέασης, καθώς στην αντίθετη περίπτωση, οι συστοιχίες που δεν βρίσκονται σε ευθυγράμμιση με το μάτι, δεν θα είναι ικανές να παράγουν τόσο δυνατά SSVEPs, όσο αυτές που θα βρίσκονται ακριβώς απέναντι από τον χρήστη.

Τα LED που επιλέχθηκαν κατασκευάζονται από την εταιρεία YETDA, με κωδικό SSOOTGID-H, μήκος κύματος εκπεμπόμενου φωτός στα $525nm$ και γωνία θέασης τις 80° .

5.1.3.2 Σχηματικό και Κατασκευή

Στην συγκεκριμένη διεπαφή θα χρησιμοποιήσουμε 4 πηγές φωτός οπού η κάθε μία θα αναβοσβήνει με διαφορετική συχνότητα, συνεπώς θα χρειαστούν 4 συστοιχίες LED. Ο αριθμός των LED για κάθε συστοιχία επιλέχθηκε να είναι 20, σε διάταξη 5×4 . Επιλέχθηκε μεγάλος αριθμός έτσι ώστε επηρεάζοντας την τροφοδοσία των led, να υπάρχει δυνατότητα πειραματισμού με την ένταση του φωτισμού, η οποία μπορεί να κυμαίνεται από αμυδρό φωτισμό των led, μέχρι πολύ δυνατή ένταση που κουράζει γρήγορα τα μάτια. Επιπλέον, σε κάθε συστοιχία προστέθηκε ένα επιπρόσθετο κόκκινο LED διαμέτρου 3mm, του οποίου η χρησιμότητα είναι διττή. Κατά την διάρκεια της offline ανάλυσης των σημάτων θα σηματοδοτεί ποια συστοιχία θα πρέπει να κοιτάζει ο χρήστης, ενώ κατά την διάρκεια της online χρήσης της διεπαφής, θα έχει τον ρόλο του feedback επισημαίνοντας την συστοιχία στην οποία ανιχνεύεται ότι έχει στραμμένο το βλέμμα του. Κάθε συστοιχία υλοποιήθηκε πάνω σε ένα stripboard όπου καθένα από αυτά θα ενσωματώνεται σε μια ξύλινη βάση που μπορεί να προσαρμόζεται σε κάθε είδους λεπτή οθόνη.



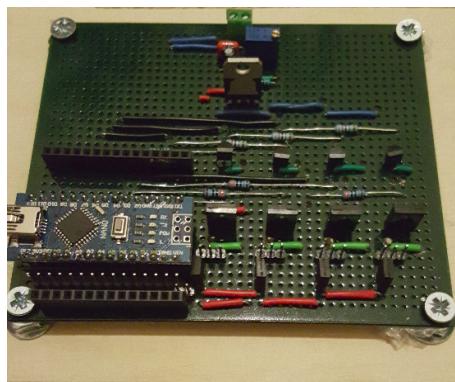
Σχήμα 5.6: Η μια από τις τέσσερις LED συστοιχίες που υλοποιήσαμε, ο φυσικός σχεδιασμός της σε stripboard (a), καθώς και η μπροστινή (b) και οπίσθια (c) όψη της τελειωμένης κατασκευής

5.1.3.3 Κύκλωμα Οδήγησης

Για τις απαιτήσεις του πειράματος απαιτούνταν ο πλήρης έλεγχος των LED, δηλαδή η δυνατότητα ξεχωριστών σημάτων ελέγχου για κάθε μια από τις 4 συστοιχίες, καθώς και για τα 4 κόκκινα LEDs συνεπώς χρειάζεται ένας μικρο-ελεγκτής με τουλάχιστον

8 ψηφιακές εξόδους, καθώς και να είναι πολύ μικρός σε μέγεθος έτσι ώστε να ενσωματωθεί εύκολα στην συνολική πλακέτα οδήγησης. Τελικώς, χρησιμοποιήθηκε ο μικροελεγκτής Arduino Nano, που παρέχει 22 ψηφιακές θύρες εισόδου/εξόδου καθώς και ειδικούς ακροδέκτες που καθιστούν εύκολη την εφαρμογή του σε πλακέτες.

Κάθε συστοιχία αποτελείται από 20 LEDs και κάθε LED χρειάζεται περίπου $3mA$ για να παράγει επαρκή φωτεινότητα για τις απαιτήσεις του πειράματος, συνεπώς το ρεύμα που απαιτείται για την οδήγηση κάθε συστοιχίας είναι περίπου $60mA$, το οποίο ξεπερνάει το μέγιστο ρεύμα που μπορεί να διαχειριστεί κάθε έξοδος του Arduino ($40mA$). Συνεπώς χρησιμοποιήθηκαν 8 τρανζίστορ, ένα για κάθε συστοιχία και ένα για κάθε κόκκινο LED. Το κύκλωμα μπορεί να τροφοδοτηθεί είτε από την θύρα Vin του arduino, που ταυτίζεται με την έξοδο των $5volt$ της θύρας USB στην οποία συνδέεται, είτε από εξωτερική DC τροφοδοσία, καθώς στο κύκλωμα περιλαμβάνεται ο σταθεροποιητής τάσης LM317.



(a)

Σχήμα 5.7: Το κύκλωμα οδήγησης των LED. Ένα arduino Nano δίνει τα σήματα ελέγχου σε καθένα από τα 8 τρανζίστορ για τον έλεγχο 4 LED συστοιχιών και 4 ενδεικτικών κόκκινων LED.

5.1.3.4 Λογισμικό Arduino

Όπως έχει αναφερθεί, ο σκοπός που πρέπει να επιτευχθεί είναι κάθε συστοιχία να αναβοσβήνει με την δικής της συχνότητα ανεξάρτητα από τις άλλες. Είναι σημαντικό να υπάρχει απόλυτη ακρίβεια στην συχνότητα, και ευκολία στην επιλογή της κάθε μίας, για να διευκολυνθεί η διαδικασία των πειραματισμών. Προς την ίδια κατεύθυνση θέλουμε να υπάρχει και η δυνατότητα επιλογής διαφορετικού duty cycle για κάθε συστοιχία καθώς, όπως θα φανεί και στην συνέχεια, επηρεάζει την ποιότητα των SSVEP σημάτων. Ενώ είναι πολύ εύκολο να επιτευχθεί η δημιουργία τετραγωνικού παλμού σε μια ψηφιακή έξοδο του Arduino, πχ ρυθμίζοντας ακριβώς τον χρόνο που θα είναι On και Off με την χρήση της εντολής delay(), η επέκταση αυτής της λειτουργίας και σε άλλες εξόδους ταυτόχρονα απαιτεί την χρήση την χρήση ενός thread για κάθε διαφορετική έξοδο, τα οποία να εργάζονται παράλληλα. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη Timer του Simon Monk η οποία επιτελεί αυτόν ακριβώς τον σκοπό. Παρόλαυτά δεν παρέχεται η δυνατότητα επιλογής duty cycle, το

οποίο παραμένει σταθερά στο 50%. Για τον λόγο αυτό τροποποιήθηκε ο πυρήνας της βιβλιοθήκης έτσι ώστε ο χρήστης να μπορεί να θέσει ακριβώς την διάρκεια On και Off του παλμού.

```

1 /**
2 * Flash two LEDs at different rates (frequencies) and different duty cycles
3 * using an extended Simon Monk's Timer library .
4 */
5 // https://github.com/xribene/Timer at branch feat/adj_duty_cycle
6 #include "Timer.h"
7 const int LED1 = 8;
8 const int LED2 = 9;
9 float dt2 = 0.1; // set the duty_cycle for LED1
10 int freq1=1; // set frequency of the first oscillation (LED1) at 1Hz
11 int freq2=2; // set frequency of the first oscillation (LED2) at 2Hz
12 // period of oscillation of the first led
13 const unsigned long PERIOD_1 = 1000;
14 // timeON = the amount of time in the period that LED2 will be on
15 const unsigned long timeON_2 = dt2*1000/freq2;
16 // timeOFF = the amount of time in the period that LED2 will be off
17 const unsigned long timeOFF_2 = (1-dt2)*1000/freq2;
18
19 Timer t; //instantiate the timer object
20 int event1,event2;
21
22 void setup()
23 {
24     Serial.begin(9600);
25     pinMode(LED1, OUTPUT);
26     pinMode(LED2, OUTPUT);
27     // oscillation command before the feature addition .
28     // in this case timeON=timeOFF=PERIOD1, so duty_cycle=0.5
29     event1=t. oscillate(LED1, PERIOD_1, HIGH);
30     // oscillation command after the new feature . Instead of defining the
31     // period you define timeON and timeOFF
32     event2=t. oscillate(LED1, timeON_2 ,HIGH, timeOFF_2);
33     // after 10 secs run doAfter() to stop both leds from blinking
34     t.after(10000, doAfter);
35 }
36 void loop()
37 {
```

```
38     t.update();
39 }
40 void doAfter()
41 {
42     t.stop(event1); // stop event1
43     t.stop(event2); // stop event2
44 }
```

LISTING 5.1: code 1

Τέλος, επειδή η κατάσταση των LED πρέπει να ελέγχεται πλήρως από την διεπαφή, η οποία θα είναι γραμμένη σε Python, χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη Pyserial, έτσι ώστε η διεπαφή και το Arduino να επικοινωνούν σειριακά μέσω της USB θύρας. Με αυτό τον τρόπο είναι δυνατός ο έλεγχος της εκκίνησης η της παύσης των LEDs, καθώς και των κόκκινων ενδεικτικών LEDs.

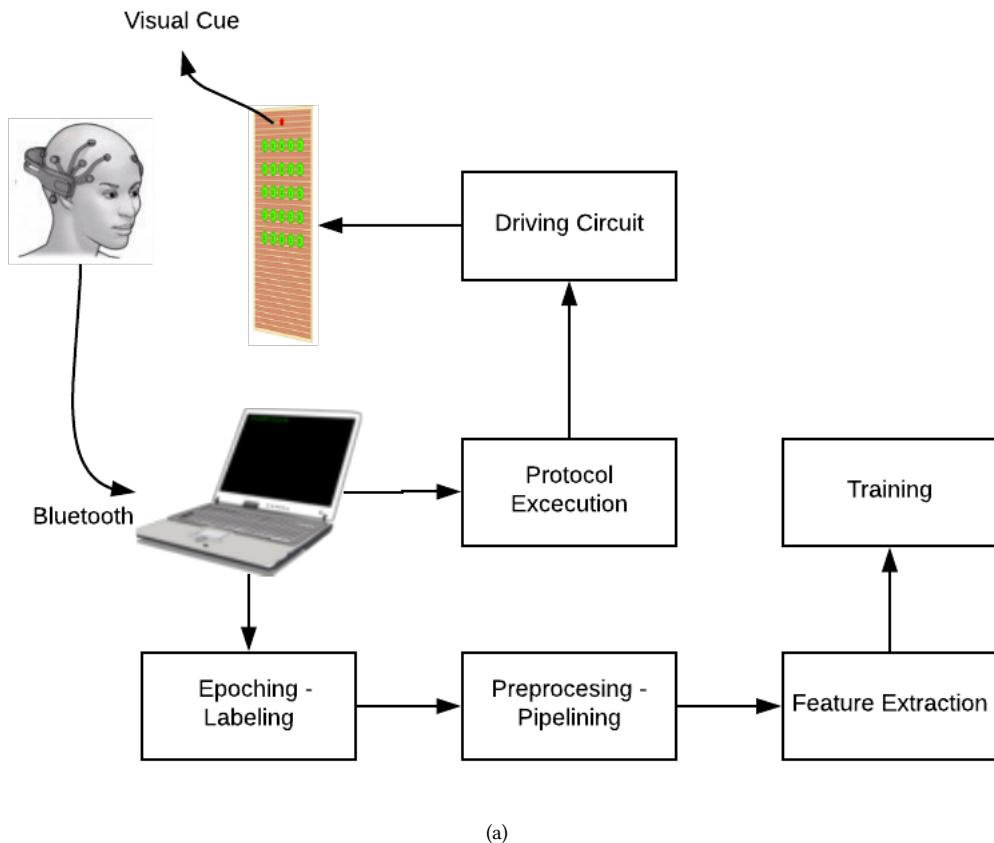
Βαλε φωτο απο τελειωμενη κατασκευη να αναβοσβήνει πάνω στην βάση

5.2 Offline Καταγραφή των Σημάτων

5.2.1 Περιγραφή Συστήματος

Προκειμένου να υλοποιηθεί μια διεπαφή η οποία θα ανιχνεύει και θα αποκωδικοποιεί επιτυχώς τα SSVEP σήματα, σε πραγματικό χρόνο, θα πρέπει πρώτα να γίνει σχολαστική offline μελέτη των σημάτων καθώς και εκπαίδευση του συστήματος απόφασης.

Offline Analysis



Σχήμα 5.8: Διάγραμμα που παρουσιάζει τα στάδια του offline συστήματος καταγραφής δεδομένων.

Ο χρήστης πρέπει να κοιτάξει προς την συστοιχία της οποίας το κόκκινο LED ανάβει κάθε φορά. Με αυτόν τον τρόπο το πρόγραμμα γνωρίζει ποια πηγή φωτός κοιτούσε ο χρήστης κάθε χρονική στιγμή. Το επόμενο στάδιο περιλαμβάνει την διαδικασία της κατάτμησης του συνολικού σήματος στα χρονικά σημεία οπού το πρόγραμμα έδινε εντολή στον χρήστη να στρέψει το βλέμμα του σε διαφορετική συστοιχία, διαδικασία που στην βιβλιογραφία είναι γνωστή ως epoching. Στην συνέχεια υπάρχει το στάδιο της προ-επεξεργασίας των δεδομένων, κατά το οποίο εφαρμόζονται οι διάφορες τεχνικές αποθορυβοποίησης. Επόμενο βήμα είναι η εξαγωγή αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών από το σήμα, τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για το τελευταίο στάδιο της εκπαίδευσης του συστήματος απόφασης. Καθένα απ' τα προαναφερθέντα στάδια θα αναλυθεί διεξοδικά στην συνέχεια.

LEDs / RoomLight	ON	OFF
ON	NaN	NaN
OFF	NaN	NaN

Πίνακας 5.1: Μετρήσεις όλων των καταστάσεων φωτεινότητας κατά την διάρκεια της καταγραφής δεδομένων.

5.2.2 Πειραματική διάταξη

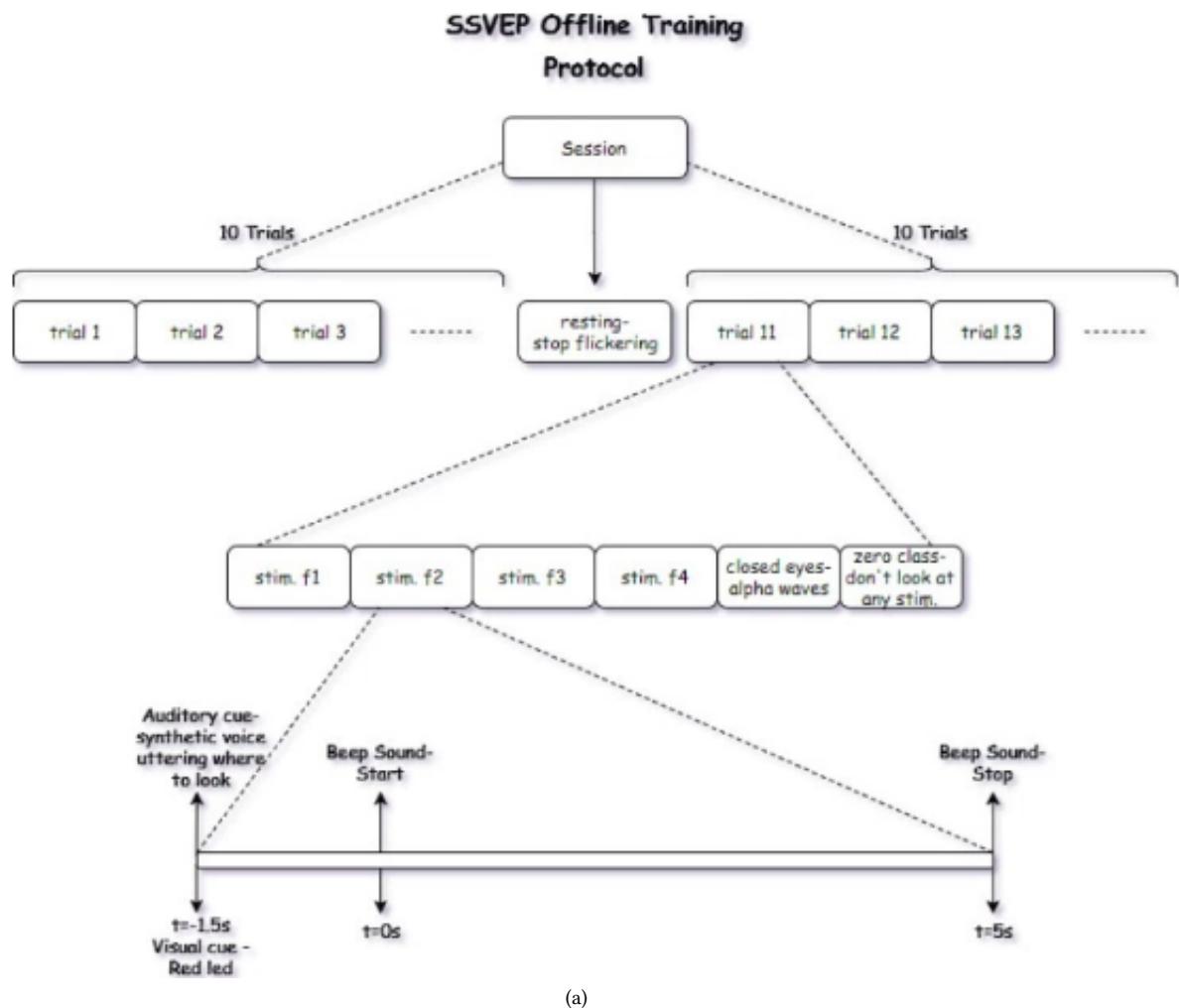
Η καταγραφή των δεδομένων έγινε σε 3 άτομα ηλικίας 18-25 ετών, χωρίς προηγούμενο ιατρικό ιστορικό σχετικά με οφθαλμικές παθήσεις ή επεισόδια επιληψίας, καθώς όπως αναφέρθηκε και στην υποενότητα 2.5.2.2.3 η έκθεση σε απότομες εναλλαγές φωτός στην χαμηλή συχνότική περιοχή, είναι ικανή να προκαλέσει επιλυπτικές κρίσεις σε ευαίσθητα άτομα, ενώ συγκεκριμένες οφθαλμικές παθήσης όπως ΠΑΘΗΣΗ, αλλοιώνουν τα SSVEP σήματα που παράγονται στον εγκέφαλο []

Η χρωματική αντίθεση (color contrast) μεταξύ των 2 καταστάσεων on και off κάθε πηγής φωτός, φαίνεται να παίζει σημαντικό ρόλο στην ποιότητα των παραγόμενων σημάτων []. Δυο είναι οι τρόποι για την επίτευξη υψηλής αντίθεσης, α) η αύξηση της φωτεινότητας των LED και β) η μείωση του φωτός από το δωμάτιο στο οποίο πραγματοποιείται το πείραμα. Σε αυτή την κατεύθυνση λοιπόν, όλα τα πειράματα πραγματοποιήθηκαν σε σχεδόν σκοτεινό δωμάτιο, τακτική η οποία φαίνεται να ακολουθείται αρκετά συχνά []. Πιο συγκεκριμένα, ακολουθεί ένας πίνακας μετρήσεων φωτεινότητας σε LUX για όλες τις φωτεινές καταστάσεις κατά την διάρκεια της καταγραφής.

5.2.3 Πρωτόκολλο Καταγραφής Δεδομένων

5.2.3.1 Περιγραφή

Απαραίτητη προϋπόθεση για αυτήν την μελέτη είναι η δημιουργία ενός πρωτοκόλλου καταγραφής των δεδομένων, το οποίο θα ακολουθείται πιστά σε κάθε καταγραφή για κάθε άτομο, έτσι ώστε να υπάρχει συνέπεια μεταξύ όλων των πειραματικών δοκιμών, πράγμα το οποίο επιτρέπει την ασφαλή σύγκριση αποτελεσμάτων και εξαγωγή συμπερασμάτων.



Σχήμα 5.9: Διάγραμμα που απεικονίζει την διαδικασία που ακολουθείται για την καταγραφή των δεδομένων, σύμφωνα με ένα πρωτόκολλο που σχεδιάστηκε για αυτή την εργασία

Όπως φαίνεται, κάθε πειραματική περίοδος (session) αποτελείται από 20 δοκιμές (trials) με μια ενδιάμεση περίοδο ξεκούρασης κατά την οποία κλείνουν όλες οι LED συστοιχίες. Σε κάθε δοκιμή ο υποδεικνύεται στον χρήστη να εκτελέσει 6 εντολές. Οι 4 από αυτές αντιστοιχούν στην στρέψη του βλέμματος σε κάθε μια από τις 4 διαφορετικές LED συστοιχίες, ενώ στις υπόλοιπες 2, ο χρήστης ζητείται να κλείσει τα μάτια του και τέλος να μην παρατηρεί καμία από τις 4 συστοιχίες. Οι 2 τελευταίες εντολές είναι πολύ σημαντικές όπως θα φανεί παρακάτω. Μια σημαντική παρατήρηση είναι πως η σειρά αυτών των εντολών υπαγορεύεται στον χρήστη με τυχαία σειρά για κάθε δοκιμή, λεπτομέρεια που συχνά παραβλέπεται από αντίστοιχες έρευνες. Η τυχαία σειρά των εντολών προσομοιώνει καλύτερα καταστάσεις πραγματικού χρόνου, οπού δεν υπάρχει πάντα συσχέτιση μεταξύ μιας εντολής και της επόμενης που θα ακολουθήσει. Επιπλέον κάθε μια από τις εντολές υποδεικνύεται στον χρήστη με δύο τρόπους: α) Ακουστικό σήμα, οπού μια συνθετική φωνή ανακοινώνει το νούμερο της εντολής (one, two, three, four) και β) Οπτικό σήμα, που υλοποιείται από το κόκκινο LED που βρίσκεται σε κάθε συστοιχία. Τέλος δύο ακόμα ακουστικά ερεθίσματα

παράγονται μετά την προηγούμενη υπόδειξη, τα οποία σηματοδοτούν την έναρξη και την λήξη της δοκιμής. Ο λόγος που παρεμβάλλεται 1.5 δευτερόλεπτο μεταξύ της αρχικής υπόδειξης και της πραγματικής έναρξης της δοκιμής, είναι πως ο χρήστης χρειάζεται λίγο χρόνο για να στρέψει το βλέμμα του μεταξύ δύο διαφορετικών συστοιχιών.

Μια σημαντική παράμετρος που έπρεπε να ρυθμιστεί είναι η διάρκεια της κάθε δοκιμής (trial). Η διάρκεια αυτή συμπίπτει με την διάρκεια του κάθε epoch που θα δημιουργηθεί στην συνέχεια. Ο σκοπός είναι να πειραματιστούμε με διάφορα μεγέθη epoch, έτσι ώστε να αποφανθούμε για αυτό που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα. Η βέλτιστη διάρκεια που θα προκύψει, θα καθορίσει και χρονικό παράθυρο στο οποίο θα αναλύονται τα SSVEP σήματα στην real time εκδοχή της διεπαφής, δηλαδή το ελάχιστο χρονικό διάστημα μεταξύ δυο διαδοχικών αποφάσεων. Παρότι η επεξεργασία χρονικών παραθύρων μεγάλων σε διάρκεια (π.χ 10 δευτερόλεπτα) είναι πιθανόν να επιφέρει καλύτερα ποσοστά ταξινόμησης, μια διεπαφή τέτοιου είδους, που παίρνει αποφάσεις με τέτοια καθυστέρηση είναι πρακτικά άχρηστη. Συνεπώς καταλήξαμε πως η μέγιστη χρονική διάρκεια που αξίζει να μελετήσουμε είναι τα 5 sec.

5.2.3.2 Λογισμικό

Το πρωτόκολλο αυτό υλοποιήθηκε σε γλώσσα Python. Η δημιουργία ενός προγράμματος που θα υλοποιεί αυτή την περίπλοκη διαδικασία καταγραφής των δεδομένων ήταν απαραίτητη για διάφορους λόγους και συνέβαλε στην αυτοματοποίηση της όλης διαδικασίας.

Αρχικά πρέπει να αναφερθεί πως όση ώρα κρατάει η διαδικασία, τα δεδομένα καταγράφονται συνεχώς από το EPOS, χωρίς δηλαδή να υπάρχει διακοπή κάθε φορά που το πρόγραμμα υπαγορεύει στον χρήστη μια καινούρια εντολή. Συνεπώς παράλληλα με την καταγραφή των δεδομένων, καταγράφονται και οι χρονικές στιγμές στις οποίες υπαγορεύονται οι εντολές σε ένα log αρχείο, έτσι ώστε στην συνέχεια, να μπορούν να δημιουργηθούν τα epochs και τα labels τους, κάνοντας κατάτμηση της συνολικής καταγραφής σε αυτές τις χρονικές στιγμές.

Επίσης ένα σημαντικό χαρακτηριστικό του προγράμματος, είναι η ικανότητα οργανώνει τις καταγραφές σε διαφορετικούς φακέλους αναλόγως την πειραματική συνεδρία (session) και τον χρήστη. Κάθε φορά, στην αρχή του session, ο χρήστης δηλώνει το όνομά του, και το πρόγραμμα δημιουργεί έναν φάκελο με όνομα της μορφής “Id_UserName”. Στην συνέχεια δίνει ένα όνομα για το session, και δημιουργείται ο φάκελος με όνομα της μορφής “SessionName_Timestamp” στον οποίο θα αποθηκευτούν όλα τα αρχεία που αφορούν την συγκεκριμένη καταγραφή. Επιπλέον, προαιρετικά, ο χρήστης μπορεί να προσθέσει κάποια σχόλια που αφορούν την συγκεκριμένη καταγραφή. Για παράδειγμα την κατάσταση του φωτισμού στο δωμάτιο (ανοιχτά ή κλειστά φώτα, μετρήσεις LUX), τα χαρακτηριστικά της φωτεινής πηγής (χρώμα LED, ένταση κλπ), την απόσταση από τα LED, καθώς και σχόλια για την κατάσταση του ίδιου του ατόμου όπως ώρες ύπνου, επίπεδα κούρασης ή ακόμα και την πληροφορία για την πυκνότητα των μαλλιών του την στιγμή της καταγραφής. Όλες αυτές

παράμετροι επηρεάζουν σημαντικά την ποιότητα των παραγόμενων σημάτων, και συνεπώς είναι σημαντικό να καταγραφούν ως meta-data της καταγραφής, καθώς θα βοηθήσουν και στην επιλογή των βέλτιστων συνθηκών καταγραφής. Τέλος για κάθε session, αποθηκεύονται σε μία κλάση SessionInfo, όλες εκείνες οι μεταβλητές που είναι απαραίτητες για την offline ανάλυση των δεδομένων, όπως η συχνότητες διέγερση, η διάρκεια κάθε trial κ.α

```

experiments
  S1-Christos
    2017-09-16
      epochs qualities 2017-09-16 17:46:10.364480.txt
      epochs values 2017-09-16 17:46:10.364480.txt
      log 2017-09-16 17:46:10.364480.log
      NOTES 2017-09-16 17:46:10.364480.txt
      S1-Christos_2017-09-16 17-46-10.594190.csv
  S2-Eleni
    2017-10-31
      epochs qualities 2017-10-31 00:59:40.097582.txt
      epochs values 2017-10-31 00:59:40.097582.txt
      log 2017-10-31 00:59:40.097582.log
      NOTES 2017-10-31 00:59:40.097582.txt
      S2-Eleni_2017-10-31 00-59-40.270516.csv
  subjects.txt

```

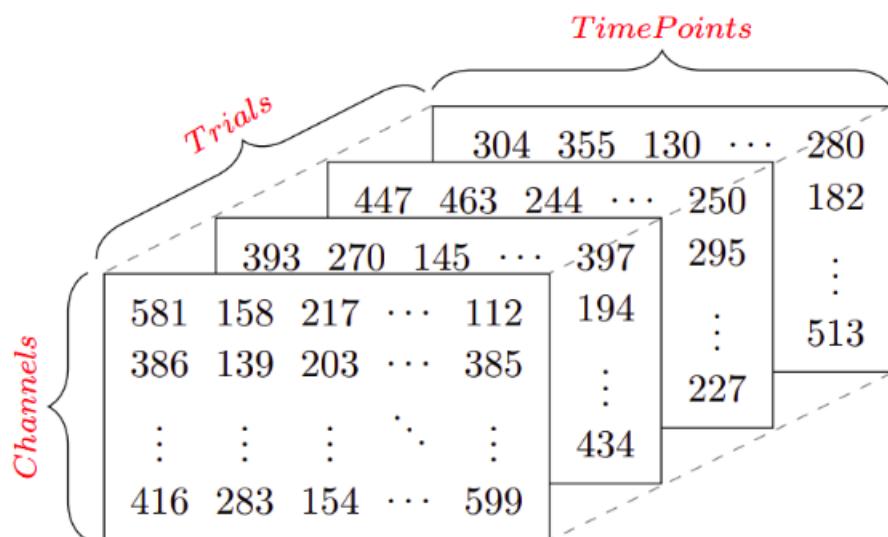
(a)

Σχήμα 5.10: Η οργάνωση των καταγραφών για κάθε χρήστη και κάθε συνεδρία (a).

5.2.4 Προεπεξεργασία δεδομένων

5.2.4.1 Epoching

Προκειμένου να γίνει η εύκολη επεξεργασία των δεδομένων, είναι απαραίτητη η κατάτμηση του συνολικού εγκεφαλογραφήματος, σε τέτοια σημεία που να οριοθετούν κάθε trial για κάθε συχνότητα ξεχωριστά. Τα σημεία αυτά, όπως αναφέρθηκε και στην αμέσως προηγούμενη παράγραφο, βρίσκονται καταγεγραμμένα σε ένα log αρχείο, έτσι ώστε τελικά να δημιουργηθεί ο 4-διάστατος πίνακας $epochs \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s \times N_t \times N_f}$, όπου N_c ο αριθμός των καναλιών, N_s τα χρονικά σημεία του σήματος (samples), και N_t ο αριθμός των δοκιμών (trials) για κάθε μία από τις N_f συχνότητες διέγερσης.



Σχήμα 5.11: Οι τρεις από τις διαστάσεις του τετραδιάστατου πίνακα όπου αποθηκεύουμε τα σήματα μετά την κατάτμηση. Η τέταρτη διάσταση είναι οι διαφορετικές συχνότητες διέγερσης.

5.2.4.2 Preprocessing Pipeline

Η προεπεξεργασία των εγκεφαλικών σημάτων είναι ένα απαραίτητο στάδιο, το οποίο μπορεί να καθορίσει σε μεγάλο ποσοστό την επιτυχία και τα αποτελέσματα του πειράματος. Υπάρχουν αρκετοί λόγοι που καθιστούν την προεπεξεργασία αυτή απαραίτητη. Αρχικά όπως αναφέραμε και στην ενότητα 2.1, το EEG παρουσιάζει χαμηλή χωρική ανάλυση, με αποτέλεσμα τα σήματα που ανιχνεύονται από τον εγκεφαλογράφο να διαφέρουν σημαντικά συγκριτικά με αυτά τα οποία παρήχθησαν από τον εγκέφαλο. Επιπλέον τα σήματα αυτά, παρουσιάζουν χαμηλό σηματο-θορυβικό λόγο (SNR), με αποτέλεσμα να καλύπτονται σημαντικές αδύναμες συνιστώσες του, που μπορεί να μας ενδιαφέρουν. Σημαντικά είναι και τα παράσιτα (artifacts) λόγω μυϊκών κινήσεων, όπως η κίνηση των ματιών, ενώ δεν είναι σπάνιο πολλές φορές να μολύνεται το σήμα και από τυχαία εγκεφαλική δραστηριότητα κατά την διάρκεια της καταγραφής.

Εδώ θα περιγραφούν τα βήματα που απαιτούνται για το φιλτράρισμα και την ετοιμασία των δεδομένων για την περαιτέρω ανάλυση των σημάτων. Τα βήματα αυτά διαφέρουν από έρευνα σε έρευνα, και όσον αφορά το ποιόν τους αλλά και την σειρά εφαρμογής τους, ανάλογα με τον σκοπό της εργασίας, και γίνεται μια προσπάθεια να οριστεί μια καθολική διαδικασία προ-επεξεργασίας, την οποία θα ακολουθούν όλοι, προκειμένου να είναι και πιο εφικτή η σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων από διάφορες εργασίες. Στην διεθνή βιβλιογραφία, το σύνολο αυτών των διαδοχικών διαδικασιών αναφέρεται και ως eeg pipelining. Ένα pipeline που ακολουθείται από πολλούς ερευνητές, περιγράφεται από τον ψυχολόγο Makoto Miyakoshi [].

Τα κύρια στάδια του pipeline που συνήθως δεν λείπουν από καμία εργασία είναι τα εξής:

- Χρήση φίλτρου notch για την αφαίρεση πολύ συγκεκριμένων συχνοτήτων όπως θορύβου τροφοδοσίας (50Hz ή 60Hz)
- Φιλτράρισμα βαθυπερατό-υψηπερατό για απόρριψή DC σημάτων και μη χρήσιμων συχνοτήτων
- Αφαίρεση artifacts λόγω κινήσεων των ματιών και του κεφαλιού θεωρώντας πως τα artifacts και το σήμα ενδιαφέροντος παράγονται από ξεχωριστές πηγές, και εφαρμόζοντας τεχνικές διαχώρισης πηγών (source separation) όπως ICA
- Διάφορες τεχνικές χωρικού φιλτραρίσματος όπως averaging, rereference κ.α

Σημαντικό ρόλο παίζει η σειρά με την οποία εφαρμόζουμε καθεμία από τις διαδικασίες του pipeling, καθώς είναι γεγονός πως για τις μη γραμμικές διαδικασίες δεν ισχύει η αντιμεταθετική ιδιότητα, και δίνουν διαφορετικά αποτελέσματα, αναλόγως με την σειρά κατά την οποία θα εφαρμοστούν στο σήμα.

Στην παρούσα εργασία, οι συχνότητες ενδιαφέροντας κυμαίνονταν μεταξύ 6Hz και 40Hz, δηλαδή στο διάστημα που ορίζουν οι συχνότητες διέγερσης για τα οπτικά σήματα, και οι αρμονικές τους. Συνεπώς κάνοντας χρήση δύο IIR Butterworth φίλτρων, βαθυπερατό με συχνότητα αποκοπής στα 45Hz, και υψηπερατό στα 4Hz, επιτυγχάνουμε την αφαίρεση της DC συνιστώσας του σήματος, και επίσης δεν απαιτείται η χρησιμοποίηση ειδικού φίλτρου για το φιλτράρισμα του θορύβου του ηλεκτρικού ρεύματος τροφοδοσίας. Επιπλέον, απομακρύνεται ένα μεγάλο μέρος των σημάτων που ευθύνονται στην μυική λειτουργία (EMG) (υψίσυχνος θόρυβος), αλλά και σημάτων EOG λόγω της κίνησης των οφθαλμών [33]. Τέλος ακολουθώντας τις πρακτικές που περιγράφονται στο βιβλίο [24], προτιμήθηκε η διαδοχική χρήση βαθυπερατού και υψηπερατού φίλτρου, αντί ενός βαθυπερατού, καθώς και η αφαίρεση της μέσης τιμής του κάθε epoch, πριν και μετά το φιλτράρισμα.

ΕΙΚΟΝΕΣ ΑΠΟ ΦΙΛΤΡΑ

Όσον αφορά το EPOC συγκεκριμένα, πολλές φορες παρατηρήσαμε πως για κάποιο φαινομενικά ανεξήγητο λόγο σε εμάς, εμφανιζόντουσαν απότομες διακυμάνσεις (spikes) στο σήμα, που δεν δικαιολογούνταν από καμιά εξωτερική ή εγκεφαλική επίδραση, πράγμα το οποίο διαπιστώθηκε και στην διπλωματική εργασία [51] που χρησιμοποίησε τον ίδιο εγκεφαλογράφο και πιθανώς να προέρχονται από κάποια δυσλειτουργία των ηλεκτρονικών του εγκεφαλογράφου. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές εξάλειψης αυτών των epoch που περιέχουν spikes, όπως απόρριψη κάνοντας οπτική επιθεώρηση (rejecting by visual inspection). Εμείς προκειμένου να αυτοματοποιηθεί η διαδικασία, χρησιμοποιήσαμε ένα κατώφλι απόρριψης για το πλάτος του σήματος, διαδικασία που κατατάσσεται στα μη γραμμικά στάδια του pipeline.

ΕΙΚΟΝΕΣ ΑΠΟ ΣΠΙΚΕΣ, ΑΝΤΙΘΕΣΗ ΜΕ ΆΛΛΟ ΠΑΡΑΛΛΗΛΟ ΣΗΜΑ

Παρόλες τις παραπάνω διαδικασίες, συνήθως υπάρχει ακόμα παρών θόρυβος στις συχνότητες 0-10Hz, κυρίως λόγω της κίνησης των βλεφάρων. Η πιο συνήθης τεχνική απομάκρυνσης αυτού του θορύβου, είναι η ανάλυση κυρίων συνιστωσών (ICA), η οποία υποθέτει πως το παραγόμενο σήμα είναι το αποτέλεσμα του γραμμικού συνδυασμού πολλών πηγών (όσων και των διαφορετικών καναλιών-αισθητήρων), μίας εκ των οποίων θα είναι και η κίνηση των βλεφάρων. Αποφασίστηκε να μην χρησιμοποιηθεί αυτή η τεχνική για δύο λόγους. Αρχικά, για να δώσει καλά αποτελέσματα, απαιτεί σήματα μεγάλης διάρκειας, η οποία αυξάνεται εκθετικά καθώς αυξάνονται τα κανάλια. Είναι πολύ ευαίσθητη μέθοδος όσον αφορά την επεξεργασία δεδομένων από διαφορετικές καταγραφές, ακόμα και αν οι συνθήκες των πειραμάτων είναι σχεδόν ίδιες. Για παράδειγμα, έστω πως παρέχουμε στην ICA ένα ικανό αριθμό δεδομένων για να βρει τον κατάλληλο πίνακα μετασχηματισμού των αρχικών καναλιών, στα νέα ”κύρια” κανάλια. Αν τον ίδιο πίνακα τον χρησιμοποιήσουμε για τον μετασχηματισμό νέων δεδομένων από τον ίδιο χρήστη, με τον ίδιο εγκεφαλογράφο, αλλά με λίγο διαφορετική τοποθέτηση των ηλεκτροδίων, η ακόμα και αν απλά εφαρμόσουμε λίγο παραπάνω υγρό επαφής, τότε η ICA θα αποτύχει να διαχωρίσει σωστά τα κανάλια [25]. Πράγμα το οποίο συμβαίνει κατά κόρον με εγκεφαλογράφους που δεν επιτρέπουν την ακριβή τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στον κρανίο (όπως ο EPOC). Ο δεύτερος λόγος είναι πως στην περίπτωση μας δεν παρατηρήθηκαν έντονα παράσιτα κίνησης των βλεφάρων, καθώς τα ηλεκτρόδια που χρησιμοποιήσαμε βρίσκονται στο πίσω μέρος του εγκεφάλου, τα οποία ”μολύνονται” λιγότερο από αυτόν τον μυικό θόρυβο.

Σημαντική Παρατήρηση

Μια σημαντική παράμετρος είναι η σειρά με την οποία θα γίνει το pipelining και το epoching. Ένας λόγος για να προτιμήσει κάποιος να γίνουν οι διαδικασίες του pipelining πριν το epoching (πράγμα που συμβαίνει στην πλειοψηφία των περιπτώσεων), είναι το γεγονός πως η εφαρμογή κυρίως των υψηπερατών φίλτρων σε σήματα διάρκειας λίγων δευτερολέπτων, προκαλεί παραμορφώσεις στα άκρα τους (filtering edge artifacts) [44][24]. Σε αυτή την εργασία όμως θα κάνουμε το αντίθετο για τον εξής λόγο. Ο απώτερος σκοπός της offline ανάλυσης είναι η εύρεση της καλύτερης μεθόδου έτσι ώστε να χρησιμοποιηθεί στην online εκδοχή της διεπαφής. Όπως γίνεται αντιληπτό, σ' αυτήν την περίπτωση δεν θα έχουμε πρόσβαση στο συνολικό εγκεφαλικό σήμα, παρά μόνο σε παράθυρα λίγων δευτερολέπτων τα οποία αντιστοιχούν στα epochs της offline ανάλυσης. Συνεπώς τα στάδια του pipeline έγιναν μετά την κατάτμηση του συνολικού σήματος, σε κάθε epoch ξεχωριστά, έτσι ώστε να προσομοιώνεται καλύτερα η real-time (online) λειτουργία.

5.2.5 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών και Συστήματα Απόφασης

Πλέον, έχοντας στα χέρια μας τα δεδομένα, φιλτραρισμένα, και ταξινομημένα ανά χρήστη και session, και οργανωμένα σε πίνακες με βάση το κάθε κανάλι, δοκιμή (trial)

και συχνότητα οπτικής διέγερσης, εφαρμόζουμε τους αλγορίθμους που περιγράφηκαν στο ενότητα ????, προκειμένου να αξιολογηθούν ως προς την ικανότητα χρήσης τους στην online διεπαφή που θα παρουσιαστεί στην επόμενη ενότητα.????

5.3 Μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης

5.3.1 Ορισμός Μαθηματικής Σημειογραφίας

Προκειμένου να είναι πιο κατανοητές οι τεχνικές που θα περιγραφούν, και να μην υπάρχουν τυχόν παρερμηνείες, ορίζουμε εδώ τις μεταβλητές όπως ορίζονται και μέσα στον κώδικα που υλοποιήθηκε. Αρχικά θεωρούμε ένα BCI σύστημα N_f οπτικών διεγέρσεων, με συχνότητες $f_{stimuli} = [f_1, \dots, f_{N_f}] \in \mathbb{R}^{N_f}$, και συμβολίζουμε ως i τον δείκτη αυτών των συχνότητων, με $i = 1, \dots, N_f$. Συνεπώς έχουμε και N_f πιθανές κλάσεις c_i που αντιστοιχούν στις f_i . Έπειτα από την διαδικασία του epoching, προκύπτουν συνολικά N_t trials για κάθε f_i συχνότητα, και ορίζουμε το $t = 1, \dots, N_t$ ως δείκτη των trials. Ως αποτέλεσμα, συνολικά έχουμε $N_{ep} = N_t \cdot N_f$ epochs. Κάθε ένα από αυτά τα epochs, $epoch_n$, με $n = 1, \dots, N_{ep}$, μπορεί να ανήκει σε μία από τις κλάσεις c_i , δηλαδή $C(epoch_n) = c_i$. Η φασματική πυκνότητα του $epoch_n$ συμβολίζεται $PSD(epoch_n)$, και οι k συχνότητες με την ισχυρότερη παρουσία στο φάσμα δημιουργούν τον διάνυσμα $F_{peaks_n} = [F_1, \dots, F_{N_k}] \in \mathbb{R}^{N_k}$, και με $mag(F_k)$, $k = [1, \dots, N_k]$ το πλάτος ενός συγκεκριμένου peak στο φάσμα. Τέλος, σε κάποιες από τις ακόλουθες μεθόδους, θα λαμβάνουμε υπόψην μας και τους N_h αρμονικούς μιας f_i συχνότητας, και θα τους συμβολίζουμε ως $h f_i$, με $h = 1, \dots, N_h$.

5.3.2 PSD

Όπως είναι αναμενόμενο, σε κάθε πρόβλημα του οποίου στόχος είναι η ανίχνευση της παρουσίας και της ισχύος συγκεκριμένων συχνοτήτων σε ένα σήμα, τις πιο πολλές φορές εφαρμόζονται τεχνικές που βασίζονται στον μετασχηματισμό Fourier. Δεδομένης της περιγραφής και του τρόπου λειτουργίας των SSVEP σημάτων, θα περίμενε κάποιος πως η συχνότητα της οπτικής διέγερσης, ξεχωρίζει σημαντικά από της υπόλοιπες. Σε αυτή την περίπτωση, μια πρώτη προσέγγιση είναι η εύρεση της συχνότητας $f_{max} = F_{peaks}[1] = F_1$ με την μέγιστη ισχύ για το epoch $epoch_n$, και η ανάθεση του δείγματος, στην κλάση c_i της συχνότητας διέγερσης f_i που βρίσκεται σε μικρότερη απόσταση από την f_{max} . Δηλαδή,

$$C(epoch_n) = c_i, \quad i = \operatorname{argmin}_i \|f_{max} - f_i\|^2 \quad (5.1)$$

Σε πολλές περιπτώσεις όμως, η επικρατούσα συχνότητα του σήματος, δεν συμπίπτει με την συχνότητα της οπτικής διέγερσης, καθώς όπως έχει αναφερθεί, το σήμα μπορεί

να περιλαμβάνει peaks τα οποία να προκύπτουν από άλλες εγκεφαλικές λειτουργίες, ή και από SSVEP σήματα που προκαλούνται από γειτονικές οπτικές διεγέρσεις. Τέλος με αυτό τον τρόπο δεν λαμβάνονται υπόψην καθόλου οι αρμόνικες της συχνότητας διέγερσης που εμφανίζονται στα SSVEP σήματα. Ως αποτέλεσμα, όπως θα φανεί και στο κεφάλαιο των αποτελεσμάτων, ο παραπάνω αλγόριθμος παρουσιάζει χαμηλό ποσοστό επιτυχίας.

ΒΑΛΕ ΦΩΤΟ ΜΕ 2 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΣΗΜΑΤΩΝ

5.3.3 PSD - Gaussian Mixture Filtering

Μια λύση που προτείνουμε, είναι η χρήση παραπάνω από μιας επικρατούσας συχνότητας (multiple peaks), σε συνδυασμό με την εφαρμογή μια τεχνικής φιλτραρίσματος των k peaks, κάνοντας χρήση μιας μίξης γκαουσιανών συναρτήσεων για κάθε συχνότητα διέγερσης, με μέσες τιμές τις ίδιες τις συχνότητες διέγερσης και τις αρμονικές τους. Συγκεκριμένα, κατασκευάζουμε την γκαουσιανή μίξη Gm_i για κάθε συχνότητα f_i , λαμβάνοντας υπόψην μας τους N_h πρώτους αρμονικούς της.

$$Gm_i(f) = \sum_{h=1}^{N_h} a_{ih} \cdot \frac{1}{\sigma_{ih} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(f - h \cdot f_i)^2}{2\sigma_{ih}^2}\right) \quad (5.2)$$

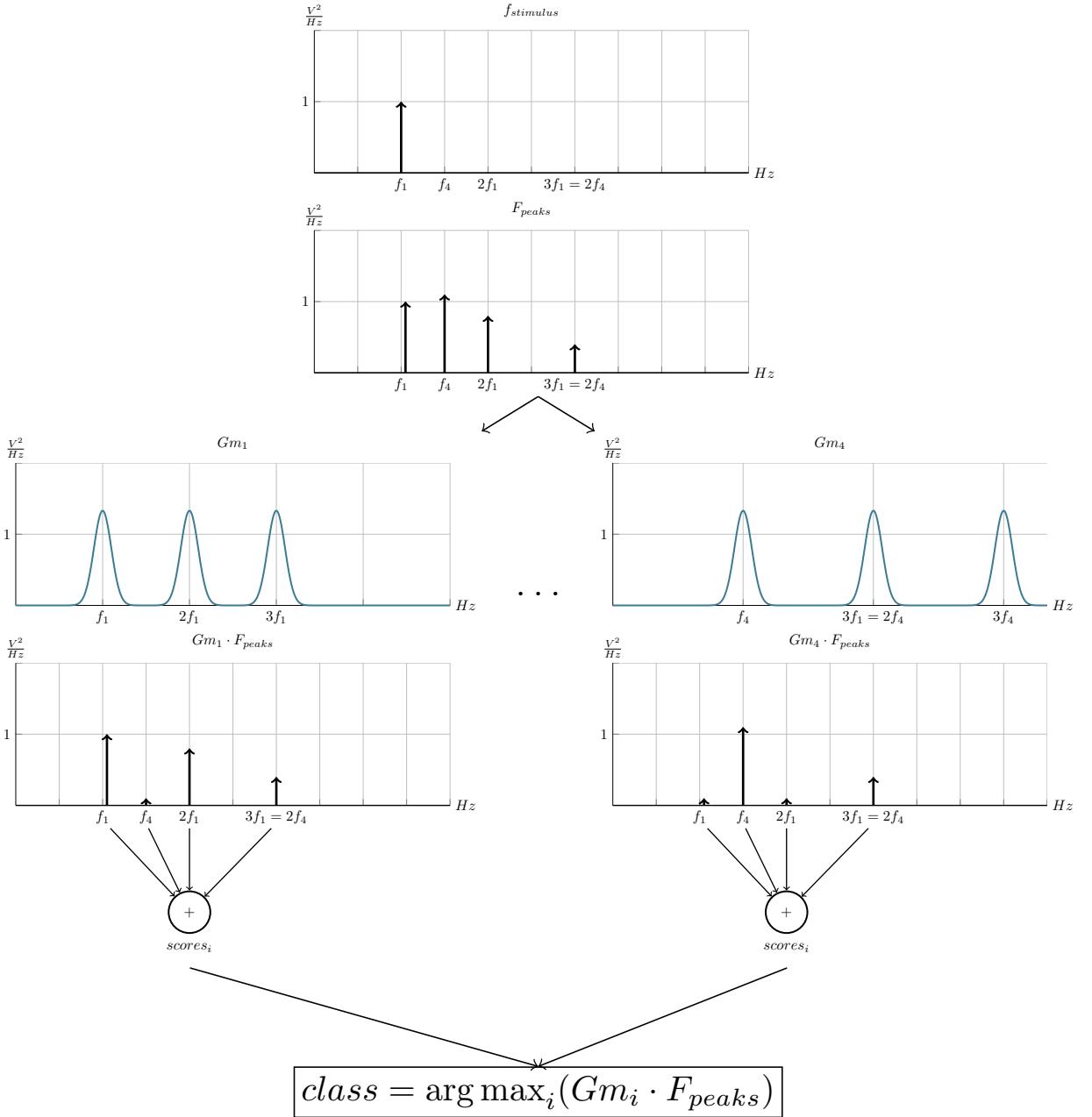
Ο συντελεστής διασποράς σ_{ih} καθορίζει το εύρος της γκαουσιανής "καμπάνας" για τον h -στο αρμονικό της συχνότητας f_i , ενώ ο a_{ih} , το πλάτος της κάθε μίας, και είναι μετάβλητες που παίζουν καθοριστικό ρόλο στην επιτυχία του αλγορίθμου, για αυτό θα γίνει προσεχτική βελτιστοποίηση τους.

Στην συνέχεια για κάθε $epoch_n$ πολλαπλασιάζουμε το διάνυσμα F_{peaks_n} με κάθε μία από τις Gm_i , και προκύπτει το $score_i$ για κάθε μία από τις κατηγορίες c_i , δηλαδή,

$$score_i = \sum_{l=1}^{l=3} mag(F_l) \cdot Gm_i(F_l), i = 1, \dots, N \quad (5.3)$$

Η τελική απόφαση για την κλάση στην οποία ανήκει το δείγμα γίνεται επιλέγοντας αυτή με το μέγιστο score,

$$C(epoch_n) = c_i, \quad i = \operatorname{argmax}_i(score_i) \quad (5.4)$$



Σχήμα 5.12: Σχηματικό παράδειγμα λειτουργίας του αλγορίθμου PSD-GM. Έστω τέσσερις πιγές οπτικής διέγερσης με αντίστοιχες συχνότητες f_1, f_2, f_3, f_4 . Έστω οτι ο χρήστης κοιτάζει την f_1 , τότε παράγεται SSVEP σήμα, με επικρατούσες συχνότητες την f_1 , τις δύο αρμονικές $2f_1, 3f_1$ καθώς και την μέγιστη απ' όλες f_4 . Η κάθε Gm_i αναθέτει υψηλά σκόρ στην f_i και τις αρμονικές της, ενώ παράλληλα σχεδόν μηδενίζει τις υπόλοιπες. Με αυτό τον τρόπο τελικά η f_1 θα έχει το μεγαλύτερο score, λόγω της παρουσίας των αρμονικών της στο φάσμα.

5.3.4 Μέθοδοι βασισμένοι στην CCA

Τα χαρακτηριστικά της μεθόδου, και το τι προσπαθεί να πετύχει εξηγήθηκαν αναλυτικά στην παραγραφο [???](#). Η χρήση της μεθόδου για την επεξεργασία σημάτων SSVEP εφαρμόστηκε πρώτα το 2007 στην εργασία, [22], και έκτοτε έχει γίνει η πιο

διαδεδομένη μέθοδος για το χωρικό φιλτράρισμα SSVEP σημάτων, και την εξαγωγή αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών.

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή, εφαρμόζουμε την CCA έτσι ώστε να βρούμε τον μεγιστο συντελεστή κανονικής συσχέτισης μεταξύ του πίνακα δεδομένων ενός $epoch_n$, $X_n \in \mathbb{R}^{N_c \times N_s}$ και ενός πίνακα $Y_i \in \mathbb{R}^{2N_h \times N_s}$ με ημιτονικά templates της συχνότητας f_i ,

$$Y_i = \begin{bmatrix} \sin 2\pi f_i t \\ \cos 2\pi f_i t \\ \vdots \\ \sin 2\pi N_h f_i t \\ \cos 2\pi N_h f_i t \end{bmatrix}, t = \left[\frac{1}{f_s} \quad \frac{2}{f_s} \quad \dots \quad \frac{N_f}{f_s} \right] \quad (5.5)$$

Ο πίνακας Y_i , περιέχει τα σήματα που θα θέλαμε ιδανικά να παραγονται από τον εγκέφαλο ως απόκριση στην οπτική διέγερση f_i , συνεπώς, διαισθητικά, ο CCA προσπαθεί να μετασχηματίσει γραμμικά τους δύο πίνακες και να βρει με ποιόν Y_i μοιάζει περισσότερο ο X_n , και ορίζει ως μέτρο ομοιότητας (score) την μέγιστη κανονική συσχέτιση. Η παραπάνω διαδικασία εφαρμόζεται N_f φορές, όσες δηλαδή και οι κλάσεις-συχνότητες που έχουμε.

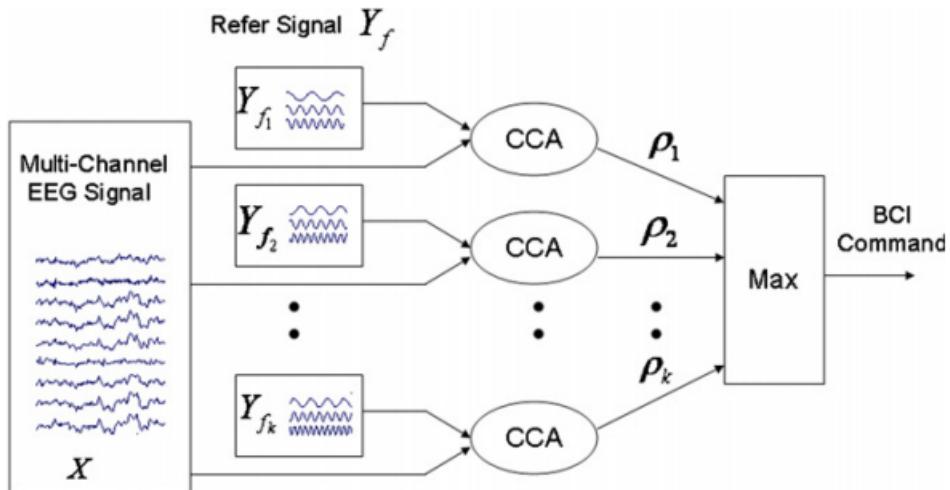
$$CCAscore_i = \rho(X_n^T a, Y_i^T b) \quad (5.6)$$

Όσον αφορά την τελική ανάθεση του epoch σε μια από τις c_i κλάσεις, μπορούμε να ακολουθήσουμε δύο μεθόδους. Αρχικά μπορούμε να το αναθέσουμε στην κλάση της οποίας ο πίνακας Y_i είχε την μεγαλύτερη συσχέτιση με τον X_n , δηλαδή,

$$C(epoch_n) = c_i, \quad i = \underset{i}{\operatorname{argmax}}(CCAscore_i) \quad (5.7)$$

Ένας άλλος τρόπος είναι να χρησιμοποιήσουμε τα N_f scores που θα προκύψουν για κάθε $epoch_n$, ως ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών, και να γίνει η χρήση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης όπως ο kNN. Το διάνυσμα χαρακτηριστικών για κάθε epoch θα είναι,

$$CCAsfeature_n = [CCAscore_1, CCAscore_2, \dots, CCAscore_{N_f}] \quad (5.8)$$



Σχήμα 5.13: Σχηματικό παράδειγμα της εφαρμογής του CCA για την αναγνώριση της κλάσης που ανήκει ένα epoch (X). Η τελική απόφαση γίνεται με το κριτήριο του μεγίστου που περιγράφεται από την εξίσωση (5.7). Εικόνα από [Bin2009-It]

[28] cca survey

5.3.5 Συνδιαστική μέθοδος PCA - MLR - kNN

5.4 Online διεπαφή

Κεφάλαιο 6

Αποτελέσματα - Συμπεράσματα

Βιβλιογραφία

- [1] Hans Berger. “Über das Elektrenkephalogramm des Menschen”. Στο: *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten* 98.1 (Δεκ. 1933), σσ. 231–254.
- [2] Hans Berger. “Zur Innervation der Pia mater und der Gehirngefäße”. Στο: *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten* 70.1 (1924), σσ. 216–220.
- [3] Jordi Bieger, Gary Garcia-Molina και Danhua Zhu. “Effects of Stimulation Properties in Steady-State Visual Evoked Potential Based Brain-Computer Interfaces”. Στο: *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*. Αύγ. 2010.
- [4] Benjamin Blankertz κ.ά. “The Berlin brain–computer interface: non-medical uses of BCI technology”. Στο: *Frontiers in neuroscience* 4 (2010), σ. 198.
- [5] S L Bressler. “The gamma wave: a cortical information carrier?” en. Στο: *Trends Neurosci.* 13.5 (Μάι. 1990), σσ. 161–162.
- [6] G L Calhoun και G R McMillan. “EEG-based control for human-computer interaction”. Στο: *Human Interaction with Complex Systems, 1996. HICS '96. Proceedings., Third Annual Symposium on*. Αύγ. 1996, σσ. 4–9.
- [7] Teng Cao κ.ά. “Flashing color on the performance of SSVEP-based brain-computer interfaces”. en. Στο: *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.* 2012 (2012), σσ. 1819–1822.
- [8] Alex Casson κ.ά. “Electroencephalogram”. Στο: *Seamless Healthcare Monitoring*. Ιαν. 2018.
- [9] Leeyee Chu κ.ά. “Influence of Stimulus Color on Steady State Visual Evoked Potentials”. Στο: *International Conference on Intelligent Autonomous Systems*. Τόμ. 531. Φεβ. 2017, σσ. 499–509.
- [10] M DeTommaso κ.ά. “Steady-state visual-evoked potentials in headache: diagnostic value in migraine and tension-type headache patients”. Στο: *Cephalgia* 19.1 (1999), σσ. 23–26.
- [11] L A Farwell και E Donchin. “Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials”. en. Στο: *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 70.6 (Δεκ. 1988), σσ. 510–523.
- [12] Reza Fazel-Rezai κ.ά. “P300 brain computer interface: current challenges and emerging trends”. en. Στο: *Front. Neuroeng.* 5 (Ιούλ. 2012), σ. 14.

- [13] G W T. "The Berger Rhythm: Potential Changes from the Occipital Lobes in Man. (Brain, vol. Ivii, p. 355, Dec, 1934.) Adrian, E. D., and Matthews, B. H. C". Στο: *J. Ment. Sci.* 81.335 (Οκτ. 1935), σσ. 940–940.
- [14] E Lovett Garceau και Hallowell Davis. "An amplifier, recording system, and stimulating devices for the study of cerebral action currents". Στο: *American Journal of Physiology-Legacy Content* 107.2 (1934), σσ. 305–310.
- [15] gfa. *The First EEG Machine*. Accessed: 2018-5-18.
- [16] S A Gordeev. "The use of endogenous P300 event-related potentials of the brain for assessing cognitive functions in healthy subjects and in clinical practice". Στο: *Hum. Physiol.* 33.2 (Απρ. 2007), σσ. 236–246.
- [17] Richard Langton Gregory. *Eye and Brain: The Psychology of Seeing*. en. McGraw-Hill, 1978.
- [18] Suzana Herculano-Houzel. "The human brain in numbers: a linearly scaled-up primate brain". en. Στο: *Front. Hum. Neurosci.* 3 (Νοέ. 2009), σ. 31.
- [19] Harold Hotelling. "RELATIONS BETWEEN TWO SETS OF VARIATES". Στο: *Biometrika* 28.3-4 (Δεκ. 1936), σσ. 321–377.
- [20] Rafał Kuś κ.ά. "On the quantification of SSVEP frequency responses in human EEG in realistic BCI conditions". Στο: *PloS one* 8.10 (2013), e77536.
- [21] Fang-Cheng Lin κ.ά. "SNR analysis of high-frequency steady-state visual evoked potentials from the foveal and extrafoveal regions of human retina". Στο: *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE*. IEEE. 2012, σσ. 1810–1814.
- [22] Zhonglin Lin κ.ά. "Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs". en. Στο: *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54.6 Pt 2 (Ιούν. 2007), σσ. 1172–1176.
- [23] Miguel Angel Lopez-Gordo, Daniel Sanchez-Morillo και F Pelayo Valle. "Dry EEG electrodes". Στο: *Sensors* 14.7 (2014), σσ. 12847–12870.
- [24] Steven J Luck. *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*. en. MIT Press, Μάι. 2014.
- [25] *Makoto's preprocessing pipeline - SCCN*. Accessed: 2018-6-12.
- [26] Plonsey Malmivuo, Jaakko Malmivuo και Robert Plonsey. *Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. en. Oxford University Press, 1995.
- [27] P Maquet. "The role of sleep in learning and memory". en. Στο: *Science* 294.5544 (Νοέ. 2001), σσ. 1048–1052.
- [28] Masaki Nakanishi κ.ά. "A Comparison Study of Canonical Correlation Analysis Based Methods for Detecting Steady-State Visual Evoked Potentials". en. Στο: *PLoS One* 10.10 (Οκτ. 2015), e0140703.
- [29] Luis Fernando Nicolas-Alonso και Jaime Gomez-Gil. "Brain computer interfaces, a review". Στο: *Sensors* 12.2 (2012), σσ. 1211–1279.

- [30] Anthony M Norcia κ.ά. “The steady-state visual evoked potential in vision research: A review”. en. Στο: *J. Vis.* 15.6 (2015), σ. 4.
- [31] Paul L Nunez κ.ά. *Electric Fields of the Brain: The Neurophysics of EEG*. en. Oxford University Press, 2006.
- [32] Vangelis P Oikonomou κ.ά. “Comparative evaluation of state-of-the-art algorithms for SSVEP-based BCIs”. Στο: (Φεβ. 2016). arXiv: [1602.00904 \[cs.HC\]](https://arxiv.org/abs/1602.00904).
- [33] Vangelis P Oikonomou κ.ά. “Comparative evaluation of state-of-the-art algorithms for SSVEP-based BCIs”. Στο: (Φεβ. 2016). arXiv: [1602.00904 \[cs.HC\]](https://arxiv.org/abs/1602.00904).
- [34] Greg Perlman, Abraham Markin και William G Iacono. “P300 amplitude reduction is associated with early-onset and late-onset pathological substance use in a prospectively studied cohort of 14-year-old adolescents”. en. Στο: *Psychophysiology* 50.10 (Οκτ. 2013), σσ. 974–982.
- [35] D Regan. “Some characteristics of average steady-state and transient responses evoked by modulated light”. en. Στο: *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 20.3 (Μαρ. 1966), σσ. 238–248.
- [36] David Regan. “Human brain electrophysiology: evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine”. Στο: (1989).
- [37] Richard Junior Manuel κ.ά. “Comparison of the Influence of Stimuli Color on Steady-State Visual Evoked Potentials”. Στο: 1 (Ιούλ. 2015).
- [38] Katja Saupe κ.ά. “Neural mechanisms of intermodal sustained selective attention with concurrently presented auditory and visual stimuli”. en. Στο: *Front. Hum. Neurosci.* 3 (Νοέ. 2009), σ. 58.
- [39] G Scarano, D La Rocca και P Campisi. “EEG for Automatic Person Recognition”. en. Στο: *Computer* 7 (Ιούλ. 2012), σσ. 87–89.
- [40] Rajesh Singla, Arun Khosla και Rameshwar Jha. “Influence of stimuli color on steady-state visual evoked potentials based BCI wheelchair control”. Στο: *J. Biomed. Sci. Eng.* 06.11 (Ιαν. 2013), σσ. 1050–1055.
- [41] M Steriade, F Amzica και D Contreras. “Synchronization of fast (30-40 Hz) spontaneous cortical rhythms during brain activation”. en. Στο: *J. Neurosci.* 16.1 (Ιαν. 1996), σσ. 392–417.
- [42] Thomas J Sullivan, Stephen R Deiss και Gert Cauwenberghs. “A low-noise, non-contact EEG/ECG sensor”. Στο: *Biomedical Circuits and Systems Conference, 2007. BIOCAS 2007. IEEE*. IEEE. 2007, σσ. 154–157.
- [43] S Sutton κ.ά. “Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty”. en. Στο: *Science* 150.3700 (Νοέ. 1965), σσ. 1187–1188.
- [44] *Tutorials/ArtifactsFilter - Brainstorm*. Accessed: 2018-6-12.
- [45] H Wang κ.ά. “SSVEP recognition using multivariate linear regression for brain computer interface”. Στο: *2015 IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC)*. Οκτ. 2015, σσ. 176–180.
- [46] Yijun Wang κ.ά. “A practical VEP-based brain-computer interface”. Στο: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 14.2 (2006), σσ. 234–240.

- [47] Zhenghua Wu κ.ά. “Stimulator selection in SSVEP-based BCI”. Στο: *Medical Engineering and Physics* 30.8 (2008), σσ. 1079–1088.
- [48] Wang Yijun κ.ά. “Brain-computer interface based on the high-frequency steady-state visual evoked potential”. Στο: *Neural Interface and Control, 2005. Proceedings. 2005 First International Conference on*. IEEE. 2005, σσ. 37–39.
- [49] Thorsten O Zander κ.ά. “Enhancing Human-Computer Interaction with Input from Active and Passive Brain-Computer Interfaces”. Στο: *Brain-Computer Interfaces: Applying our Minds to Human-Computer Interaction*. Επιμέλεια υπό Desney S Tan και Anton Nijholt. London: Springer London, 2010, σσ. 181–199.
- [50] Danhua Zhu κ.ά. “A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs”. Στο: *Computational intelligence and neuroscience* 2010 (2010), σ. 1.
- [51] Άρτεμις Ζωγράφου. “Ανάλυση Eeg Και Eog Σημάτων Με Ευφυείς Τεχνικές Για Τηλεκίνηση Rc Αμαξιδίου”. Στο: (2018).