



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

**Ανάπτυξη Διεπαφής Εγκεφάλου - Υπολογιστή με την χρήση
Οπτικών Προκλητών Δυναμικών Σταθερής Κατάστασης
(Steady State Visual Evoked Potentials - SSVEP)**

Διπλωματική Εργασία

του

Χριστόδουλου Θ. Μπενετάτου

Επιβλέπων: Ανδρέας Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2018



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

**Ανάπτυξη Διεπαφής Εγκεφάλου - Υπολογιστή με την χρήση
Οπτικών Προκλητών Δυναμικών Σταθερής Κατάστασης
(Steady State Visual Evoked Potentials - SSVEP)**

Διπλωματική Εργασία

του

Χριστόδουλου Θ. Μπενετάτου

Επιβλέπων: Ανδρέας Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή στις 9 Ιουλίου 2018.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

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

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

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

Αθήνα, Ιούλιος 2018

(Υπογραφή)

.....
Χριστόδουλος Θ. Μπενετάτος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

© 2018– All rights reserved 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 κατασκευή της συσκευής που παρέχει τις απαραίτητες επαναλαμβανόμενες οπτικές διεγέρσεις (ΕΟΔ). Κατασκευάζουμε ένα πάνελ αποτελούμενο από 4 LED συστοιχίες, καθώς και το κύκλωμα οδήγησης τους, το οποίο επιτρέπει την ανεξάρτητη επιλογή συχνότητας και duty cycle, για κάθε συστοιχία. Στο επόμενο στάδιο, δημιουργούμε μια εφαρμογή η οποία υλοποιεί το πρωτόκολλο καταγραφής των δεδομένων που σχεδιάσαμε, ελέγχοντας πλήρως την παραγωγή των οπτικών διεγέρσεων παρέχοντας παράλληλα στον χρήστη οπτικές και ακουστικές οδηγίες για να εξασφαλιστεί η τήρηση του πρωτοκόλλου. Επιπλέον σχεδιάζουμε μια γραφική διεπαφή χρήστη βασιζόμενη σε open source λογισμικό, για την real-time παρακολούθηση του εγκεφαλογραφήματος, καθώς και του συχνοτικού περιεχομένου για κάθε κανάλι. Στα SSVEP δεδομένα που συλλέξαμε, πειραματιζόμαστε με διάφορες μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης, που χρησιμοποιούνται στην βιβλιογραφία, καθώς και δικές μας παραλλαγές τους, και επιτυγχάνουμε επιδόσεις έως και 90% ακρίβεια με ITR 20.58 bits/min, που συμβαδίζουν με τις state of the art επιδόσεις διεπαφών που κάνουν χρήση αντίστοιχου υλικού. Τέλος, υλοποιούμε το online σκέλος της διεπαφής, ένα ασύγχρονο σύστημα πραγματικού χρόνου, στο οποίο οι χρήστες καλούνται να κατευθύνουν, μέσα σε έναν εικονικό λαβύρινθο, το avatar τους, προς έναν επιθυμητό στόχο.

Λέξεις-Κλειδιά

Διεπαφές Εγκεφαλου - Υπολογιστή, Οπτικά Προκλητά Δυναμικά Σταθερής Κατάστασης, Ανάλυση Κανονικής Συσχέτισης, Ασύγχρονη διεπαφή)

Abstract

The main purpose of this diploma thesis, is to study whether an inexpensive non-medical graded EEG headset, like Emotiv Epoc, is suitable for implementing a Brain Computer Interface (BCI), based on Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP). First stage of the implementation, is the creation of the device that provides the necessary repeated visual stimuli (RVS). We build, a panel made of four LED arrays, and its driving circuit, which allows the independent selection of stimulus frequency and duty cycle, for every RVS. The next stage, consists of the creation of a application that implements the offline EEG data recording protocol that we designed, which is able to fully control the RVS, and at the same time, providing all the necessary visual and audio cues to the user, in order to follow the protocol. Additionally, we design a Graphical User Interface based in open-source software, for the real-time monitoring of every channel of the EEG signal, in time and frequency domain. During the offline processing, we experiment with various methods of feature extraction and classification, as well as some of our modifications of them, and we achieve perfomance up to 90% accuracy and 20.58 bits/min ITR, results that comfort to the state of the art performances of BCIs that use similar materials. Finally, we implement the online part of the BCI, an asynchronous real-time system, where users are asked to navigate their avatar to a desired target, through a virtual maze.

Keywords

Brain Computer Interfaces (BCIs), Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP), Canonical Correlation Analysis (CCA), Self-Paced BCI (asynchronous).

Ευχαριστίες

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Σταφυλοπάτη, για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον αντικείμενο, και για την υποστήριξη που μου παρείχε όποτε χρειάστηκε.

Σημαντικότατη ήταν και η βοήθεια που μου προσέφερε ο Γεώργιος Σιόλας. Καθ' όλη την διάρκεια της διπλωματικής εργασίας, ήταν πάντα διαθέσιμος για συζήτηση, και οι συμβουλές του, συνέβαλαν τα μέγιστα στην ολοκλήρωση της εργασίας.

Τέλος, δεν θα μπορούσα να παραλείψω τους φίλους μου και την οικογένεια μου, που καθ' όλη την φοίτησή μου στην σχολή, στάθηκαν δίπλα μου στις πιο δύσκολες στιγμές αυτού του μεγάλου ταξιδιού.

Περιεχόμενα

Περίληψη	vii
Abstract	ix
Ευχαριστίες	x
Κατάλογος Εικόνων	xv
Κατάλογος Πινάκων	xix
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	3
2 Ηλεκτροεγκεφαλογραφία	5
2.1 Βιοηλεκτρικά Σήματα και Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα	5
2.2 Εγκεφαλογράφος	6
2.2.1 Ηλεκτρόδια	6
2.2.2 Ενίσχυση και Επεξεργασία Σημάτων	8
2.2.3 Μονάδα Αποθήκευσης και Απεικόνισης Σημάτων	9
2.3 Σύστημα 10-20	9
2.4 Διεπαφές εγκεφάλου – υπολογιστή (Brain Computer Interfaces)	11
2.4.1 Active BCIs	11
2.4.2 Reactive BCIs	12
2.4.3 Passive BCIs	12
2.4.4 Τα BCIs ως συστήματα πραγματικού χρόνου	12
2.4.5 Κριτήρια Αξιολόγησης Απόδοσης των BCIs	13
2.4.5.1 Overall Accuracy - A_c	13
2.4.5.2 Information Transfer Rate - ITR	14
2.5 Χαρακτηριστικά Εγκεφαλικά σήματα	15
2.5.1 Εγκεφαλικοί ρυθμοί	15
2.5.2 Προκλητά Δυναμικά (ΠΔ)	16
2.5.2.1 Ενδογενή ΠΔ - P300	17
2.5.2.2 Εξωγενή ΠΔ - SSVEP	18

3 Θεωρητικό υπόβαθρο	23
3.1 Αποθορυβοποίηση - Φιλτράρισμα	23
3.1.1 Είδη Φίλτρων	23
3.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών - Μηχανική Μάθηση	25
3.2.1 Φασματική Ανάλυση Ισχύος - Power Spectral Density (PSD)	25
3.2.2 Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών - Principal Component Analysis (PCA)	26
3.2.3 Ανάλυση Κανονικής Συσχέτισης - Canonical Correlation Analysis (CCA)	28
3.2.4 κ-Κοντινότεροι Γείτονες - k-Nearest Neighbors (k-NN)	29
3.2.5 Πολυμεταβλητή Γραμμική Παλινδρόμηση - Multivariate Linear Regression (MLR)	30
4 Ανασκόπηση των BCIs που κάνουν χρήση ΗΕΓ	33
4.1 State of the Art χρήσεις και κατευθύνσεις	33
4.2 Παρόμοιες εργασίες - Διεπαφές βασισμένες σε Emotiv Epos και SSVEPs	36
5 Υλοποίηση SSVEP διεπαφής	39
5.1 Υλικό	39
5.1.1 Εγκεφαλογράφος Emotiv Epos	39
5.1.1.1 Περιγραφή	39
5.1.1.2 Ηλεκτρόδια	40
5.1.1.3 Λογισμικό	42
5.1.2 Υπολογιστής	45
5.1.3 Συστοιχίες LED	45
5.1.3.1 Επιλογή χρώματος LED	45
5.1.3.2 Κατασκευή συστοιχιών	47
5.1.3.3 Κύκλωμα Οδήγησης	48
5.1.3.4 Λογισμικό Arduino	48
5.2 Offline Καταγραφή των Σημάτων	50
5.2.1 Περιγραφή Συστήματος	50
5.2.2 Πειραματική διάταξη	51
5.2.3 Πρωτόκολλο Καταγραφής Δεδομένων	52
5.2.3.1 Περιγραφή	52
5.2.3.2 Λογισμικό	54
5.2.4 Προεπεξεργασία δεδομένων	55
5.2.4.1 Epoching	55
5.2.4.2 Preprocessing Pipeline	56
5.2.5 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών και Συστήματα Απόφασης	59
5.2.5.1 Ορισμός Μαθηματικής Σημειογραφίας	59
5.2.5.2 PSD	60
5.2.5.3 PSD - Gaussian Mixture Filtering	61
5.2.5.4 Canonical Correlation Analysis	63
5.2.6 Συνδυαστική μέθοδος PSD - PCA - MLR - kNN	65
5.2.6.1 Ανίχνευση κατάστασης No-Control (NC)	66
5.3 Online BCI διεπαφή	67

5.3.1	Περιγραφή Συστήματος	67
6	Πειραματικά Αποτελέσματα	71
6.1	Αποτελέσματα Offline ανάλυσης	71
6.1.1	Μεθοδολογία Εξαγωγής Αποτελεσμάτων	71
6.1.2	Επιλογή συχνοτήτων και duty cycle (d.c), για χρονικό παράθυρο $t=5sec$	72
6.1.3	Αποτελέσματα για IC, $t=1-5sec$	73
6.1.4	Αποτελέσματα για IC και NC, $t=1-5sec$	74
6.1.5	Αποτελέσματα για κύματα Άλφα, $t=1-5sec$	76
6.2	Αξιολόγηση Online διεπαφής	77
6.3	Γενικό Συμπέρασμα	79
7	Σύνοψη - Μελλοντική Εργασία	81
7.1	Σύνοψη	81
7.2	Μελλοντική Εργασία	82
7.2.1	Εγκεφαλογράφος	82
7.2.2	Υλοποίηση Hardware	83
7.2.3	Μεθοδολογικά - Διαδικασία καταγραφής	83
7.2.4	Υπολογιστικές μέθοδοι	83
7.2.5	Online Διεπαφή	84
	Βιβλιογραφία	85

Κατάλογος σχημάτων

1.1	a) Παράδειγμα αναπηρικού αμαξιδίου με ενσωματωμένο σύστημα BCI. Εικόνα από [12] b) Διάταξη BCI συστήματος, στο οποίο η σκεψή της κίνησης του χεριού, μεταφράζεται σε πραγματική κίνηση του προσθετικού μέλους. Εικόνα από [1]	2
2.1	Εικόνα (α), Η πρώτη συσκευή καταγραφής ΗΕΓ που κατέγραφε την κυματομορφή σε ταινία χαρτιού [26, 27]. Εικόνα (β), Ο υπερσύγχρονος εγκεφαλογράφος της g.tec, μπορεί να καταγράφει 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 [14]	7
2.3	(a) Λεπτομέρεια από το εσωτερικό ενός active-dry ηλεκτροδίου, όπου φαίνεται η πλακέτα του ενισχυτή [14]. (b) Χαρακτηριστικό παράδειγμα ακιδωτού ηλεκτροδίου από την g.tec, που έρχεται σε επαφή με το δέρμα χωρίς να το διαπερνάει	8
2.4	(a) Ο ενισχυτής EEG-1142 της Braintronix, με ξεχωριστές αριθμημένες είσοδους για κάθε ηλεκτρόδιο, είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα των ενισχυτών που περιγράφαμε στην 2.2.2. (b) Πρόγραμμα απεικόνισης εγκεφαλογραφήματος, καθώς και τρισδιάστασης αναπαράστασης του spectrogram του από την ScienceGL.	9
2.5	Τοποθεσίες ηλεκτροδίων με βάση το σύστημα 10-20. Εικόνα από [48].	10
2.6	Επέκταση συστήματος 10-20. Εικόνα από [48].	11
2.7	Γραφική αναπαράσταση των φυσιολογικών κυματομορφών του εγκεφάλου. Εικόνα από [65]	16
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.	18
2.9	SSVEP σήματα που παράχθηκαν ως αντίδραση στον εστιασμό των ματιών σε επαναλαμβανόμενη οπτική διέγερση (ΕΟΔ) συχνότητας 7.5Hz. Παρατηρούμε πως εκτός από την κύρια συνιστώσα, έχουμε έντονες κορυφές και στις αρμονικές συχνότητες, δηλαδή 15Hz και 22.5Hz. Εικόνα από [64]	19
2.10	Ηλεκτρόδια που καλύπτουν τον ινιακό λοβό και την γύρω περιοχή, και στα οποία εμφανίζονται τα SSVEP σήματα.	20

2.11 Κατανομή SNR σε κάθε συχνοτική περιοχή, όπου η κόκκινη γραμμή αναπαριστά την ενδιάμεση τιμή των μετρήσεων για 10 διαφορετικά άτομα. Εικόνα από [39]	21
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 [59]	22
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.	23
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.	24
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.	26
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.	30
4.1 Διαγράμματα όπου φαίνονται τα οι επιδόσεις όλων των CCA-variants μεθόδων, καθώς και η ανωτερότητα της CCA-combined (Combination Method). Εικόνα από [56].	34
4.2 Διάγραμμα με τις καλύτερες επιδόσεις όσον αφορά τον ITR, μέχρι το 2015. Η υψηλότερη επίδοση μέχρι τότε άγγιζε τα 320bits/min (5.33bits/s) [16]. Εικόνα από [16].	35
4.3 Η πειραματική διάταξη της εργασίας [42], όπου έδειξαν πως είναι δυνατή η υλοποίηση διεπαφών σχετικά υψηλών επιδόσεων, για χρήση σε πραγματικές συνθήκες έξω από το εργαστήριο.	37
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).	40

5.2	a) Καινούριο ηλεκτρόδιο χωρίς σημάδια οξείδωσης. b) Ηλεκτρόδια κατεστραμμένα από την οξείδωση, όπου πλέον δεν φαίνεται σχεδόν καθόλου η χρυσή επικάλυψη και c) Ηλεκτρόδια με σπασμένο περίβλημα έπειτα από συχνή χρήση, εικόνα από [79].	41
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).	43
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.	44
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.	45
5.6	Η μια από τις τέσσερις LED συστοιχίες που υλοποιήσαμε, a) ο φυσικός σχεδιασμός της σε stripboard (b) η μπροστινή και (c) και πίσω όψη. d) και οι τέσσερις συστοιχίες τοποθετημένες στην ξύλινη βάση.	47
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.	48
5.8	Η ολοκληρωμένη διάταξη με την βάση, τις συστοιχίες και το κύκλωμα οδήγησης εν ώρα λειτουργίας.	50
5.9	Διάγραμμα που παρουσιάζει τα στάδια του offline συστήματος καταγραφής δεδομένων.	51
5.10	Διάγραμμα που απεικονίζει την διαδικασία που ακολουθείται για την καταγραφή των δεδομένων, σύμφωνα με ένα πρωτόκολλο που σχεδιάστηκε για αυτή την εργασία	53
5.11	Η οργάνωση των καταγραφών για κάθε χρήστη και κάθε συνεδρία.	55
5.12	Οι τρεις από τις διαστάσεις του τετραδιάστατου πίνακα όπου αποθηκεύονται τα σήματα μετά την κατάτμηση. Η τέταρτη διάσταση είναι οι διαφορετικές συχνότητες διέγερσης.	55
5.13	Ένα εγκεφαλικό σήμα διάρκειας 2sec α) πριν και β) μετά την εφαρμογή του φίλτρου	57
5.14	a) Εμφάνιση spike στο κανάλι O2 και b) το σήμα του O2 μετά την εφαρμογή φιλτραρίσματος Για την ίδια χρονική στιγμή παρατηρούμε πως δεν εμφανίζεται spike στο γειτονικό κανάλι O1 c). συνεπώς το spike δεν μπορεί να ευθύνεται σε κάποια κίνηση, η δυνατό τράνταγμα.	58
5.15	SSVEP σήματα στο κανάλι O1 για ΕΟΔ 7Hz (a) και 8Hz (b). Παρατηρούμε πως και στις δύο περιπτώσεις, η επικρατούσα συχνότητα δεν συμπίπτει με αυτήν της κάθε ΕΟΔ, οπότε ο απλός PSD αλγόριθμος θα έδινε λάθος αποτελέσματα. Ωστόσο, μπορούμε να συμπεράνουμε εύκολα σε ποια ΕΟΔ αντιστοιχεί κάθε σήμα, αν προσέξουμε τα peaks στις πρώτες αρμονικούς (14Hz και 16Hz).	61

5.16 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 αναθέτει υψηλά σκόρο 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.	63
5.17 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 [8]	65
5.18 Σχηματικό παράδειγμα της συνδιαστικής μεθόδου PCA-MLR-kNN. Η μόνη διαφορά με την μέθοδο που ακολουθήσαμε είναι πως χρησιμοποιήσαμε τα PSD σήματα για κάθε epoch, αντί των χρονικών σημάτων που φαίνονται στο σχήμα. Εικόνα από [76]	66
5.19 a) Το γενικό διάγραμμα λειτουργίας της online BCI διεπαφής, b) το απλό παιχνίδι λαβυρίνθου στο οποίο ο χρήστης έπρεπε να κατευθύνει το avatar του (pacman) προς το πράσινο άστρο.	68
5.20 a) Το διάγραμμα λειτουργίας των threads-agents που αποτελούν την online διεπαφή, και b) Το διάγραμμα λειτουργίας του agent Classifier(), και η σχέση του με την Memory η οποία κρατάει ιστορικό των προηγούμενων εντολών, και τον Commander() που παίρνει το αποτέλεσμα της ταξινόμησης και το μετατρέπει σε εντολή. Συμβολίζουμε με $n(\cdot)$ το πλήθος των μοναδικών στοιχείων ενός συνόλου.	70
6.1 Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S1, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου	73
6.2 Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S2, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου	73
6.3 Οι μέσες τιμές confidence των εντολών NC και IC για κάθε μέθοδο και κάθε χρήστη.	74
6.4 Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S1, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου, όπου έχει συμπεριληφθεί και η αναγνώριση της εντολής NC.	75
6.5 Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S2, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου, όπου έχει συμπεριληφθεί και η αναγνώριση της εντολής NC.	75
6.6 Μέση τιμή της ενέργειας στην ζώνη 10-12Hz, των epoch που αντιστοιχούν σε ανοιχτά και κλειστά μάτια, για κάθε χρήστη και για διαφορετικά χρονικά παράθυρα.	77

Κατάλογος πινάκων

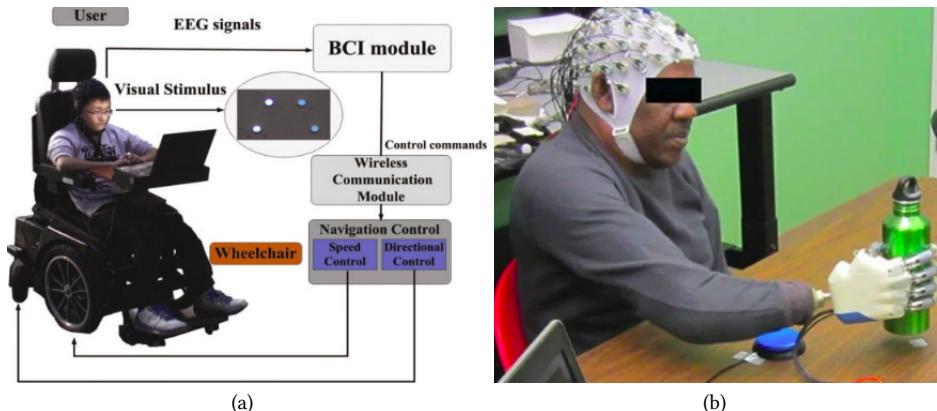
5.1	Μετρήσεις (lux) όλων των καταστάσεων φωτεινότητας στον χώρο καταγραφής δεδομένων	52
6.1	Συγκεντρωτικά αποτελέσματα πιστότητας A_c και ρυθμού $ITR(bits/min)$ κάθε χρήστη, για κάθε συνδυασμό συχνοτήτων (F_{low} , F_{mid}), duty cycle (50%, 75%), και μεθόδων που δοκιμάστηκαν, για χρονικό παράθυρο t=5sec	72
6.2	Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix) της ταξινόμησης IC και NC σημάτων, για τον χρήστη S1 για χρονικό παράθυρο t=4sec.	76
6.3	Συγκεντρωτικά αποτελέσματα των χρόνων περάτωσης της πλοήγησης μέσα στον εικονικό λαβύρινθο, των εντολών αναίρεσης (κλειστά μάτια), καθώς και της βαθμολόγησης του συστήματος (άριστα το 5)	78

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Σημασία Μελέτης Εγκεφάλου και Βιοηλεκτρικών Σημάτων

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος, είναι ίσως η πιο περίπλοκη δομή που γνωρίζουμε. Περίπου 86 δισεκατομμύρια νευρώνες [31] 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 [58]. 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 [3][54][1], να χρησιμοποιήσουν μηχανές συλλαβισμού (spellers)[7][57], να πλοηγηθούν στο Internet [53], ή να κατευθύνουν το αναπηρικό τους αμαξίδιο [40][12].



Σχήμα 1.1: a) Παράδειγμα αναπηρικού αμαξιδίου με ενσωματωμένο σύστημα BCI. Εικόνα από [12] b) Διάταξη BCI συστήματος, στο οποίο η σκεψή της κίνησης του χεριού, μεταφράζεται σε πραγματική κίνηση του προσθετικού μέλους. Εικόνα από [1]

Ωστόσο, 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 [9]. Επιπλέον η χρήση τέτοιων 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 (Emotiv Epos), 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 και άλλων παρόμοιων διατάξεων. Τέλος υλοποιήσαμε την online εκδοχή της διεπαφής, με δυνατότητα πέρα από την αναγνώριση των SSVEP σημάτων, την ανίχνευση δύο ακόμα εντολών-καταστάσεων: κλείσιμο ματιών και κατάσταση αδράνειας στην οποία ο χρήστης δεν επιθυμεί να στείλει κάποια εντολή, και παρουσιάσαμε τα αποτελέσματα και τα συμπεράσματα για το κατά πόσο η μεθοδολογία μας και ο εγκεφαλογράφος Eros, ικανοποίησαν τις προσδοκίες.

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 γίνεται μια σύντομη ανασκόπηση των state of the art SSVEP BCI, καθώς και των δημοσιεύσεων υλοποίησαν διεπαφές βασισμένες στον συνδυασμό Eros-SSVEP
- Στο κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται η διεπαφή που υλοποιήθηκε. Αρχικά γίνεται μια αναλυτική περιγραφή του εγκεφαλογράφου Emotiv Eros, καθώς και του υλικού και λογισμικού, που κατασκευάστηκε για την δημιουργία των οπτικών ερεθισμάτων. Έπειτα περιγράφονται ακριβώς οι διαδικασίες της offline ανάλυσης των σημάτων, οπού έγινε πειραματισμός με διάφορες μεθόδους, ενώ στην πορεία παρουσιάζεται και η υλοποίηση της online διεπαφής.
- Στο κεφάλαιο 6 παραθέτονται τα αποτελέσματα για κάθε χρήστη, τόσο στην offline και online διεπαφλη ,
- Στο κεφάλαιο 7 κλείνουμε αυτή την εργασία κάνοντας την σύνοψη, 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 ερεθίσμα ισχυρότερο από ένα κατώφλι συνήθως μεταξύ -55mV και -50mV, τότε θα παράγει ένα δυναμικό δράστης το οποίο θα μεταδοθεί και θα διεγείρει γειτονικά κύτταρα. Αυτή η ομαδική δραστηριότητα των κυττάρων παράγει ηλεκτρικά πεδία ικανά να ανιχνευτούν με την βιοήθεια 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 [5].

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 καλή 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 πυκνά τοποθετημένων, και εφαρμόζοντας τεχνικές χωρικού φιλτραρίσματος. 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 επεμβατικό (invasive EEG).

2.2 Εγκεφαλογράφος

Η συσκευή που χρησιμοποιούνται 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.



(a)



(b)

Σχήμα 2.1: Εικόνα (α), Η πρώτη συσκευή καταγραφής ΗΕΓ που κατέγραψε την κυματομορφή σε ταινία χαρτιού [26, 27]. Εικόνα (β), Ο υπερσύγχρονος εγκεφαλογράφος της g.tec, μπορεί να καταγράφει ταυτόχρονα δεδομένα από 128 ηλεκτρόδια, ο ενισχυτής αναλαμβάνει την ενίσχυση και ψηφιοποίηση των σημάτων, τα οποία στέλνονται στην μονάδα επεξεργασίας και απεικόνισης.

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

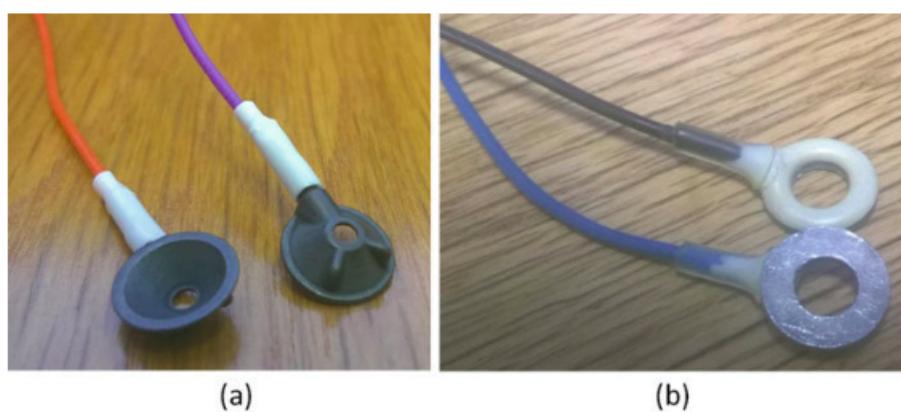
είτε μιας χρήσης, είτε επαναχρησιμοποιούμενο. Ένα ακόμα κριτήριο που τα διαφοροποιεί αποτελεί το αν είναι ενεργά η παθητικά, αν δηλαδή κατασκευάζονται με έναν ενισχυτή ενσωματωμένο στο ίδιο πακέτο (ενεργά), η όχι (παθητικά).

- **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 $20k$ [60], 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) (εικόνα 2.2), τα οποία αποτελούνται από ένα δισκίο, από καθαρό άργυρο 99.9%, επικαλυμμένα 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 Ερος που κατασκευάζεται από την εταιρεία Emotiv, και αποτελούνται από ένα χάλκινο ηλεκτρόδιο, επικαλυμμένο 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.

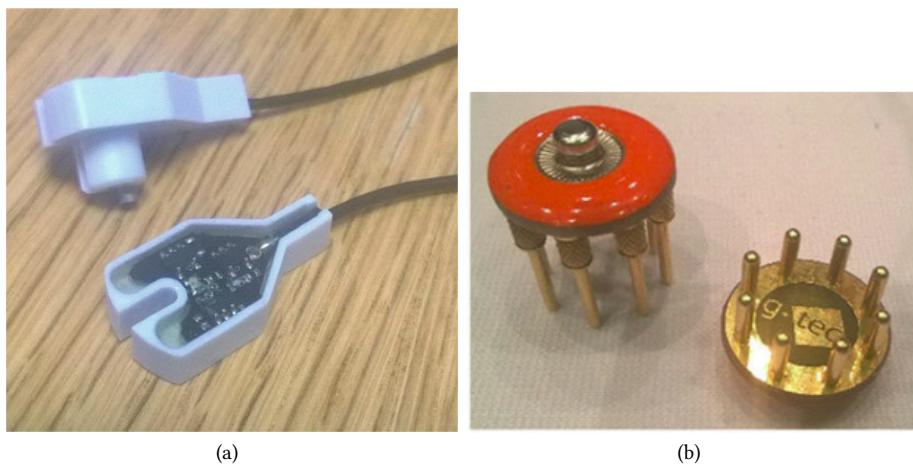
Παρότι η επίδοση των υγρών ηλεκτροδίων είναι πολύ ικανοποιητική, και χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς για τις νέες τεχνολογίες ηλεκτροδίων που εμφανίζονται, μια σειρά από μειονεκτήματα, εμποδίζει την χρήση τους σε περιβάλλοντα εκτός εργαστηρίου. Το πρώτο και βασικότερο είναι η δυσκολία που έχουν στην 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 αγώγιμου υγρού. Επιπλέον, η επίτευξη της επιθυμητής αντίστασης που αναφέρθηκε προηγουμένως, μπορεί να καθυστερήσει σημαντικά. Τέλος, λόγω της πτητικότητας του αγώγιμου υγρού, υπάρχει ένα μικρό περιθώριο λίγων ωρών, πριν να ξαναχρειαστεί να το ανανεώσουμε.



Σχήμα 2.2: Δύο ηλεκτρόδια αργύρου-χλωριούχου αργύρου (Ag – AgCL), ένα μίας χρήσης (a) και ένα επαναχρησιμοποιούμενο (b). Εικόνα από [14]

- 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 (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 [45]. Στη δημοσίευση [69] 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 [45].



Σχήμα 2.3: (a) Λεπτομέρεια από το εσωτερικό ενός active-dry ηλεκτροδίου, όπου φαίνεται η πλακέτα του ενισχυτή [14]. (b) Χαρακτηριστικό παράδειγμα ακιδωτού ηλεκτροδίου από την g.tec, που έρχεται σε επαφή με το δέρμα χωρίς να το διαπερνάει

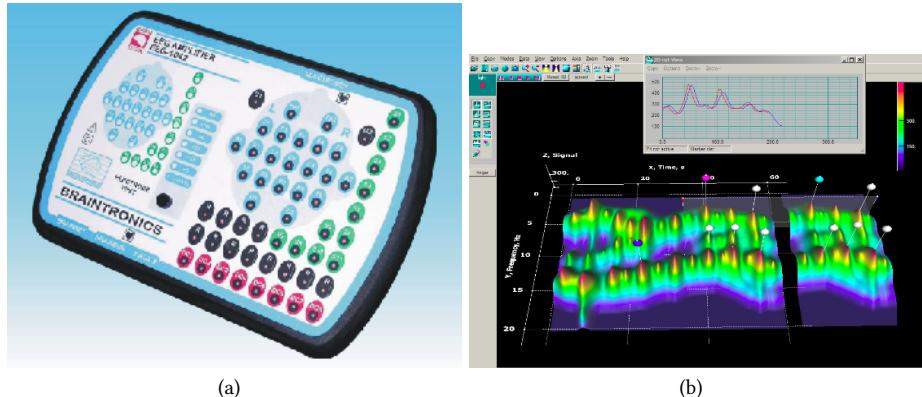
2.2.2 Ενίσχυση και Επεξεργασία Σημάτων

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 . Επιπλέον, 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 υψηλερατού 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 ακόμα αναγκαιότητα 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.

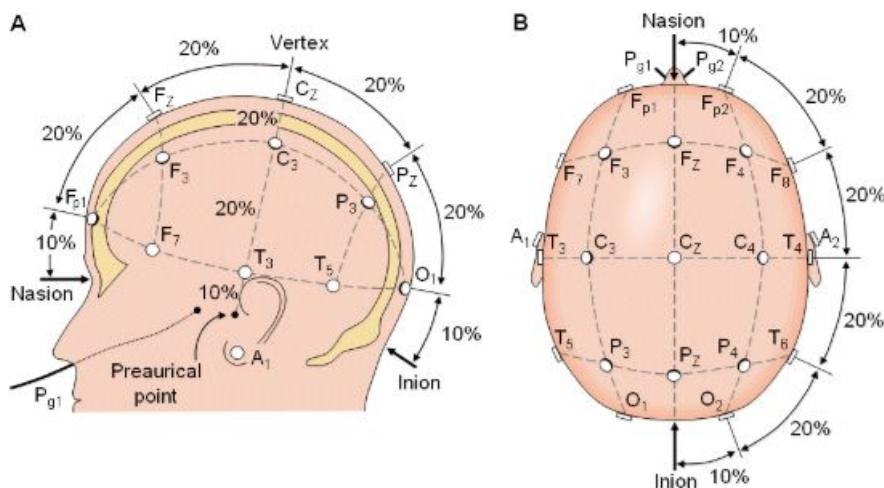
2.3 Σύστημα 10-20

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 αυτιών, 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.

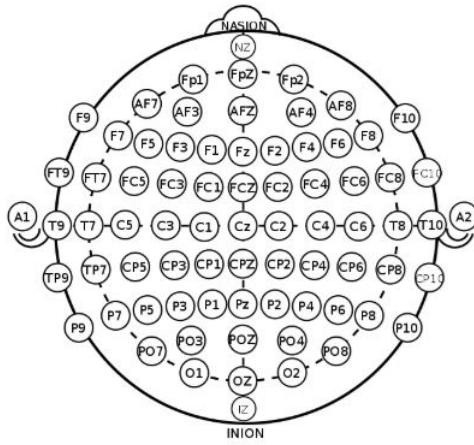
Ανάλογα με την εγκεφαλική περιοχή που καλύπτουν τα ηλεκτρόδια, παίρνουν και το όνομά τους που αποτελείται από ένα γράμμα (η συνδυασμό γραμμάτων) και έναν ζυγό αριθμό για το δεξί ημισφαίριο και περιττό για το αριστερό ημισφαίριο. Ο δείκτης z, προσδιορίζει τα ηλεκτρόδια τα οποία βρίσκονται πάνω στην διαχωριστική 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 [48].

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 [48].

2.4 Διεπαφές εγκεφάλου – υπολογιστή (Brain Computer Interfaces)

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγική ενότητα 1.1, οι διεπαφές εγκεφάλου - υπολογιστή (BCIs) επιτρέπουν στους χρήστες να επικοινωνούν με το εξωτερικό περιβάλλον χωρίς να απαιτείται οποιαδήποτε μυική κίνηση του χρήστη, μεταφέροντας μηνύματα και εντολές από το μυαλό τους στον υπολογιστή. Παρά το γεγονός πως, επίσημα, το πρώτο ΗΕΓ καταγράφηκε το 1924, οι διεπαφές εγκεφάλου-υπολογιστή είναι ένας σχετικά καινούριος τομέας. Ο πρώτος που χρησιμοποίησε τον όρο Brain Computer Interface, ήταν ο Jacques Vidal [74] το 1973, ενώ το 1977 ο ίδιος, δημιούργησε ένα από τα πρώτα BCI [73], βασιζόμενο σε οπτικά προκλητά δυναμικά (VEPs). Σήμερα, παρά το γεγονός πως τα περιθώρια βελτίωσης τους είναι ακόμα σημαντικά, τα τελευταία χρόνια έχουν σημειωθεί αλματώδη βήματα όσον αφορά την ακρίβεια και την ταχύτητα τέτοιων συστημάτων και πλέον η πληθώρα των υλοποιήσεων που συναντάται στην βιβλιογραφία, έχει οδηγήσει στην ανάγκη κατηγοριοποίησης τους. Σύμφωνα με την δημοσίευση [86] 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 ελέγχει τα εγκεφαλικά του κύματα, ανεξάρτητα από οποιαδήποτε εξωτερικά ερεθίσματα. Ισως 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 σκεφτεί 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 ελέγξει 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 συναίσθήματα του ή τα επίπεδα κόπωσης. Πολλές φορές σε αυτού του είδους τις διεπαφές η έξοδος τους γίνεται γνωστή στον χρήστη μέσω κάποιας ηχητικής 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 reactive. 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 πάλι καταλήγουμε σε τύπο reactive.

2.4.4 Τα BCIs ως συστήματα πραγματικού χρόνου

Οι διεπαφές εγκεφαλου-υπολογιστή αποτελούν συστήματα πραγματικού χρόνου, και αξίζει να αναφερθούμε σε κάποια χαρακτηριστικά, σχετικά με αυτή τους την ιδιότητα.

Αρχικά, ένα BCI, πέρα από την ικανότητα του να ανιχνεύει τον συγκεκριμένο τύπο σημάτων για τον οποίο έχει σχεδιαστεί, ιδανικά είναι επιθυμητό, να ανιχνεύει και την απουσία τους, δηλαδή την κατάσταση κατά την οποία ο χρήστης δεν επιθυμεί να χρησιμοποιήσει το σύστημα. Αυτή η κατάσταση αναφέρεται στην βιβλιογραφία

ως No-Control (NC), ως κατάσταση αδράνειας (idle state) ή ως μηδενική κλάση (zero-class). Αντιθέτως, η κατάσταση κατά την οποία ο χρήστης συνειδητά χρησιμοποιεί την συσκευή, ονομάζεται Intentional-Control (IC). Κατά την διάρκεια της NC περιόδου, δεν σημαίνει πως το σύστημα είναι απενεργοποιημένο (OFF), αλλά ότι παραμένει διαθέσιμο (ON) στον χρήστη, μέχρι εκείνος να αποφασίσει πότε να το χρησιμοποιήσει.

Ανάλογα με το πως η κάθε υλοποίηση διαχειρίζεται την κατάσταση NC και τις περιόδους ON-OFF, χωρίζονται σε 4 κατηγορίες [50]

1. **Self-Paced** ή **Asynchronous**. Το σύστημα βρίσκεται μόνιμα σε ON λειτουργία και είναι ικανό να ανιχνεύει την NC κατάσταση. Ιδανικά θα θέλαμε όλες οι διεπαφές να ανήκουν σε αυτή την κατηγορία [55].
2. **System-Paced**. Το σύστημα βρίσκεται περιοδικά σε λειτουργία ON και είναι επίσης ικανό να αναγνωρίζει την NC κατάσταση. Σε αυτή την περίπτωση, απαιτείται ένας μηχανισμός ειδοποίησης (cue mechanism), έτσι ώστε ο χρήστης να ενημερώνεται πότε μπορεί να κάνει χρήση της διεπαφής.
3. **Synchronous**. Όμοια με την προηγούμενη κατηγορία, το σύστημα δουλεύει περιοδικά και απαιτείται αντίστοιχος μηχανισμός ειδοποίησης για τον χρήστη, με την διαφορά τώρα πως δεν υπάρχει δυνατότητα αναγνωρισης της NC κατάστασης.
4. **Constantly Engaged**. Σ' αυτή την κατηγορία, η διεπαφή βρίσκεται μόνιμα σε ON λειτουργία, αλλά χωρίς να είναι ικανή να αναγνωρίσει την NC κατάσταση.

2.4.5 Κριτήρια Αξιολόγησης Απόδοσης των BCIs

Η αναζήτηση των κριτηρίων τα οποία αξιολογούν κατάλληλα ένα BCI είναι ένα θέμα το οποίο απασχολεί ιδιαίτερα τους ερευνητές, καθώς μετά από τόσα χρόνια ερευνών πάνω στον τομέα αυτών των διεπαφών, δεν έχει οριστεί ακόμα μια λύση καθολικά αποδεκτή. Ενδεικτικό αυτής της κατάστασης είναι το πλήθος των διαφορετικών μετρικών αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται στις δημοσιεύσεις, πράγμα το οποίο επίσης καθιστά την σύγκριση των μεταξύ τους αποτελεσμάτων πολύ δύσκολη. Ονομαστικά αναφέρουμε κάποιες από αυτές τις μετρικές, όπως η συνολική ακρίβεια (accuracy - A_c), ο ρυθμός μεταφοράς πληροφορίας (Information Transfer Rate - ITR), ο συντελεστής κάππα (Cohen's Kappa coefficient), καμπύλες ROC κ.α. Από αυτές οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες είναι καταρχάς ο ITR [52] και κατά δεύτερον η A_c . Ειδικά για τον ITR χρειάζεται προσοχή στην χρήση του καθώς πρώτα θα πρέπει να τηρούνται συγκεκριμένες προϋποθέσεις, και δεν είναι σπάνιο το γεγονός αρκετές φορές να χρησιμοποιείται με λάθος τρόπο [85], όπως θα φανεί στην συνέχεια.

2.4.5.1 Overall Accuracy - A_c

Η συνολική ακρίβεια μετριέται ως το ποσοστό των δειγμάτων που ταξινομήθηκαν στην σωστή κατηγορία, προς τον συνολικό αριθμό των δειγμάτων. Προκειμένου όμως αυτός ο δείκτης να αντιπροσωπεύει την πραγματική ακρίβεια του συστήματος, θα

πρέπει όλες οι κλάσεις N_c να έχουν ίδιο ή σχεδόν ίδιο αριθμό αντιπροσώπων στα δείγματα, καθώς στην αντίθετη περίπτωση η κατηγορία με τους περισσότερους εκπροσώπους θα επηρεάσει το αποτέλεσμα σε μεγαλύτερο ποσοστό. Ωστόσο σε τέτοιες περιπτώσεις μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα είδος "ζυγισμένης" ακρίβειας, έτσι ώστε να αντισταθμιστεί η ανομοιομορφία των δεδομένων.

2.4.5.2 Information Transfer Rate - ITR

Η πιο διάσημη μέθοδος για τον υπολογισμό του ITR είναι αυτή που πρότεινε ο Woll-paw το 1998 [80] και εκφράζεται από την σχέση

$$ITR = \left(\log_2 N_c + A_c \log_2 A_c + (1 - A_c) \log_2 \left(\frac{1 - A_c}{N_c - 1} \right) \right) \cdot \left(\frac{60}{T} \right) \quad (2.1)$$

Όπου N_c το πλήθος των διαφορετικών πιθανών εντολών, και T το χρονικό διάστημα που απαιτείται για την λήψη μιας απόφασης.

Οι απαραίτητες προϋποθέσεις για να γίνει χρήση του ITR είναι οι εξής [80], [81]:

1. Η διεπαφή η οποία πρόκειται να αξιολογηθεί να μην έχει μνήμη (memory-less BCI) δηλαδή, η έξοδος της διεπαφής να εξαρτάται μόνο από την είσοδο (εγκεφαλογράφημα) και όχι από προηγούμενες εξόδους.
2. Η *a priori* πιθανότητα να επιλεγεί κάθε μια εντολή να είναι $P(c) = \frac{1}{N_c}$
3. Η επιμέρους ακρίβειες ταξινόμησης για κάθε κλάση c_i να είναι ίδιες μεταξύ τους.
4. Το σφάλμα ταξινόμησης να είναι ισοκατανεμημένο μεταξύ όλων των κλάσεων, δηλαδή $P(y_j|x_i)_{i \neq j} = \frac{1-P(y_i|x_i)}{N_c-1}$

Οι παραπάνω προϋποθέσεις έχουν γραφθεί με φθίνουσα σειρά σημαντικότητας. Προφανώς είναι πάρα πολύ σπάνιο να ικανοποιούνται όλες, πλήρως και ταυτόχρονα, ειδικά οι (3) και (4), όπου σίγουρα θα υπάρχουν μικρές αποκλίσεις. Συνεπώς η χρήση του ITR πρέπει να γίνεται έχοντας κατά νου τις παραπάνω προϋποθέσεις, και προσπαθώντας να ικανοποιούνται όσο το δυνατόν καλύτερα έτσι ώστε ο προσεγγιστικός ITR που θα υπολογιστεί, να είναι όσο το δυνατόν πλησιέστερα στον πραγματικό.

Σε αυτό το σημείο θα κάνουμε μια σύνδεση με την προηγούμενη παράγραφο (2.4.4). Προκειμένου να υλοποιηθεί μια (ανεξαρτήτου κατηγορίας) online διεπαφή, προηγείται ένα στάδιο offline καταγραφής και ανάλυσης των σημάτων, έτσι ώστε να δοκιμαστούν και να επιλεχθούν οι κατάλληλες τεχνικές και μέθοδοι. Σε αυτό το στάδιο, μπορούμε να δημιουργήσουμε εύκολα τις κατάλληλες συνθήκες για την ικανοποίηση προϋποθέσεων που χρειάζεται κάθε μετρική. Επιλέγοντας ίσο αριθμό καταγραφών για κάθε κατηγορία, και έναν αλγόριθμο ο οποίος να επιτυγχάνει παρόμοιες επιδόσεις για κάθε διαφορετική κλάση, τότε είμαστε σε θέση να κάνουμε μια πολύ καλή εκτίμηση της ακρίβειας και του ITR . Στην περίπτωση όμως του online συστήματος δεν υπάρχει αυτή η δυνατότητα. Εντολές όπως η NC έχουν πάντα αρκετά μεγαλύτερη a priori πιθανότητα εμφάνισης σε σχέση με αυτές που θεωρούνται IC [50]. Επιπλέον

είναι πολύ σπάνιο να έχουμε μια εκτίμηση του συνολικού accuracy A_c για το online σύστημα, καθώς αυτό προϋποθέτει να έχουμε γνώση της πρόθεσης του χρήστη έτσι ώστε να την συγκρίνουμε με την έξοδο του συστήματος. Τέλος, ειδικά στα self-paced συστήματα, είναι σχεδόν αδύνατο να γνωρίζουμε την μεταβλητή T , καθώς το διάστημα μεταξύ μιας απόφασης του χρήστη και της ανίχνευσης της από το σύστημα, είναι σπάνια σαφές. Ωστόσο, υπάρχουν δημοσιεύσεις, όπου υπολογίζεται ο ITR και για online συστήματα που δεν διευκρινίζεται ο τύπος του συστήματος, ούτε λεπτομέρειες υπολογισμού. Το λάθος που γίνεται είναι πως θεωρούν ότι το ποσοστό ταξινόμησης A_c που προκύπτει από την offline ανάλυση, συμπίπτει με αυτό της online, πράγμα που δεν ισχύει. Η επίδοση των χρηστών κατά τις δοκιμές του online συστήματος συνήθως είναι σημαντικά μικρότερη από αυτήν κατά την διάρκεια των offline δοκιμών, και ένας σημαντικός λόγος που συμβαίνει αυτό, είναι διάσπαση της προσοχής του χρήστη λόγω της ανάδρασης του συστήματος (οθόνη, ενδείξεις κ.α.)[\[55\]](#) [\[85\]](#).

Ένας τρόπος αξιολόγησης των online συστημάτων, θα ήταν η δημιουργία συγκεκριμένων δοκιμασιών, όπως για παράδειγμα ο συλλαβισμός μιας λέξης, ή η ολοκλήρωση ενός παιχνιδιού (π.χ πλοιόγηση σε λαβύρινθο), και η μέτρηση του χρόνου που απαιτείται για την ολοκλήρωσή τους. Με αυτό τον τρόπο οι διεπαφές κρίνονται μόνο εκ του αποτελέσματος, ανεξάρτητα από την μέθοδο στην οποία βασίζονται, και ανεξάρτητα από τις offline επιδόσεις τους. Μια τέτοια δοκιμασία υλοποιήσαμε και στα πλαίσια αυτής της εργασίας στο κεφάλαιο [5.3](#)

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, βιοθάει 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 $0.5 – 4 Hz$ 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 [\[49\]](#)

- **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**

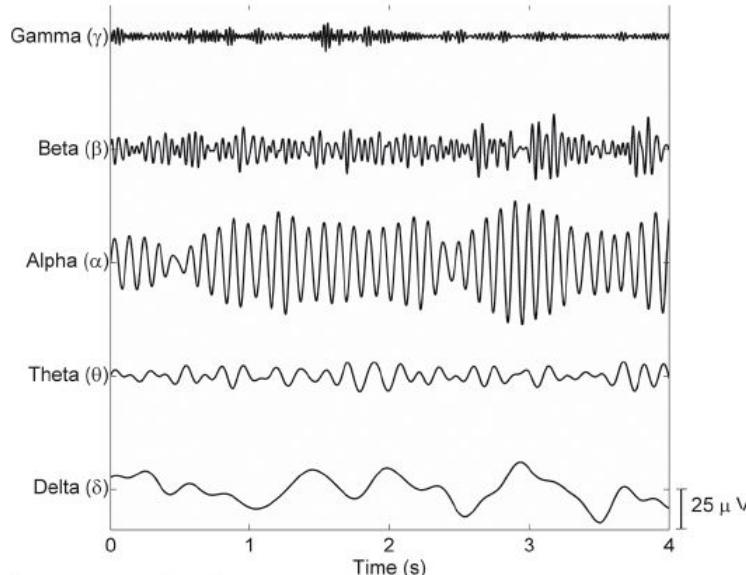
Τα κύματα Άλφα, τα οποία ήταν τα πρώτα κύματα που ανιχνεύτηκαν στον εγκέφαλο από τον Hans Berger [4], και κυμαίνονται μεταξύ $8 - 13\text{Hz}$. Κυρίως εμφανίζονται στον οπτικό φλοιό κατά την διάρκεια της ξεκούρασης με κλειστά μάτια, όχι όμως σε κατάσταση ύπνου, όπου τότε ελαττώνονται.

- **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 [10]. Παρόλαυτα έχουν καταγραφεί και κατά τις φάσεις του REM ύπνου, κατά την οποία δεν υπάρχει συνείδηση και εγρήγορση στο άτομο [68].



Σχήμα 2.7: Γραφική αναπαράσταση των φυσιολογικών κυματομορφών του εγκεφάλου. Εικόνα από [65]

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 [70]. 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

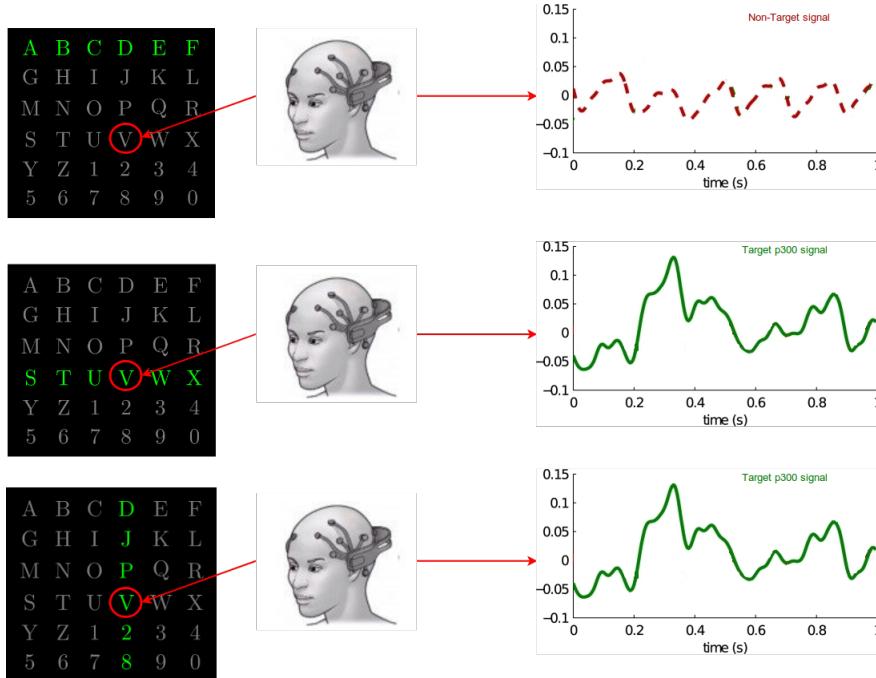
2.5.2.1.1 Περιγραφή

Το ενδογενές δυναμικό που κυριαρχεί τόσο στην έρευνα όσο και στην χρήση του σε BCIs, είναι το P300 [28]. 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 [62]. 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 δημιουργήθουν στον εγκέφαλο του καθενός, χωρίς να απαιτείται σχεδόν καθόλου εκπαίδευση από τον χρήστη (απαιτείται όμως από το σύστημα). Επιπλέον, είναι εύκολα ανιχνεύσιμα, και αρκετά συνεπή όσον αφορά τον χρόνο που θα εμφανιστούν μετά το κατάλληλο ερέθισμα [22].

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 [21] 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, οι οποίες 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.



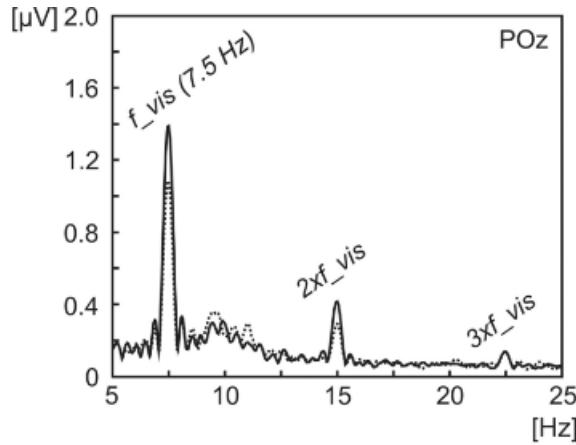
Σχήμα 2.8: Παράδειγμα διέπαφης βασισμένης στα P300 σήματα, για την υλοποίηση μηχανής συλλαβισμού. Ο χρήστης συγκεντρώνεται στο επιθυμητό γράμμα (V), και παράγονται P300 σήματα, όταν φωτιστεί η γραμμή και η στήλη που το περιέχουν.

2.5.2.2 Εξωγενή ΠΔ - SSVEP

2.5.2.2.1 Περιγραφή

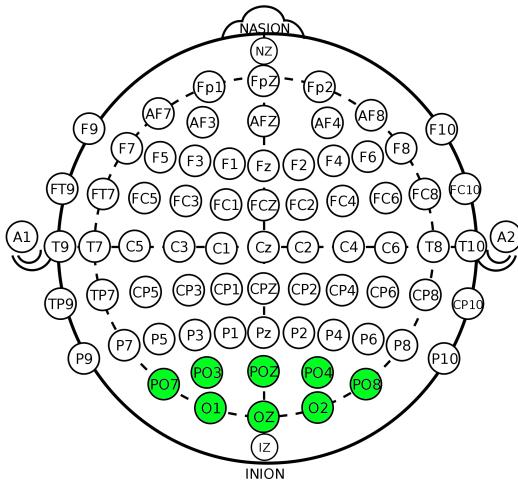
Συνήθως τα εξωγενή προκλητά δυναμικά παράγονται από ένα διακριτό ερέθισμα, απομονομένο χρονικά από άλλα πιθανά ερεθίσματα. Ωστόσο, είναι δυνατή η παραγωγή δυναμικών στον εγκέφαλο, προκαλούμενα από μια ακολουθία διεγέρσεων (impulse train), οι οποίες εμφανίζονται διαδοχικά με σταθερή συχνότητα. Επειδή η απόκριση σε μια τέτοια ακολουθία οπτικών διεγέρσεων είναι σχετικά σταθερή σε πλάτος, φάση, ονομάστηκαν το 1966 από τον Regan [63], 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 [25], 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 της επαναλαμβανόμενης οπτικής διέγερσης (ΕΟΔ). Με αυτόν τον τρόπο, δημιουργώντας ΕΟΔ 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 επαναλαμβανόμενη οπτική διέγερση (ΕΟΔ) συχνότητας 7.5Hz . Παρατηρούμε πως εκτός από την κύρια συνιστώσα, έχουμε έντονες κορυφές και στις αρμονικές συχνότητες, δηλαδή 15Hz και 22.5Hz . Εικόνα από [64]

Το σημείο του εγκεφάλου που παράγονται τα SSVEP σήματα βρίσκεται στον ινιακό λοβό (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, ενώ 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 χρησιμοποιούνται διάφοροι πιθανοί συνδυασμοί των παραπάνω ηλεκτροδίων, η και όλα. Ωστόσο η καλύτερη ποιότητα SSVEP σήματος, φαίνεται να εμφανίζεται στα O2 και Oz [61].



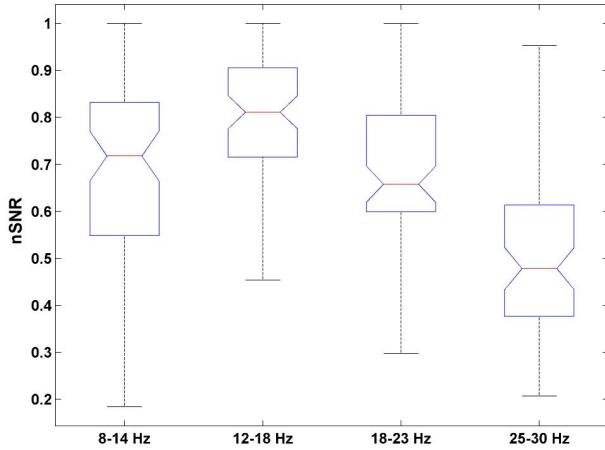
Σχήμα 2.10: Ηλεκτρόδια που καλύπτουν τον ινιακό λοβό και την γύρω περιοχή, και στα οποία εμφανίζονται τα SSVEP σήματα.

2.5.2.2.2 Επιλογή Συχνοτήτων των Επαναλαμβανόμενων Οπτικών Διεγέρσεων (ΕΟΔ)

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 [87], μελετήθηκε το είδος των ΕΟΔ 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 [84]. Ωστόσο παρουσιάζουν και σημαντικά μειονεκτήματα. Η εστίαση της προσοχής σε πηγές φωτός που πάλλονται σε χαμηλές συχνότητες μπορεί να προκαλέσει κούραση (fatigue) του ματιού [41], ημικρανίες. [18], ακόμα και επιληπτικές κρίσεις [41]. 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 ανθρώπινο 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 [77].

Ανεξαρτήτως ποιας ζώνης συχνοτήτων θα επιλεχθεί 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. Οπότε 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 [39]

2.5.2.2.3 Τρόποι παραγωγής ΕΟΔ

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 [83]. Κάνοντας μια ανασκόπηση στην βιβλιογραφία παρατηρούμε πως υπάρχουν 3 βασικοί τρόποι επίτευξης της ΕΟΔ [87] :

- **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 [11], χρησιμοποιούσε Λαμπτήρες φθορισμού, ωστόσο πλέον τα LEDs κυριαρχούν. Ενδεικτικά, στην ίδια βιβλιογραφική δημοσίευση [87] που αναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο, 24 από τις 58 εργασίες χρησιμοποίησαν LEDs διαφόρων χρωμάτων.

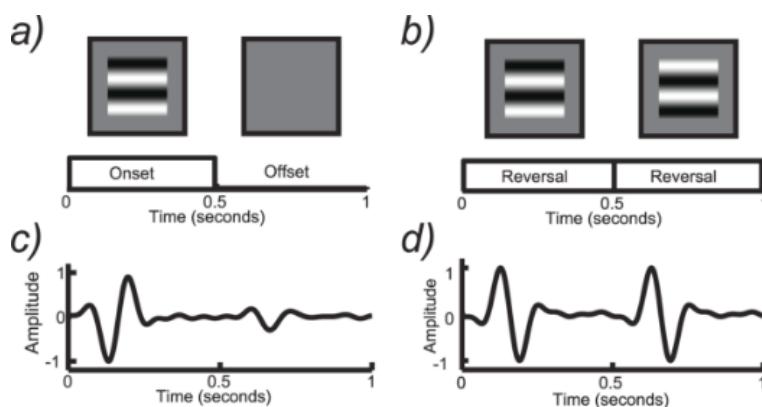
- **Μονά Μοτίβα σε Οθόνη**

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 [59]

Κεφάλαιο 3

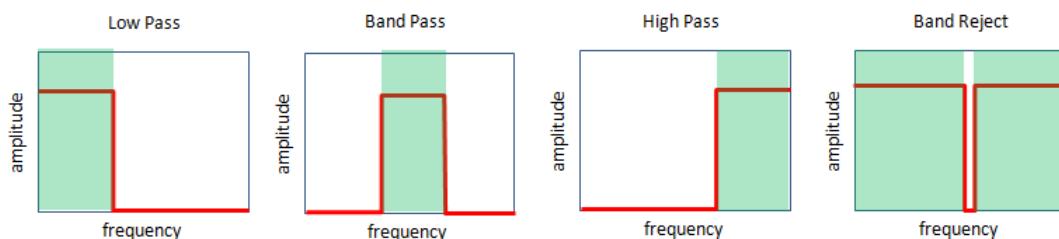
Θεωρητικό υπόβαθρο

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστούν όλες οι υπολογιστικές μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την διπλωματική εργασία, και που αφορούν την προεπεξεργασία των εγκεφαλικών σημάτων, την εξαγωγή κατάλληλων-αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών από τα σήματα, και τους 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

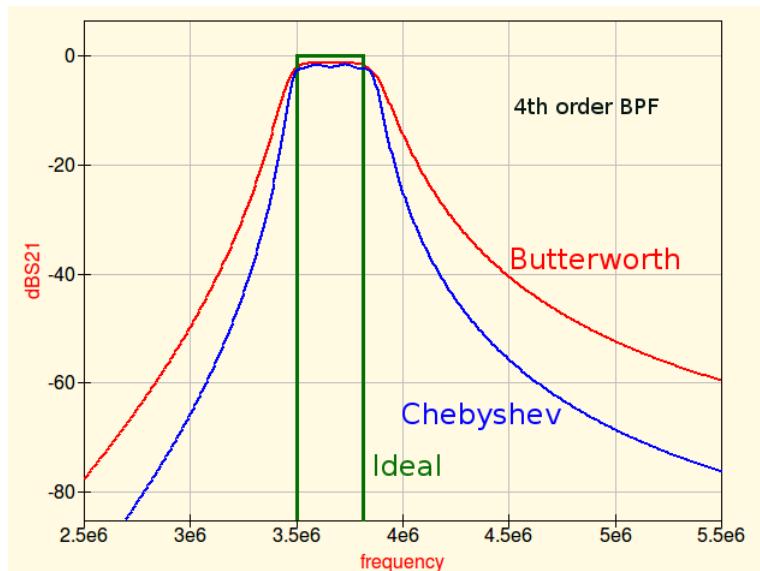
Γενικά η λειτουργία ενός φίλτρου μπορεί να χαρακτηριστεί από τη χαρακτηριστική του απόκριση στο πεδίο του χρόνου. Πιο συγκεκριμένα, οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες κατηγορίες αφορούν φίλτρα τα οποία επιτρέπουν την διέλευση συχνοτήτων από ένα κατώφλι και άνω, όπου ονομάζονται υψηπερατά, ενώ από ένα κατώφλι 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 Άπειρης 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 η ανάδραση 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 κλασικά IIR φίλτρα σχεδιάστηκε το 1930 από το βρετανό μηχανικό και φυσικό Stephen Butterworth. 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:

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

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:

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

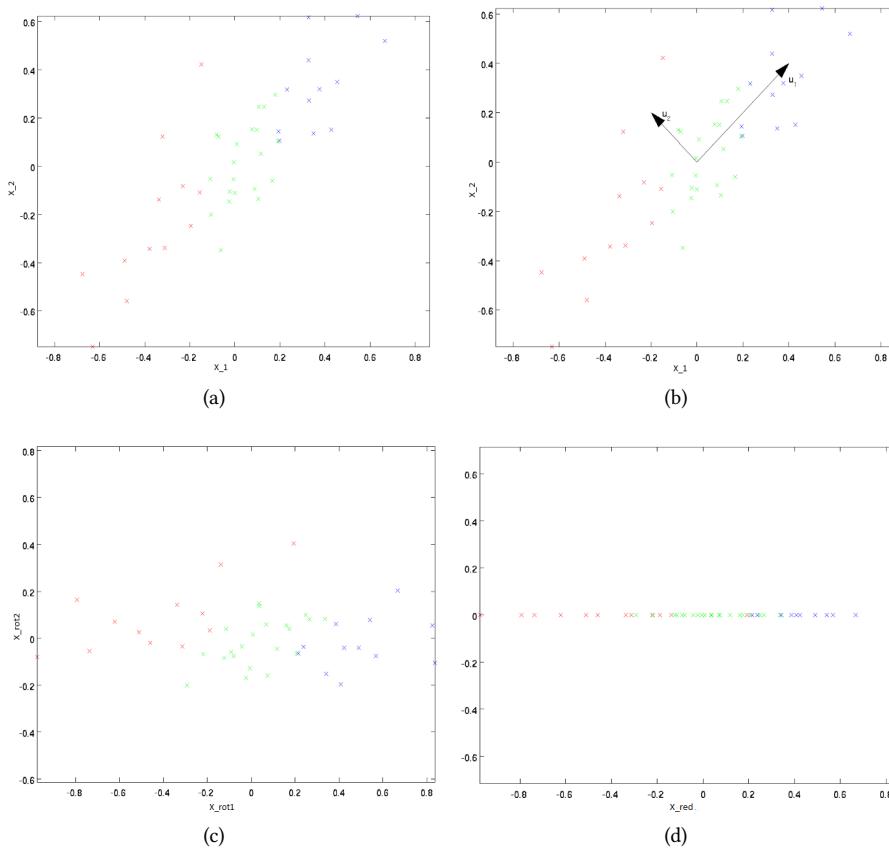
Παρατηρούμε πως στην περίπτωση τετραγωνικού παραθύρου, τότε $W = N$.

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 Κυρίων 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 άξονες.



Σχήμα 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 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 16x16, 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 συνιστώσων, 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 $X_i \in R^n$, 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:

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

3.2.3 Ανάλυση Κανονικής Συσχέτισης - Canonical Correlation Analysis (CCA)

Η CCA είναι μια στατιστική μέθοδος που αναπτύχθηκε από τον Hotelling [34] 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:

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

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

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

$$(3.10)$$

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 $1 \leq p_1 \leq p_2 \leq \dots \leq p_k$

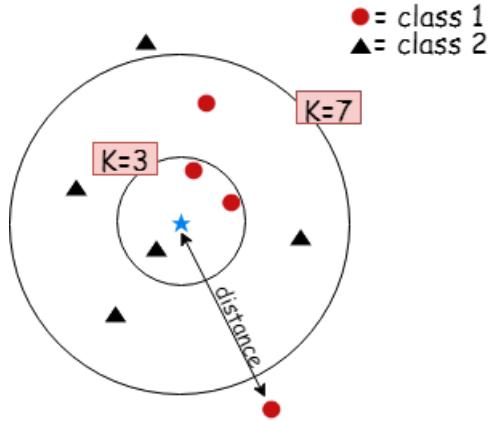
Ομοιότητες CCA και PCA

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 $\hat{Y}_i \in R^n$, 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)

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 εξαρτημένης μεταβλητές, και δεν πρέπει να συγχέεται με την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση, καθώς αυτή αναφέρεται στην περίπτωση πολλαπλών μεταβλητών μεταβλητών, αλλά μόνο μίας εξαρτημένης.

Η MLR μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για προβήματα ταξινόμησης, αν ως 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

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

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

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

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. Για κάθε ένα καινούριο test δείγμα η σύνολο δειγμάτων X_{test} τότε ο αντίστοιχος label πίνακας θα προκύπτει ως $\bar{Y}_{test} = W^T X_{test} = []$. 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}_{test} σε δυαδικό. Οι διαδικασίες αυτές μπορεί να κυμαίνονται από μια απλή κατωφλιοποίηση ή εφαρμογή συνάρτησης μεγίστου, μέχρι την χρήση των διανυσμάτων \bar{y}_i ως νέων αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών (features) κάθε δείγματος, ώστε να χρησιμοποιηθούν 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 BCIs που κάνουν χρήση ΗΕΓ

4.1 State of the Art χρήσεις και κατευθύνσεις

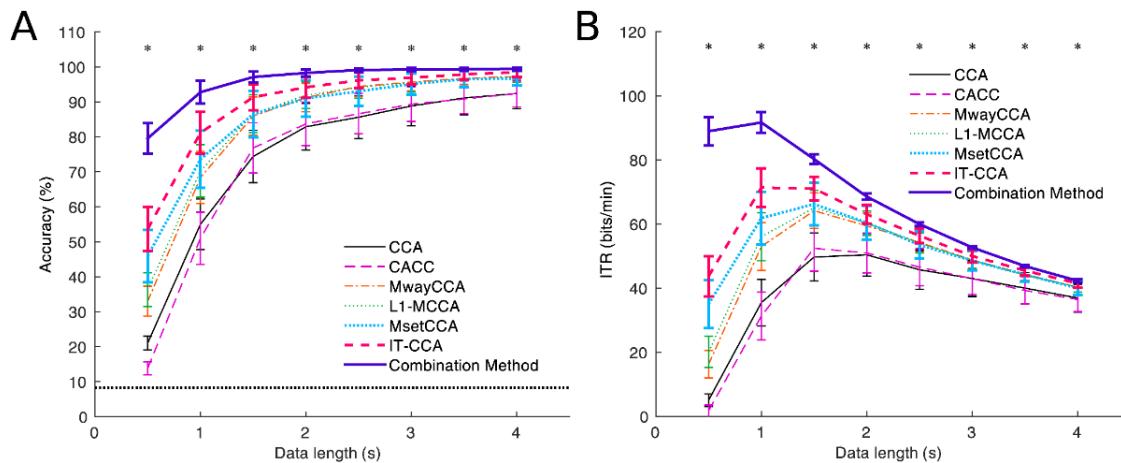
Γενικά η σύγκριση μεταξύ BCI, στην πλειοψηφία των περιπτώσεων δεν είναι δυνατή. Αυτές οι διεπαφές είναι τόσο πολυμεταβλητά συστήματα, όπου είναι σχεδόν αδύνατον να αναπαραχθούν τα ίδια αποτελέσματα δεύτερη φορά, ακόμα και αν διατηρηθούν οι συνθήκες του πειράματος όσο το δυνατόν αναλλοίωτες. Συνεπώς έχοντας ως μοναδικό κριτήριο, μόνο τις επιδόσεις που αναφέρονται σε κάθε δημοσίευση, δεν μπορούμε με ασφάλεια να κάνουμε συγκρίσεις.

Μέχρι το 2000 οι υψηλότερες επιδόσεις ITR που είχαν επιτευχθεί στα BCI, κυμαίνονταν μεταξύ 5–25 bits/min, [82], ενώ σήμερα αγγίζουν τα 350 bits/min. Ωστόσο, αν παρατηρήσουμε την ακρίβεια που πετυχαίνει ένα τέτοιο high speed BCI, σπάνια θα ξεπερνάει το 90%, επίδοση που πολλά από τα σύγχρονα και παλαιότερα "αργά" BCIs, υπερβαίνουν με ευκολία. Εδώ φαίνονται και οι δύο διαφορετικές προσεγγίσεις που κυριαρχούν σε αυτόν τον ερευνητικό τομέα, η μεγιστοποίηση του ITR με κάθε κόστος, και από την αντίπερα όχθη, η μεγιστοποίηση της ακρίβειας, ακόμα και αν το σύστημα είναι πιο αργό. Τα στατιστικά δείχνουν πως οι χρήστες προτιμούν BCIs με μικρότερο ITR αλλά μεγαλύτερη ακρίβεια, καθώς γίνονται πολύ λιγότερα λάθη. Επίσης, συνήθως τα BCI με πολύ υψηλές επιδόσεις όσον αφορά το ITR χρησιμοποιούν δεκάδες ΕΟΔ, πράγμα το οποίο προκαλεί κούραση στον χρήστη. Συνήθως οι ερευνητικές ομάδες που ανήκουν περισσότερο στον ιατρικό τομέα, στοχεύουν στην μεγιστοποίηση της ακρίβειας και της άνεσης του χρήστη, ενώ αυτές που ανήκουν στον πιο τεχνικό τομέα στοχεύουν στην μεγιστοποίηση του ITR.

Γι αυτό το λόγο, η αναζήτηση των state of the art εργασιών, έγινε με κριτήριο την ταχύτητα του συστήματος (ITR), την ακρίβεια και την άνεση που νιώθει ο χρήστης, καθώς και την εφαρμογή πρωτοποριακών μεθόδων, ακόμα και αν δεν επιτεύχθηκαν υψηλές επιδόσεις.

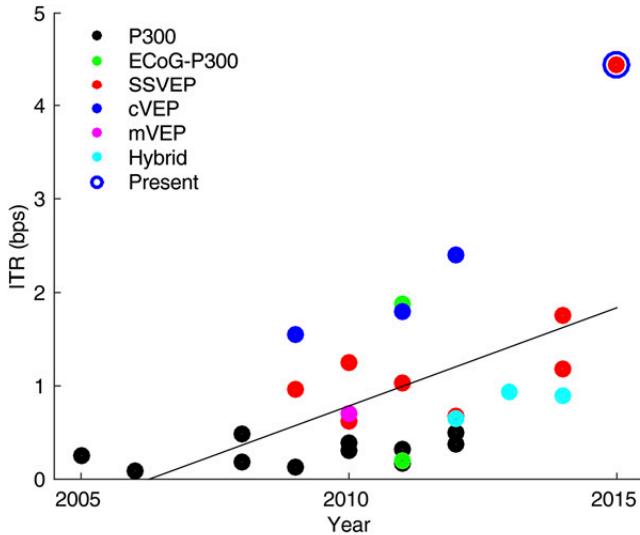
Η εργασία η οποία ίσως έχει επηρεάσει περισσότερο από οποιαδήποτε άλλη τον ερευνητικό χώρο των SSVEP τα τελευταία χρόνια, δημοσιεύτηκε το 2007 από τους

Lin et al. [43], στην οποία εφαρμόστηκε για πρώτη φορά η μέθοδος CCA για την χωρική επεξεργασία των σημάτων και την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Ήταν τέτοια η επιτυχία της μεθόδου, που έκτοτε θεωρείται ο standard τρόπος επεξεργασίας SSVEP σημάτων, και οποιαδήποτε νέα μέθοδος δημοσιεύταν, συγκρινόταν πρώτα με την CCA. Επιπλέον, αυτή η εργασία αποτέλεσε εφαλτήριο για την δημιουργία μιας σειράς αλγορίθμων βασισμένων στην CCA που στην βιβλιογραφία αναφέρονται και ως CCA-variants. Η πιο πλήρης σύγκριση όλων αυτών των μεθόδων παρουσιάστηκε το 2015 από τους Nakanishi et al. [56], όπου συνδυάζοντας την CCA με μια παραλλαγή της, την IT-CCA, πέτυχαν ακόμα υψηλότερες επιδόσεις όπως φαίνεται στην εικόνα 4.1. Σε πολλές άλλες δημοσιεύσεις, αυτή η συνδυαστική μέθοδος αναφέρεται ως CCA-combined, και θεωρείται ως η state-of-the-art αυτή τη στιγμή.



Σχήμα 4.1: Διαγράμματα όπου φαίνονται τα οι επιδόσεις όλων των CCA-variants μεθόδων, καθώς και η ανωτερότητα της CCA-combined (Combination Method). Εικόνα από [56].

Την ίδια χρονιά που παρουσιάστηκε η CCA-combined, η ίδια ερευνητική ομάδα κατέγραψε την υψηλότερη ITR επίδοση μέχρι τότε, υλοποιώντας έναν speller, αγγίζοντας τα 320bits/min (5.33bits/s) [16], ενώ το 2018, αναζητώντας βελτιώσεις στο προηγούμενο σύστημα τους, πέτυχαν ακρίβεια $89.83 \pm 6.07\%$ και ITR ίσο με 325.33 ± 38.17 bits/min για σύγχρονη (synchronous, cue-based) online διεπαφή [57]. Αυτή η επίδοση αποτελεί σήμερα, την υψηλότερη αναφερθείσα στην βιβλιογραφία, ωστόσο αναφέρουν πως στην ασύγχρονη εκδοχή του συστήματός τους, η μέση επίδοση των χρηστών έπεισε στα 198.67 ± 50.48 bits/min. Η διεπαφή που ανέπτυξαν είναι ένας speller όπου τα γράμματα και οι αριθμοί είναι διατεταγμένα σε έναν πίνακα 8x5, και καθένα από τα 40 κελιά, είναι μια ΕΟΔ διαφορετικής συχνότητας. Ωστόσο μια σημαντική διαφορά με άλλες εργασίες είναι πως κάθε ΕΟΔ ταλαντώνεται με διαφορετική φάση, η οποία με την σειρά της λαμβάνεται υπόψιν κατά την επεξεργασία των σημάτων.



Σχήμα 4.2: Διάγραμμα με τις καλύτερες επιδόσεις όσον αφορά τον ITR, μέχρι το 2015. Η υψηλότερη επίδοση μέχρι τότε άγγιζε τα 320bits/min (5.33bits/s) [16]. Εικόνα από [16].

Μία από τις πιο πρόσφατη έρευνα που βρήκαμε πάνω στα SSVEP [78], κάνει χρήση ενός νευρωνικού δικτύου, και αναφέρει πως τα αποτελέσματα ήταν βελτιωμένα σε σχέση με τον CCA-combined. Επιπλέον αναφέρουν, πως ενώ δεν ήταν αυτή η αρχική τους πρόθεση, τα features που ”μάθαινε” το νευρωνικό είχαν σχέση με και την φάση κάθε πηγής ΕΟΔ, και ότι αυτός ήταν ένας από τους λόγους της επιτυχίας. Γενικά, κάνοντας μια αναζήτηση των εργασιών που προσεγγίζουν το ζήτημα, κυρίως με την χρήση νευρωνικών δικτύων, ο αριθμός τους δεν ξεπέρναγε τις πέντε, γεγονός το οποίο υποδεικνύει μια πιθανή μελλοντική κατεύθυνση των ερευνών.

Οι Dreyer et al. το 2015 [19] και το 2017 [20], προσπαθώντας να μειώσουν την κούραση που βιώνει ο χρήστης παρατηρώντας τις ΕΟΔ, δοκίμασαν την χρήση ΕΟΔ, των οποίων η συχνότητα είχε διαμορφωθεί με ένα υψηλόχρονο φέρον (FM-modulation). Η επίδοση του συστήματος ήταν ελαφρώς χαμηλότερη από την κλασική μέθοδο, ωστόσο οι χρήστες ανέφεραν σημαντικά μειωμένη κόπωση κοιτώντας τις διαμορφωμένες ΕΟΔ. Επιπλέον, αναφέρουν πως επικεντρώθηκαν στην κυρίως δημιουργία των ΕΟΔ και της γενικής υλοποίησης, χωρίς να προσπαθήσουν να βελτιστοποιήσουν τον αλγόριθμο για την παραγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων. Συνεπώς καταλήγουν, η αντοχή των χρηστών κατά την διαδικασία είναι προτεραιότητα, και πως η μελλοντικές έρευνες πρέπει να στραφούν προς τις FM-ΕΟΔ, για την περαιτέρω εξέλιξη τους.

Μιά ακόμα, προτότυπη ερευνητική εργασία, δημοσιεύτηκε το 2017, [51], στην οποία μελετήθηκε η επίδραση των σχετικών θέσεων των ΕΟΔ, ως προς τον χρήστη, και το κατά πόσο αυτή η θέση επηρεάζει την τοπολογία των SSVEP σημάτων στον εγκέφαλο. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις ΕΟΔ, ίδιας ακριβώς συχνότητας και φάσης, των οποίων η θέση σχημάτιζε έναν νοητό κυκλικό δίσκο. Αυτό που παρατηρήθηκε, είναι πως αναλόγως της ΕΟΔ που κοιτούσε ο χρήστης, ο κύριος όγκος των SSVEP σημάτων, εμφανιζόταν σε ελαφρώς διαφορετικές τοποθεσίες στον εγκέφαλο, καθιστώντας ικανό τον διαχωρισμό τους, καθώς η επίδοση του συστήματος ήταν $95 \pm 3\%$ πιστότητα, με ITR 40.8 ± 3.3 bits/min. Αυτή η μέθοδος έχει δύο βασικά πλεονεκτήματα. Αρχικά λόγω της παρουσίας μόνο μίας συχνότητας διέγερσης, υπάρχουν

λιγότερα συχνοτικά "παράσιτα" στο φάσμα των SSVEP, συνεπώς είναι πιο εύκολη η ανίχνευση τους. Κατά δεύτερον, η διεπαφή γίνεται πολύ πιο ξεκούραστη για τον χρήστη, καθώς το κοίταγμα σε πολλές ΕΟΔ με διαφορετικές συχνότητες μπορεί να προκαλέσει ζάλη. Μια τελευταία παρατήρηση είναι πως σε πολλές εργασίες, γίνεται η προσπάθεια εύρεσης των κατάλληλων συχνοτήτων για κάθε χρήστη, όμως η πληθώρα όλων των δυνατών συνδυασμών, καθιστά απαγορευτική την εύρεση του βέλτιστου συνδυασμού. Με αυτή την μέθοδο πλέον, ο χώρος αναζήτησης συχνοτήτων, μειώνεται δραματικά, ωστόσο ίσως να απαιτείται περαιτέρω έρευνα για την βέλτιστη τοποθεσία των ΕΟΔ.

Τέλος, σε μια προσπάθεια αύξησης των επιδόσεων των BCI, μια νέα τάση αποτελούν τα υψηλούς BCI [33], τα οποία κάνουν συνδυασμό διαφόρων μεθόδων, όχι απαραίτητα σχετικών με EEG σήματα. Για παράδειγμα ο συνδυασμός Motor Imagery - SSVEP για τον έλεγχο αναπηρικού αμαξιδίου [12], SSVEP-P300 [15], και EEG-eye tracking [37] [67]. Ειδικά η χρήση των eye trackers σε συνδυασμό με το EEG, φαίνεται να είναι ένας πρόσφορος τομέας για έρευνα, και προς αυτή την κατεύθυνση, από το 2017, η Guger Technologies (g.tec), μια από τις πιο γνωστές κατασκευάστριες EEG συστημάτων, δίνει την δυνατότητα αγοράς των εγκεφαλογράφων της μαζί με ένα ζευγάρι ειδικά γυαλιά που έχουν ενσωματωμένο σύστημα eye tracking.

4.2 Παρόμοιες εργασίες - Διεπαφές βασισμένες σε Emotiv Epos και SSVEPs

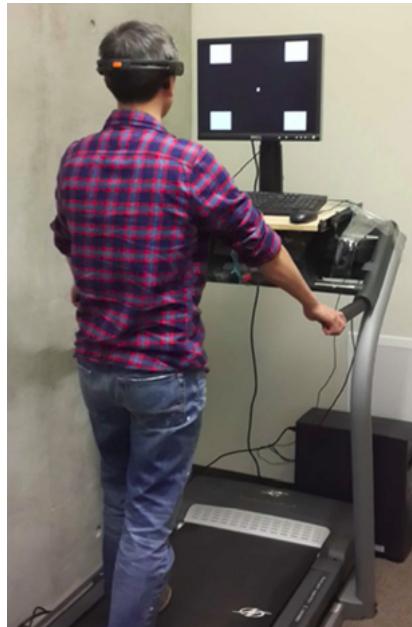
Σε αυτό το σημείο θα κάνουμε μια σύντομη παρουσίαση των δημοσιεύσεων που αναφέρονται περισσότερο στη βιβλιογραφία. Η αναζήτηση έγινε χρησιμοποιώντας ως λέξεις κλειδιά τις "Emotiv", "Epos", "SSVEP". Ο σκοπός είναι ενημερωθούμε για τις επιδόσεις διεπαφών που χρησιμοποίησαν παρόμοιο υλικό με εμάς, και να αποτελέσουν ένα σημείο αναφοράς και σύγκρισης των δικών μας αποτελεσμάτων.

Η πιο αναφερόμενη (cited) έρευνα πάνω στο θέμα Epos - SSVEP, δημοσιεύτηκε το 2012 [44] και ο σκοπός ήταν η σύγκριση του Epos με ένα σύστημα ιατρικών προδιαγραφών, το g.USBBamp. Η μέθοδος που χρησιμοποίησαν ήταν η CCA, πραγματοποίησαν offline και online ανάλυση σε τέσσερις χρήστες. Στην offline χρησιμοποιήθηκαν 16 ΕΟΔ και χρονικά παράθυρα 6sec, ενώ στην online 6 ΕΟΔ. Τα αποτελέσματα της offline ανάλυσης για το EPOS ήταν $82.99 \pm 4.98\%$ ακρίβεια με ITR 28.06 ± 6.45 bits/min. Στο online σκέλος, οι επιδόσεις είναι $95.83 \pm 3.59\%$, με ITR 18.99 ± 1.68 bits/min και χρόνο αναγνώρισης για κάθε εντολή 5.25 ± 2.14 sec. Ωστόσο δεν διασφηνίζουν αν αυτά τα αποτελέσματα αφορούν το Epos, η τον g.USBBamp, καθώς επίσης δεν αναφέρουν αν η online διεπαφή ήταν σύγχρονη, έτσι ώστε να μπορούν να υπολογίσουν τον ITR.

Σε μια άλλη δημοσίευση [75], πάλι ο Epos συγκρίθηκε με έναν ακριβότερο εγκεφαλογράφο, αλλά σε τελείως διαφορετικές καταστάσεις από την προηγούμενη εργασία. Ο σκοπός ήταν ο έλεγχος ενός παιχνιδιού, κάνοντας χρήση μόνο μιας ΕΟΔ, και χρησιμοποιώντας ως μέθοδο ανίχνευσης SSVEP, κατάτμηση του σήματος στο πεδίο του χρόνου και averaging [24]. Παρότι το πλαίσιο εφαρμογής αυτής της δημοσίευσης

διαφέρει σημαντικά από την παρούσα εργασία, είναι σημαντικό να αναφερθεί το γεγονός πως αυτή η διεπαφή δεν έμεινε μόνο στο εργαστήριο, αλλά δοκιμάστηκε από 25 άτομα, σε εξωτερικό χώρο, όπου 9 από αυτά την χειρίστηκαν με άνεση.

Μια άλλη πολύ σημαντική έρευνα, έγινε το 2014 στο πανεπιστήμιο UCSD [42], και ανοίγει τον δρόμο για την χρήση των BCI εκτός εργαστηρίου, σε κανονικές συνθήκες. Συγκεκριμένα, κάνοντας χρήση του Erocs, δοκιμάστηκε το κατά πόσο είναι δυνατή η υλοποίηση μια SSVEP διεπαφής, την ώρα που ο χρήστης περπατάει με διάφορες ταχύτητες. Στα αποτελέσματά τους παρουσίασαν πως για ταχύτητες έως και 0.89m/s, μπορεί να επιτευχθεί ITR έως και 12bits/min. Επιπλέον, παρουσιάζονται και οι επιδόσεις για την περίπτωση όπου ο χρήστης είναι ακίνητος, μέση ακρίβεια $76.60 \pm 21.74\%$ με ITR: 14.38 ± 9.04 για 17 χρήστες. Το γεγονός σε αυτή την δημοσίευση χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις ΕΟΔ με συχνότητες 9,10,11 και 12 Hz, και φυσικά ο Erocs, την καθιστούν αρκετά παρόμοια με την παρούσα διπλωματική, και συνεπώς θα έχει αξία να δούμε αν τα αποτελέσματα μας θα είναι συγκρίσιμα.



Σχήμα 4.3: Η πειραματική διάταξη της εργασίας [42], όπου έδειξαν πως είναι δυνατή η υλοποίηση διεπαφών σχετικά υψηλών επιδόσεων, για χρήση σε πραγματικές συνθήκες έξω από το εργαστήριο.

Η μόνη εργασία που βρήκαμε, η οποία να χρησιμοποιεί ΕΟΔ με υψηλές συχνότητες 28, 30, 32 και 34 Hz, είναι η [32], και τα αποτελέσματα 73.75% ακρίβεια, με ITR 11.36, τα οποία αν και υπολείπονται με τα προηγούμενα, είναι πολύ ικανοποιητικά δεδομένου του χαμηλού SNR που παρουσιάζουν τα SSVEP στις συχνότητες αυτές.

Τέλος, να αναφερθούμε και σε μια δημοσίευση που ισχυρίζεται πως το Erocs δεν είναι κατάλληλο για την ανίχνευση SSVEPs [30]. Ο αρχικός σκοπός της εργασίας ήταν η χρήση νευρωνικού δικτύου για την κατηγοριοποίηση εγκεφαλικών σημάτων που παράγει ο χρήστης από μόνος του, χωρίς την επίδραση εξωτερικών διεγέρσεων (active BCI). Ωστόσο, αναζητώντας διαφορετικούς τρόπους υλοποίησης, στράφηκαν προς τα SSVEPs, δοκιμάζοντας να ανιχνεύσουν τα δυναμικά χρησιμοποιώντας μια ΕΟΔ

συχνότητας 7Hz. Τελικώς, δεν κατάφεραν να εντοπίσουν SSVEP σήματα, ισχυριζόμενοι πως ο βασικός παράγοντας ήταν η έλλειψη ηλεκτροδίων στον ινιακό λοβό, καθώς και ότι τα η θέση των ηλεκτροδίων O1 O2, δεν είναι κατάλληλα ρυθμισμένη στον Eros .

Κεφάλαιο 5

Υλοποίηση SSVEP διεπαφής

Στην υποενότητα 2.5.2.2, 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.

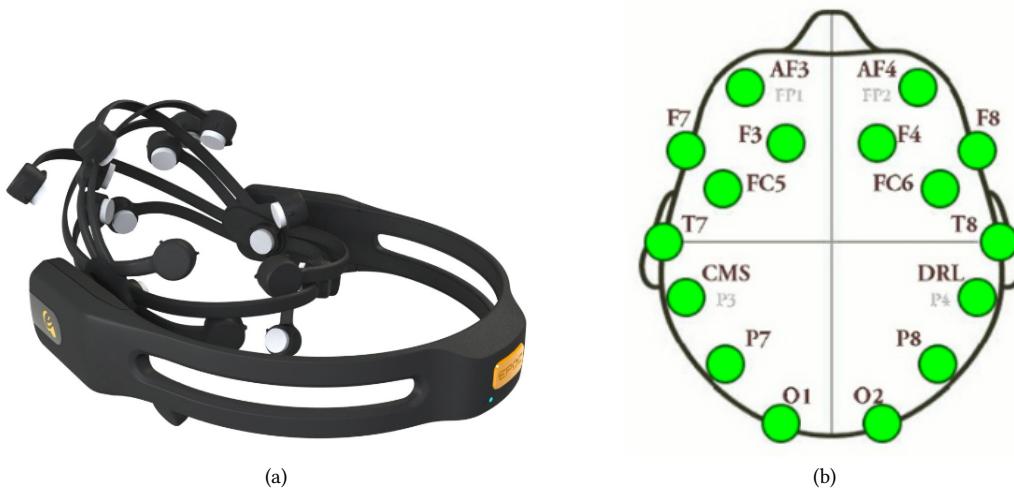
5.1 Υλικό

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 EPOS 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).

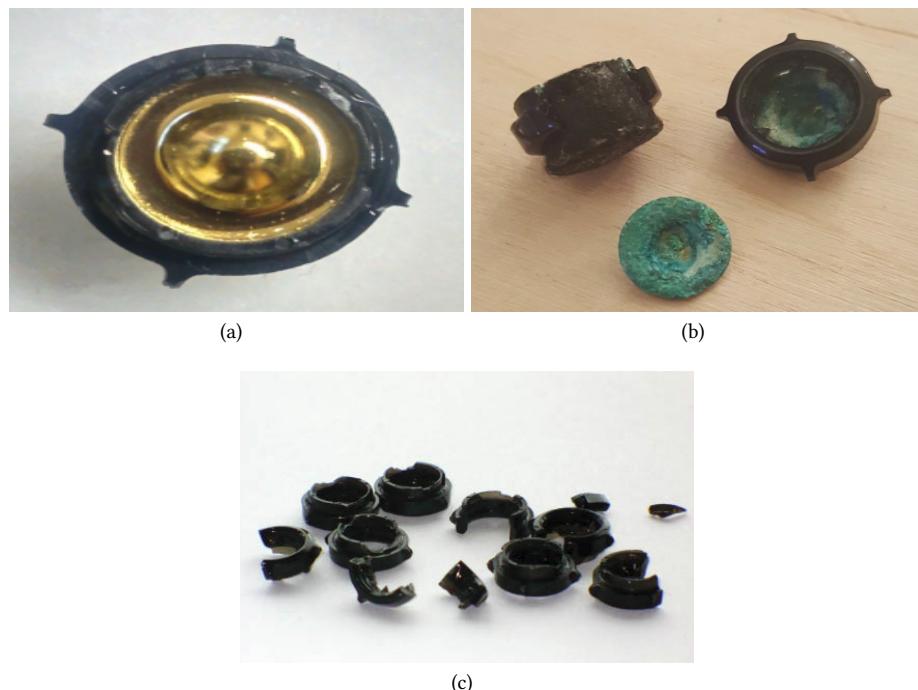
5.1.1.2 Ηλεκτρόδια

Τα ηλεκτρόδια με τα οποία είναι εξοπλισμένος ο EPOC, είναι 'υγρού' τύπου, ωστόσο 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.

Ωστόσο η οξείδωση των ηλεκτροδίων δεν αφορά τόσο την ποιότητα του σήματος, καθώς δεν επηρεάζεται η αγωγιμότητα του ηλεκτροδίου. Το σημαντικό πρόβλημα τους αφορά την την μηχανική δομή και αντοχή τους. 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. Μια αντίστοιχη παρατήρηση έγινε στην δημοσίευση [79], όπου κατέληξαν στο συμπέρασμα πως τα ηλεκτρόδια δεν είναι ικανά να υποστηρίξουν μια έρευνα σε βάθος χρόνου, καθώς καταστρέφονται πολύ εύκολα.



Σχήμα 5.2: a) Καινούριο ηλεκτρόδιο χωρίς σημάδια οξείδωσης. b) Ηλεκτρόδια κατεστραμμένα από την οξείδωση, όπου πλέον δεν φαίνεται σχεδόν καθόλου η χρυσή επικάλυψη και c) Ηλεκτρόδια με σπασμένο περίβλημα έπειτα από συχνή χρήση, εικόνα από [79].

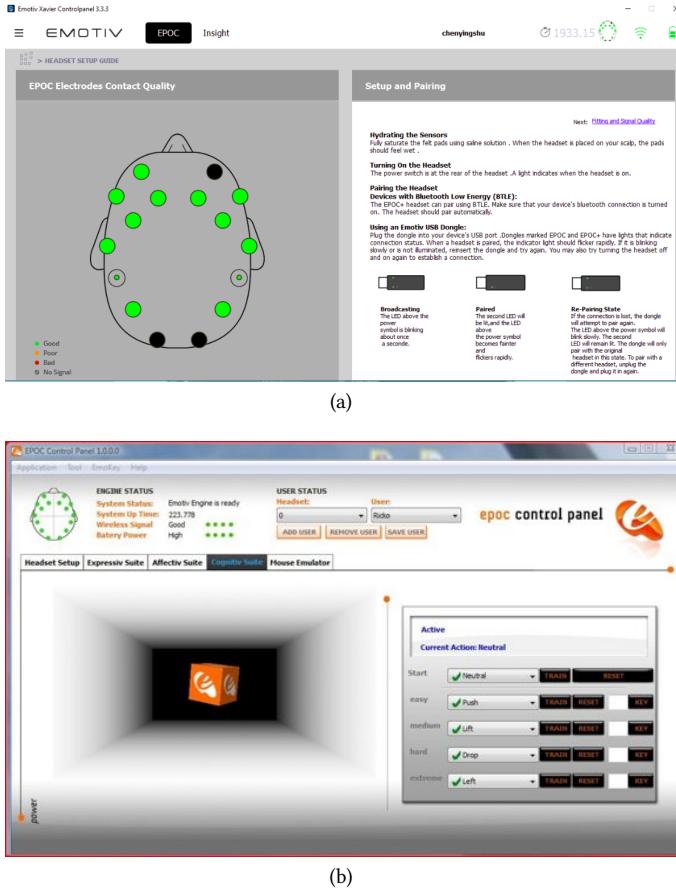
5.1.1.3 Λογισμικό

Emotiv Software

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 Epos, 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 Epos, 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).

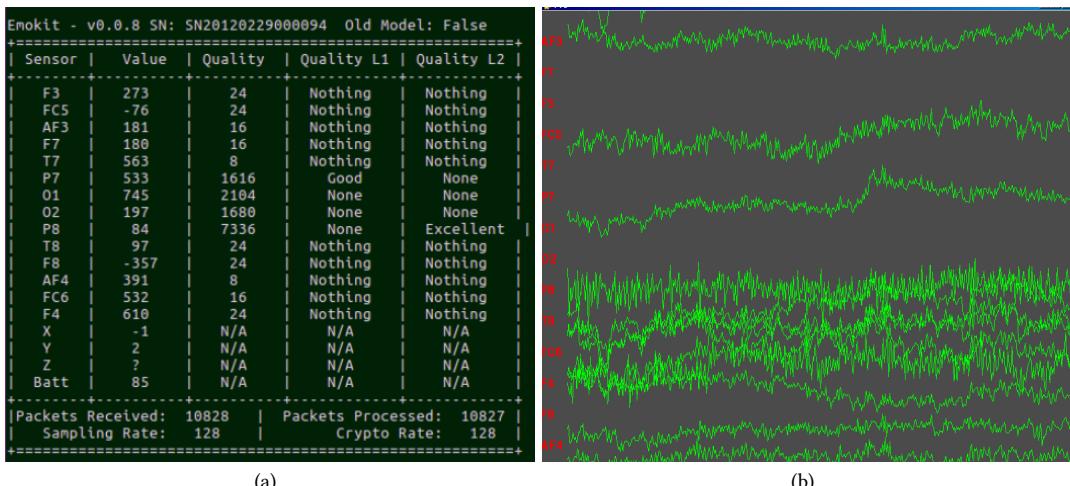
Emokit

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 rygame 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.



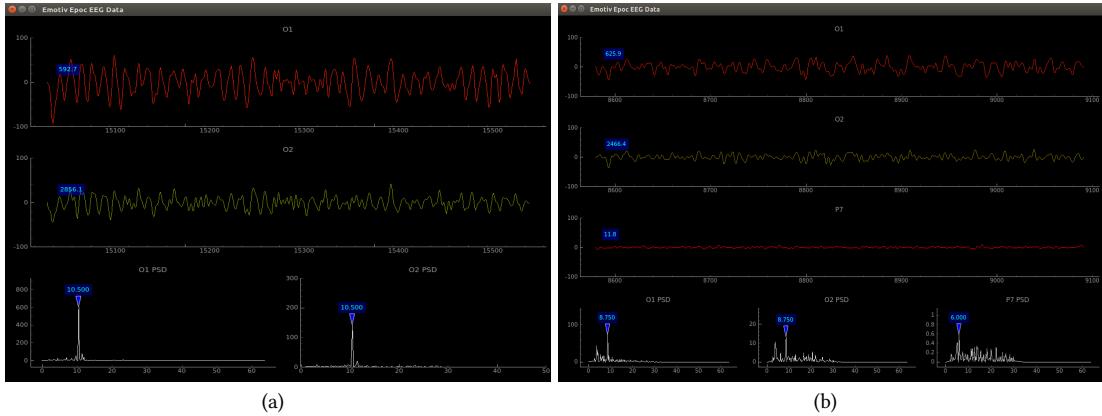
Σχήμα 5.4: Ο πίνακας τιμών και ποιότητας για κάθε αισθητήρα (a) και η γραφική διεπαφή οπτικοποίησης των εγκεφαλικών σημάτων (b) που παρέχονται από την βιβλιοθήκη Emokit.

Παρότι αυτού του είδους η απεικόνιση είναι πολύ χρήσιμη, ένα βασικό πρόβλημα που φαίνεται 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 [87]. 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 [87]. 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 τους 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 [29], 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 διεγείρει όλους τους φωτο-υποδοχείς ταυτόχρονα. Η πλειοψηφία των ερευνών σε αυτόν το τομέα φαίνεται να επιβεβαιώνει τις παραπάνω παρατηρήσεις. Στις δημοσιεύσεις [6, 13] κατέληξαν πως το άσπρο χρώμα επιτυγχάνει υψηλότερο ITR, ενώ στην [71], κατέληξαν στο κόκκινο, χωρίς όμως να δοκιμάσουν το άσπρο. Αντιθέτως στις [66] επιλέχθηκε το μοβ, ενώ στην [17] κατέληξαν πως το μοβ παράγει τα λιγότερο ισχυρά SSVEP. Τέλος στην [87] 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 φοίνεται 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 [71, 87, 6]

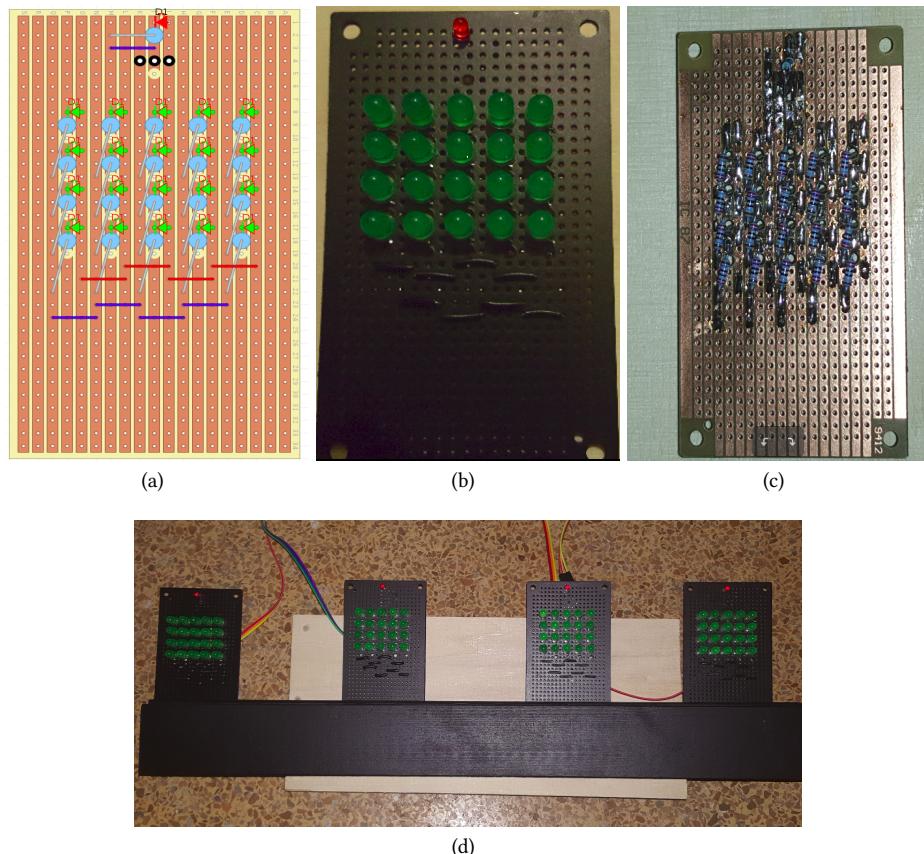
Τα LED που επιλέχθηκαν έπρεπε να ικανοποιούν δύο βασικές προϋποθέσεις:

- 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 Κατασκευή συστοιχιών

Στην συγκεκριμένη διεπαφή θα χρησιμοποιήσουμε 4 επαναλαμβανόμενες οπτικές διεγέρσεις (ΕΟΔ) οπού η κάθε μία θα ταλαντώνεται διαφορετική συχνότητα, συνεπώς θα χρειαστούν 4 συστοιχίες LED. Ο αριθμός των LED για κάθε συστοιχία επιλέχθηκε να είναι 20, σε διάταξη 5x4. 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 κοιτάξει ο χρήστης (cue mechanism), ενώ κατά την διάρκεια της online χρήσης της διεπαφής, θα έχει τον ρόλο της ανάδρασης ενημερώνοντας τον χρήστη για την έξοδο της διεπαφής (feedback mechanism). 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.

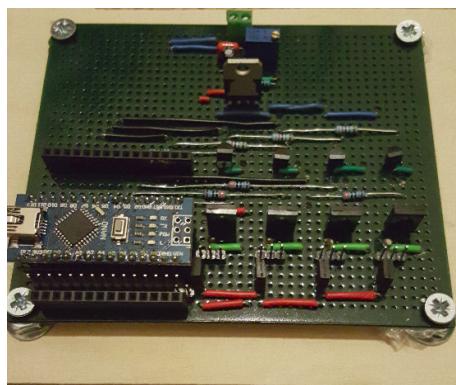


Σχήμα 5.6: Η μια από τις τέσσερις LED συστοιχίες που υλοποιήσαμε, α) ο φυσικός σχεδιασμός της σε stripboard (b) η μπροστινή και (c) και πίσω όψη. d) και οι τέσσερις συστοιχίες τοποθετημένες στην ξύλινη βάση.

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 μικρο-ελεγκτής 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.



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 αναβιοσθίνει 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. Ωστόσο, 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.

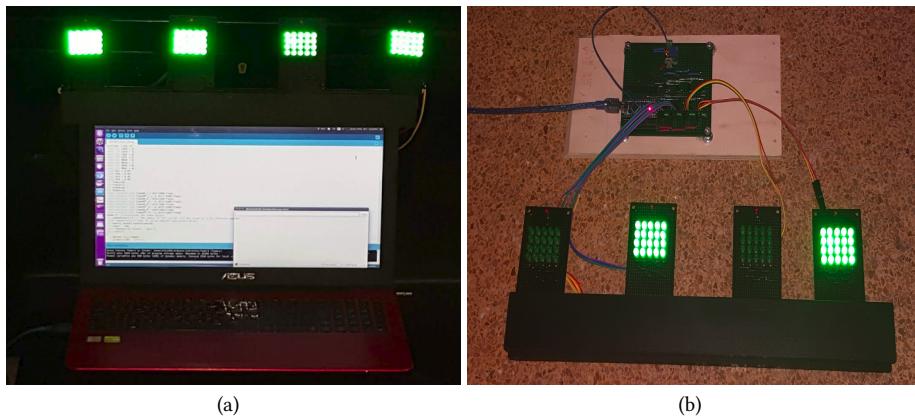
```

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: Παράδειγμα χρήσης της τροποποιημένης timer.h, για την δημιουργία παλμών μεταβλητού duty cycle

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 ή της παύσης των LEDs, καθώς και των κόκκινων ενδεικτικών LEDs.

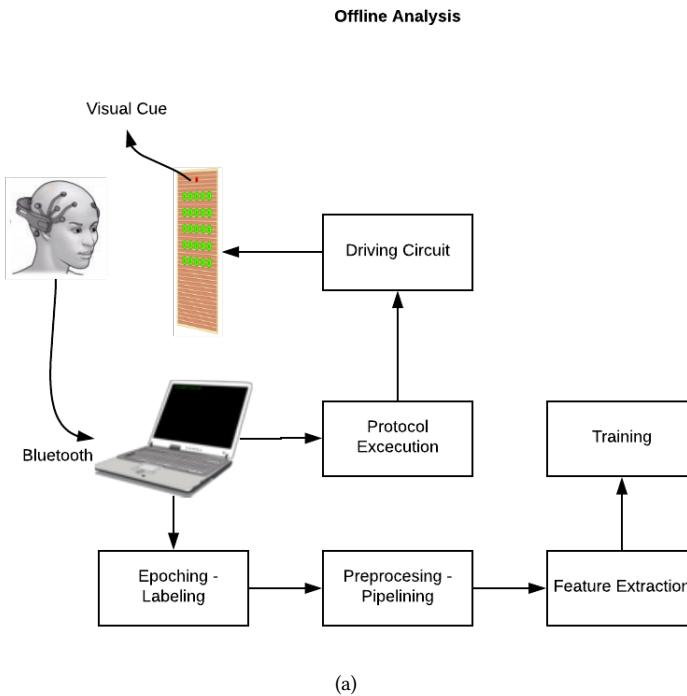


Σχήμα 5.8: Η ολοκληρωμένη διάταξη με την βάση, τις συστοιχίες και το κύκλωμα οδήγησης εν ώρα λειτουργίας.

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.



Σχήμα 5.9: 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 ΕΟΔ 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 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 από τα προαναφερθέντα στάδια θα αναλυθεί διεξοδικά στην συνέχεια.

5.2.2 Πειραματική διάταξη

Η καταγραφή των δεδομένων έγινε σε 2 άτομα ηλικίας 20 και 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 συχνοτική περιοχή, είναι ικανή να προκαλέσει επιληπτικές κρίσεις σε ευαίσθητα άτομα, ενώ προηγούμενες οφθαλμικές παθήσεις, ίσως να επηρεάζουν την ποιότητα των SSVEP σημάτων.

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 [2]. Πιο συγκεκριμένα, ακολουθεί ένας πίνακας μετρήσεων φωτεινότητας σε LUX για όλες τις φωτεινές καταστάσεις στον χώρο της καταγραφής.

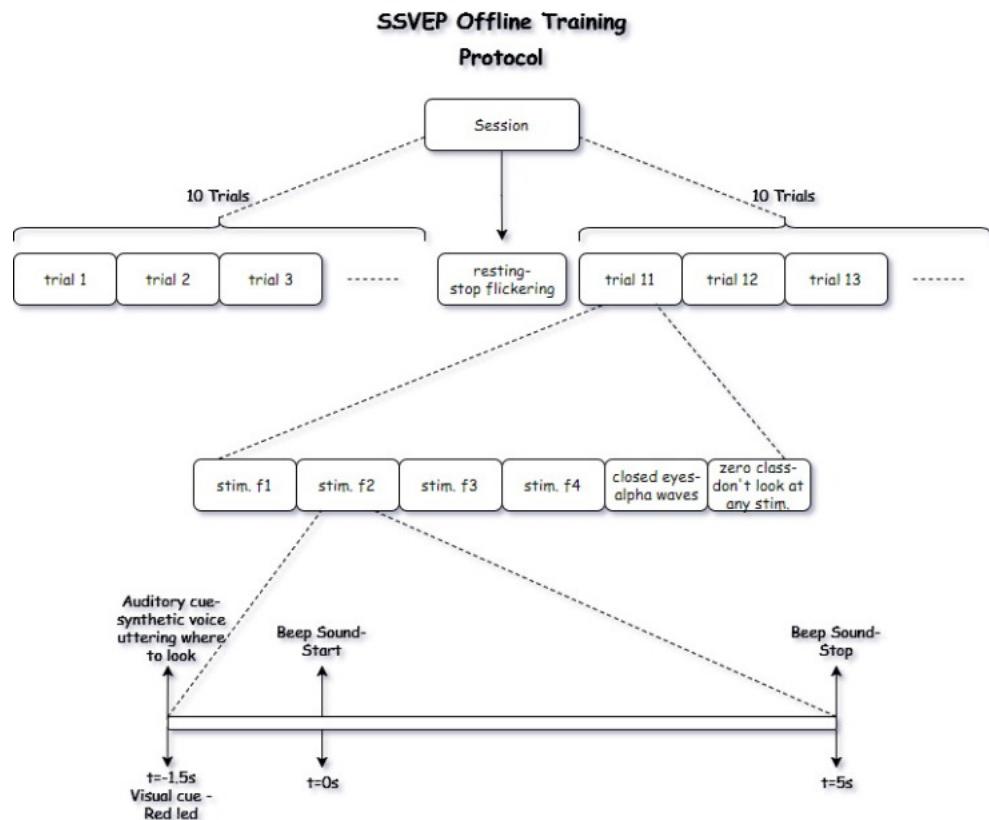
LEDs	Room Lights	
	ON	OF
ON	163	160
OFF	6	0

Πίνακας 5.1: Μετρήσεις (lux) όλων των καταστάσεων φωτεινότητας στον χώρο καταγραφής δεδομένων.

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 5.10: 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 έξι εντολές. Οι τέσσερις από αυτές αντιστοιχούν στην στρέψη του βλέμματος σε κάθε μια από τις τέσσερις διαφορετικές LED συστοιχίες, ενώ στις υπόλοιπες δύο, ο χρήστης ζητείται να κλείσει τα μάτια του (alpha waves) και τέλος να μην παρατηρεί καμία από τις τέσσερις συστοιχίες (No-Control). Ο ρόλος των δύο τελευταίων θα φανεί στην παράγραφο 5.3, όπου θα γίνει ο σχεδιασμός του online σκέλους της διεπαφής. 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 στην κορυφή κάθε συστοιχίας. Τέλος δύο ακόμα ακουστικά ερεθίσματα παράγονται μετά την προηγούμενη υπόδειξη, τα οποία σηματοδοτούν την έναρξη και την λήξη της δοκιμής. Μεταξύ της αρχικής υπόδειξης και της πραγματικής έναρξης της δοκιμής παρεμβάλλεται 1.5 δευτερόλεπτο, και ο λόγος 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-online 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 EPOC, χωρίς δηλαδή να υπάρχει διακοπή κάθε φορά που το πρόγραμμα υπαγορεύει στον χρήστη μια καινούρια εντολή. Συνεπώς παραλληλα 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, 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 συχνότητας 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

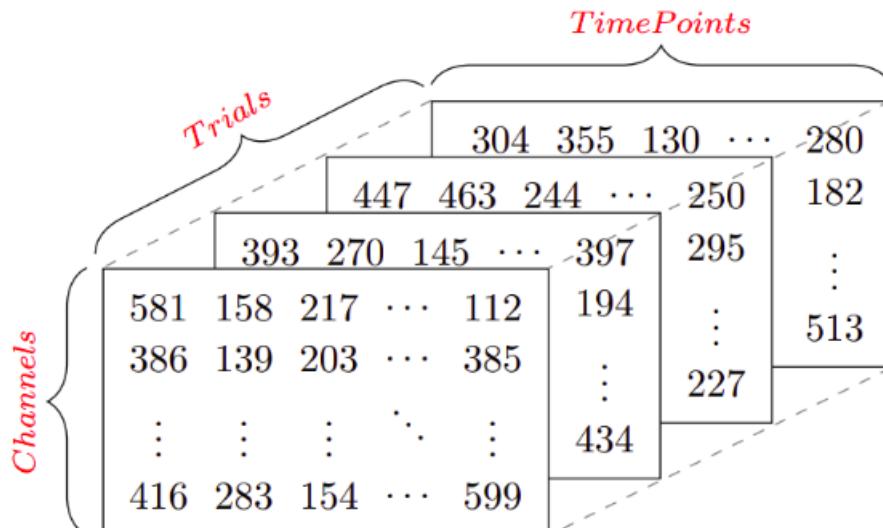
```

Σχήμα 5.11: Η οργάνωση των καταγραφών για κάθε χρήστη και κάθε συνεδρία.

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 5.12: 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 μυικών 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 φίλτραρισμα 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 [47].

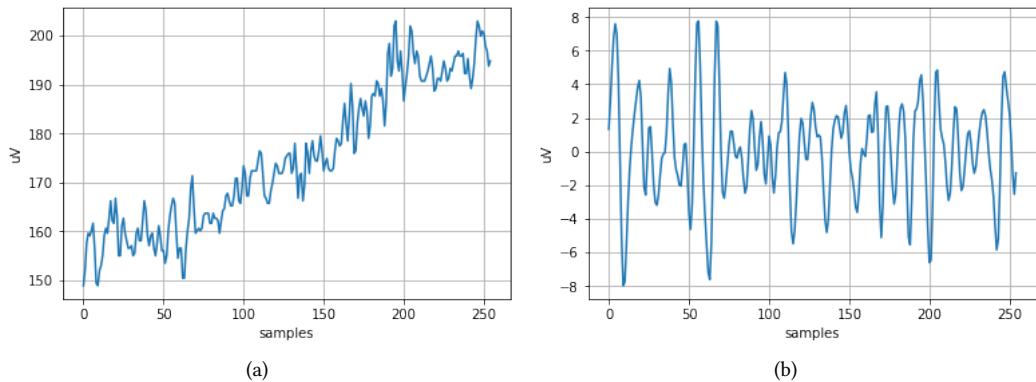
Τα κύρια στάδια του pipeline που συνήθως δεν λείπουν από καμία εργασία είναι τα εξής:

- Χρήση φίλτρου notch για την αφαίρεση πολύ συγκεκριμένων συχνοτήτων όπως θορύβου τροφοδοσίας (50Hz ή 60Hz)
- Φίλτραρισμα 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.

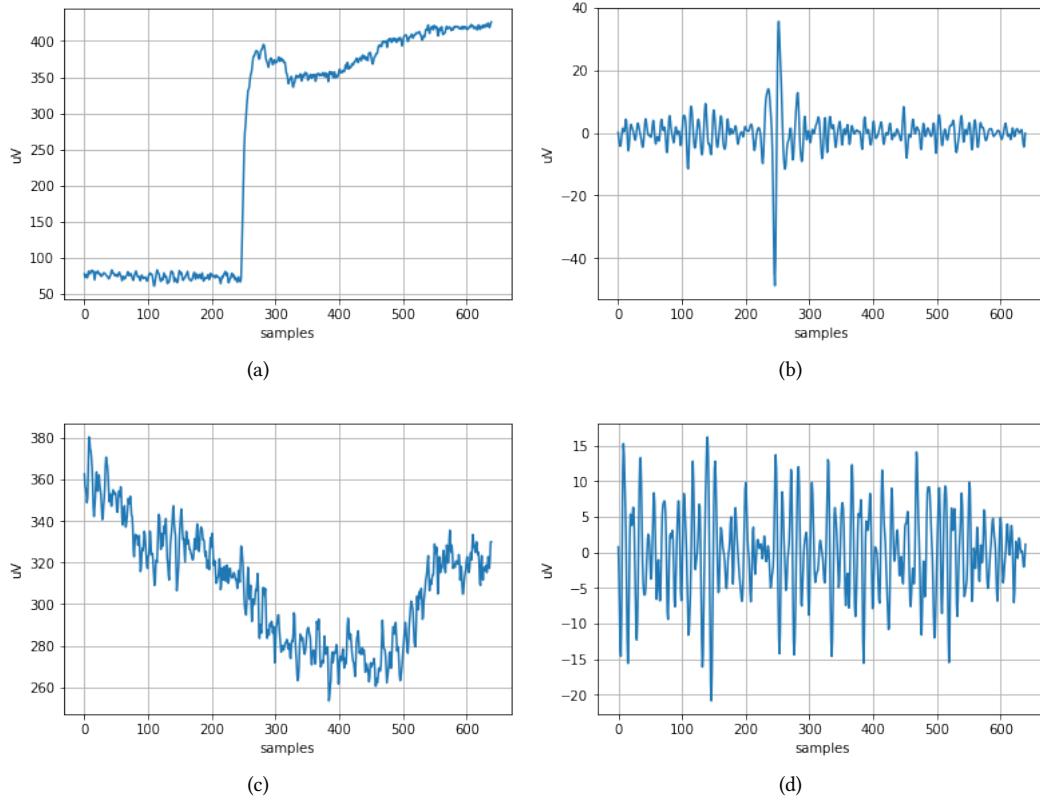
Στην παρούσα εργασία, οι συχνότητες ενδιαφέροντος κυμαίνονται μεταξύ 6Hz και 40Hz, δηλαδή στο διάστημα που ορίζουν οι συχνότητες διέγερσης για τα οπτικά σήματα, και οι αρμονικές τους. Συνεπώς κάνοντας χρήση δύο IIR Butterworth φίλτρων,

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 [61]. Τέλος ακολουθώντας τις πρακτικές που περιγράφονται στο βιβλίο [46], 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.



Σχήμα 5.13: Ένα εγκεφαλικό σήμα διάρκειας 2sec α) πριν και β) μετά την εφαρμογή του φίλτρου

Όσον αφορά το EPOC συγκεκριμένα, πολλές φορές παρατηρήσαμε πως για κάποιο φαινομενικά ανεξήγητο λόγο σε εμάς, εμφανιζόντουσαν απότομες διακυμάνσεις (spikes) στο σήμα, που δεν δικαιολογούνταν από καμιά εξωτερική η εγκεφαλική επίδραση, πράγμα το οποίο διαπιστώθηκε και στην διπλωματική εργασία [88] 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.



Σχήμα 5.14: a) Εμφάνιση spike στο κανάλι O2 και b) το σήμα του O2 μετά την εφαρμογή φιλτραρίσματος Για την ίδια χρονική στιγμή παρατηρούμε πως δεν εμφανίζεται spike στο γειτονικό κανάλι O1 c). συνεπώς το spike δεν μπορεί να ευθύνεται σε κάποια κίνηση, η δυνατό τράνταγμα.

Παρά 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 συνιστώσων (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 [47]. 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) [72][46]. 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 3.2, προκειμένου να αξιολογηθούν ως προς την ικανότητα χρήσης τους στην online διεπαφή που θα παρουσιαστεί στην συνέχεια.

5.2.5.1 Ορισμός Μαθηματικής Σημειογραφίας

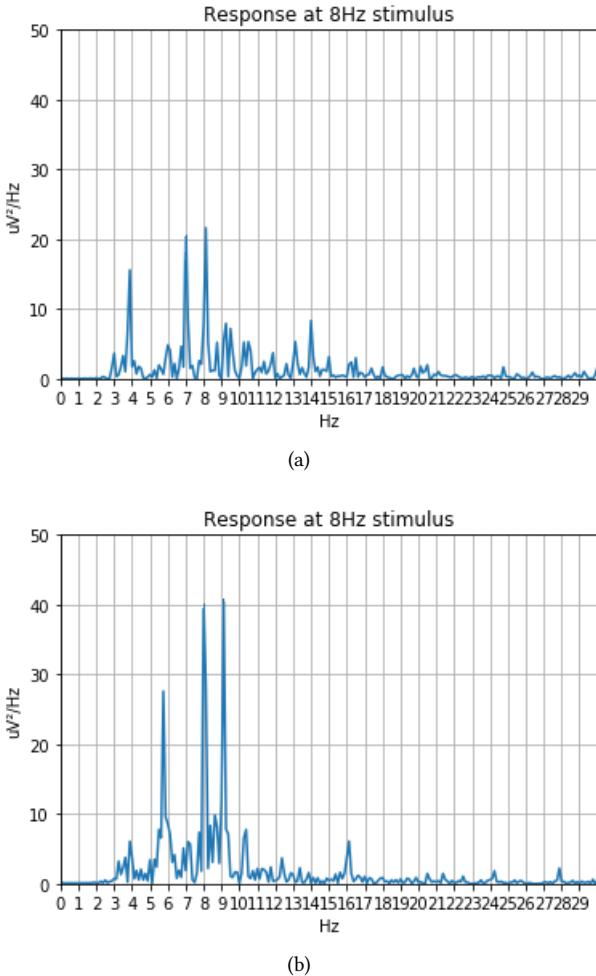
Προκειμένου να είναι πιο κατανοητές οι τεχνικές που θα περιγραφούν, και να μην υπάρχουν τυχόν παρερμηνείες, ορίζουμε εδώ τις μεταβλητές όπως ορίζονται και μέσα στον κώδικα που υλοποιήθηκε. Αρχικά θεωρούμε ένα BCI σύστημα N_f οπτικών διέγέρσεων, με συχνότητες $f_{stimuli} = [f_1, \dots, f_{N_f}] \in \mathbb{R}^{N_f}$, και συμβολίζουμε ως i τον δείκτη αυτών των συχνοτήτων, 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 υπόψιν μας και τους N_h αρμονικούς μιας f_i συχνότητας, και θα τους συμβολίζουμε ως $h \cdot f_i$, με $h = 1, \dots, N_h$.

5.2.5.2 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 σήματων, 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 (εικόνα 5.15, 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 υπόψιν καθόλου οι αρμονικές 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.



Σχήμα 5.15: SSVEP σήματα στο κανάλι O1 για ΕΟΔ 7Hz (a) και 8Hz (b). Παρατηρούμε πως και στις δύο περιπτώσεις, η επικρατούσα συχνότητα δεν συμπίπτει με αυτήν της κάθε ΕΟΔ, οπότε ο απλός PSD αλγόριθμος θα έδινε λάθος αποτελέσματα. Ωστόσο, μπορούμε να συμπεράνουμε εύκολα σε ποια ΕΟΔ αντιστοιχεί κάθε σήμα, αν προσέξουμε τα peaks στις πρώτες αρμονικούς (14Hz και 16Hz).

5.2.5.3 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 υπόψιν 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

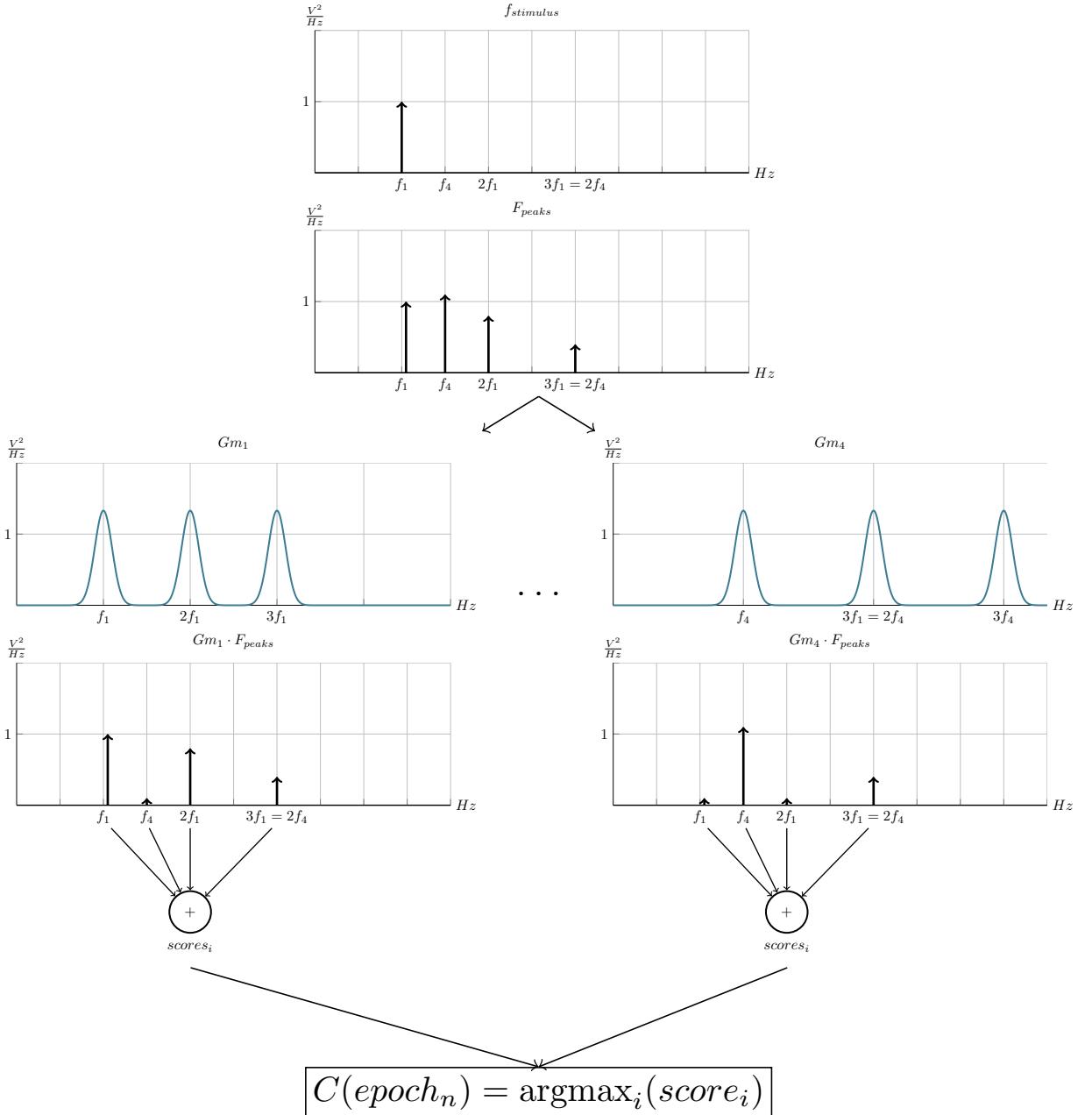
μεταβλητές που παίζουν καθοριστικό ρόλο στην επιτυχία του αλγορίθμου, για αυτό θα γίνει προσεχτική βελτιστοποίηση τους.

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 5.16: Σχηματικό παράδειγμα λειτουργίας του αλγορίθμου PSD-GM. Έστω τέσσερις πηγές οπτικής διέγερσης με αντίστοιχες συχνότητες f_1, f_2, f_3, f_4 . Έστω ότι 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.

5.2.5.4 Canonical Correlation Analysis

Τα χαρακτηριστικά της μεθόδου, και το τι προσπαθεί να πετύχει εξηγήθηκαν αναλυτικά στην παράγραφο 3.2.3, ενώ το ιστορικό εφαρμογής της στα SSVEP σήματα, στο κεφάλαιο 4

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή, εφαρμόζουμε την CCA έτσι ώστε να βρούμε τον μέγιστο 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 παράγονται 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.

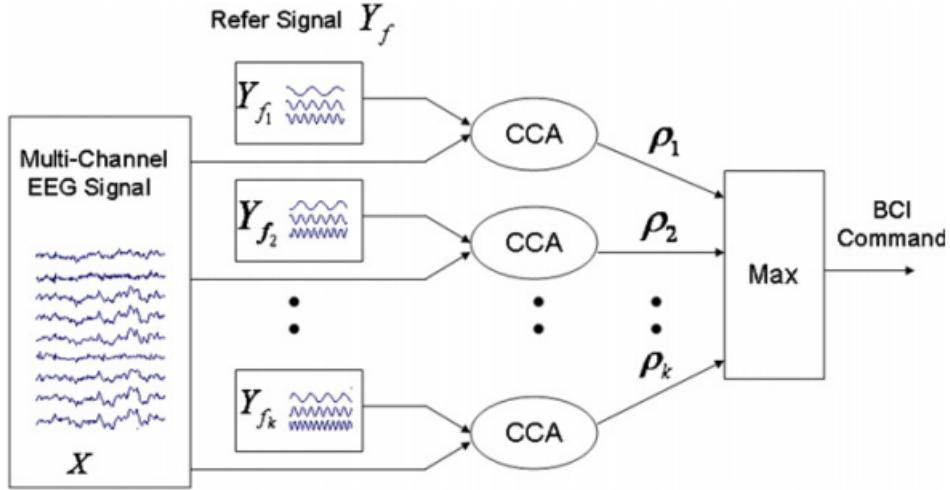
$$CCAscore_i = \rho(X_n^T a, Y_i^T b) \quad (5.6)$$

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,

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

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,

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



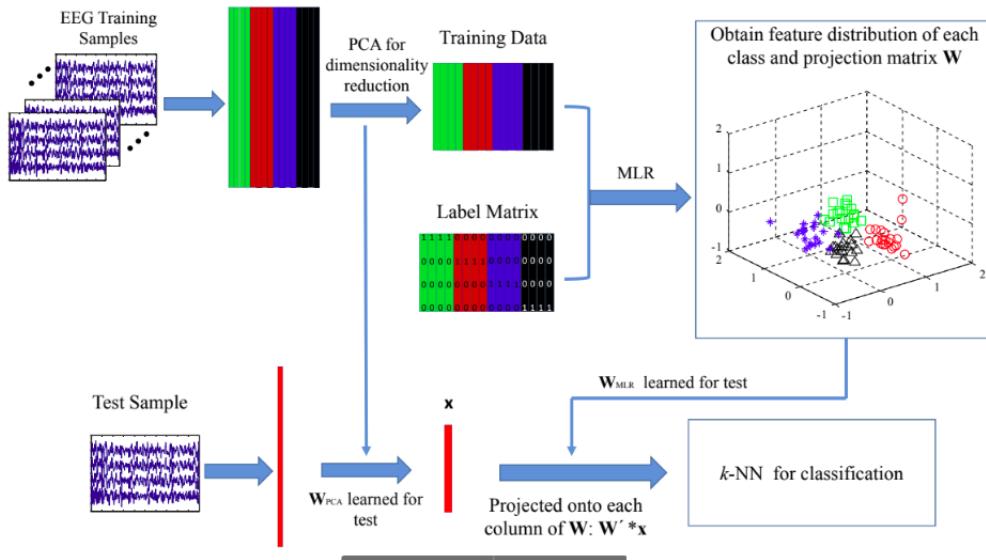
Σχήμα 5.17: Σχηματικό παράδειγμα της εφαρμογής του CCA για την αναγνώριση της κλάσης που ανήκει ένα epoch (X). Η τελική απόφαση γίνεται με το κριτήριο του μεγίστου που περιγράφεται από την εξίσωση (5.7). Εικόνα από [8]

5.2.6 Συνδυαστική μέθοδος PSD - PCA - MLR - kNN

Στην εργασία [76], προτάθηκε μια συνδυαστική μέθοδος που επιτυγχάνει ποσοστά επιτυχίας ανώτερα των μεθόδων PSD, CCA καθώς και κάποιων παραλαγών της CCA (CCA-variants), και περιλαμβάνει τα εξής στάδια. Αρχικά για κάθε epoch_n δημιουργούμε το μονοδιάστατο διάνυσμα $X_n \in \mathbb{R}_c^N \cdot N_p$ που αποτελείται από όλα τα N_c κανάλια σε σειρά (concatenated), με σκοπό να κατασκευαστεί ο πίνακας $X = [X_1, X_2, \dots, X_{N_{ep}}]$ διαστάσεων $N_c \cdot N_p \times N_{ep}$. Στην συνέχεια εφαρμόζεται PCA για την ελάττωση της διάστασης, επιλέγοντας τις κύριες συνιστώσες μέγιστης διασποράς. Το αποτέλεσμα είναι ένας πίνακας X_{pca} διαστάσεων $N_{pc} \times N_{ep}$, όπου N_{pc} ο αριθμός των κύριων συνιστώσων-χαρακτηριστικών που διατηρήθηκαν. Κατόπιν, κατασκευάζοντας τον πίνακα ετικετών (labels) σύμφωνα με την εξίσωση (3.12), εφαρμόζουμε γραμμική παλινδρόμηση MLR για να εξάγουμε τον πίνακα χαρακτηριστικών X_{mlr} διαστάσεων $N_f \times N_{ep}$. Τέλος, τα στοιχεία του X_{mlr} μαζί με τον Y θα χρησιμοποιηθούν ως μοντέλο δεδομένων για έναν kNN αλγόριθμο.

Προκειμένου τώρα ένα καινούριο test δεδομένο να ταξινομηθεί, θα πρέπει να υποστεί τις ίδιες διαδικασίες PCA, και MLR. Συνεπώς, θα πρέπει να αποθηκεύονται οι πίνακες μετασχηματισμού PCA (εξίσωση (3.6)) και MLR (εξίσωση (3.14)).

Παρότι στην σχετική εργασία, για την δημιουργία του X_n χρησιμοποιήθηκαν τα χρονικά σήματα κάθε καναλιού, σε δοκιμές που κάναμε, δεν μπορέσαμε να αναπαράγουμε τα ίδια θετικά αποτελέσματα. Αντιθέτως, τα ποσοστά επιτυχίας αυξήθηκαν σημαντικά όταν αντί για τα σήματα στον χρόνο, χρησιμοποιήθηκαν οι μετασχηματισμοί τους στο χώρο της συχνότητας (PSD).



Σχήμα 5.18: Σχηματικό παράδειγμα της συνδιαστικής μεθόδου PCA-MLR-kNN. Η μόνη διαφορά με την μέθοδο που ακολουθήσαμε είναι πως χρησιμοποιήσαμε τα PSD σήματα για κάθε epoch, αντί των χρονικών σημάτων που φαίνονται στο σχήμα. Εικόνα από [76]

5.2.6.1 Ανίχνευση κατάστασης No-Control (NC)

Όπως αναφέρθηκε στην υποενότητα 5.2.3.1, στο προτόκολο offline καταγραφής, συμπεριλάβαμε και την εντολή NC, έτσι ώστε να εκπαιδεύσουμε το σύστημα μας να αναγνωρίζει τις περιόδους όπου ο χρήστης δεν θέλει να το χρησιμοποιήσει (idle periods). Προκειμένου να το πετύχουμε αυτό, ακολουθήσαμε τις εξής τακτικές.

Όσον αφορά τις μεθόδους που βασίζονται στον kNN, (CCA-kNN και PSD-PCA-MLR-kNN), δεν χρειαζόταν κάποια διαφορετική αντιμετώπιση για τα NC σήματα. Θα γίνεται κανονικά εξαγωγή χαρακτηριστικών (είτε CCA, είτε PSD-PCA-MLR), και την ταξινόμηση τους θα την αναλάβει ο kNN, ο οποίος θα τα αντιμετωπίζει σαν μια ξεχωριστή κλάση.

Αντίθετα, για τις υπόλοιπες μεθόδους (PSD-GM, CCA), ακολουθήσαμε μια διαφορετική κατεύθυνση. Τροποποιήσαμε αυτές τις μεθόδους, έτσι ώστε πέρα από το αποτέλεσμα της ταξινόμησης, να επιστρέψουν και ένα δείκτη *confidence*, δηλαδή έναν δείκτη του κατά πόσο είναι σίγουροι για την επιλογή τους. Με αυτό τον τρόπο φτάνει να βρούμε ένα κατάλληλο κατώφλι Thr_{NC} για κάθε διαφορετικό αλγόριθμο, έτσι ώστε να αποφανθούμε για το αν το σήμα ήταν IC ή NC. Πιο συγκεκριμένα, όπως είδαμε, και ο PSD-GM αλλά και ο CCA, για την ταξινόμηση ενός σήματος, δίνουν ένα score για κάθε μία από τις τέσσερις κλάσεις (π.χ στην περίπτωση της CCA, την πρώτη κανονική συσχέτιση), τα οποία score στην συνέχεια, είδαμε πως χρησιμοποιούνται ως είσοδος σε μια συνάρτηση μεγίστου. Συνεπώς ορίσαμε το confidence ως εξής: Έστω ο x αλγόριθμος, όπου αναθέτει ένα δείγμα s , με μέγιστο score $score_1$ στην κατηγορία c_1 , και με αμέσως μικρότερο score $score_2$ στην c_2 , τότε ορίζουμε,

$$Conf_{X_s} = \frac{score_1 - score_2}{score_1}, \quad score_i \geqslant 0 \quad (5.9)$$

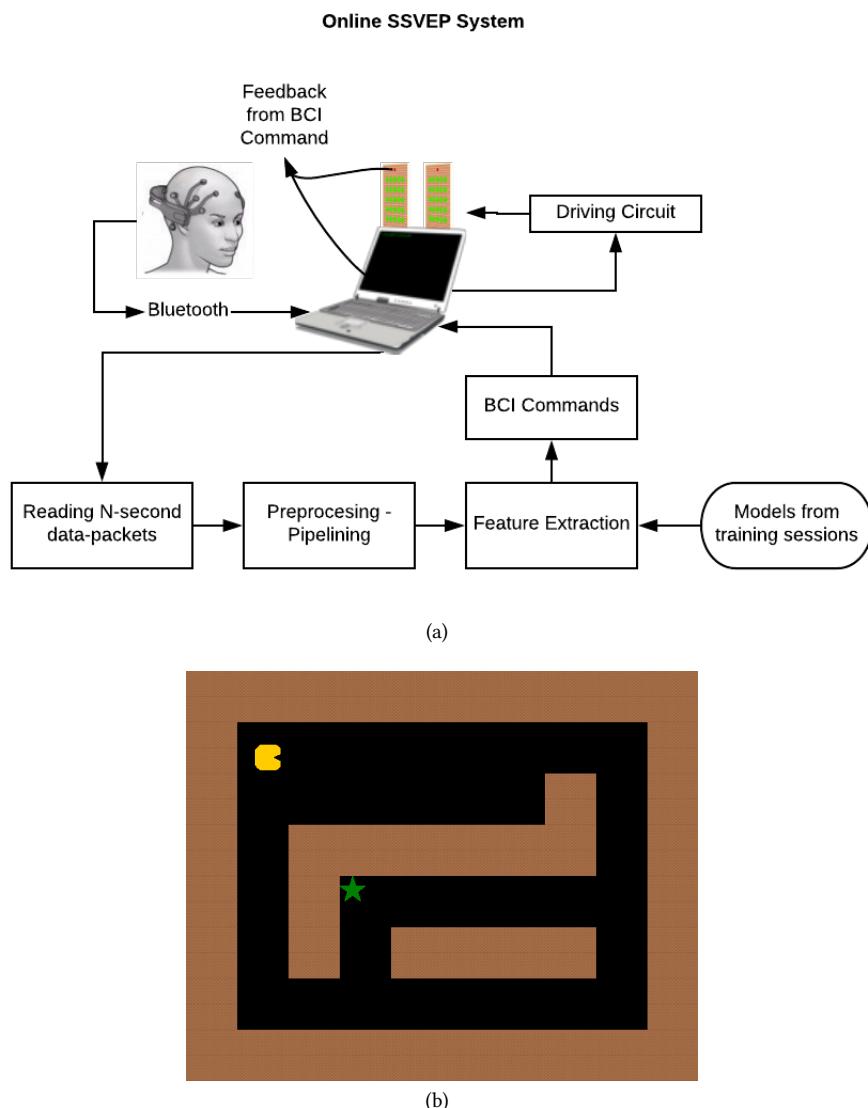
Η μέγιστη τιμή για το confidence είναι 1, ενώ η ελάχιστη είναι 0, και αυτό συμβαίνει μόνο στην σπάνια περίπτωση που έχουμε δύο ίδια score, δηλαδή ο αλγόριθμος να ταξινομεί το σήμα, εξίσου, σε δύο διαφορετικές κατηγορίες.

Γενικά, όταν ο χρήστης δεν έχει στραμμένο το βλέμμα του προς κάποια ΕΟΔ, δεν σημαίνει πως στο εγκεφαλικό του σήμα δεν θα εμφανίζονται peaks στις αντίστοιχες συχνότητες. Οποιοδήποτε σημείο και να κοιτάξει, θα ”αναβοσβήνει” σε αυτές τις συχνότητες λόγω οπτικών αντανακλάσεων. Ωστόσο περιμένουμε πως στο παραγόμενο σήμα δεν θα ξεχωρίζει κάποια από τις συχνότητες τόσο όσο στην περίπτωση που ο χρήστης κοιτούσε μια από τις ΕΟΔ, συνεπώς, ιδανικά, ο δείκτης confidence θα προσεγγίζει το 0.

5.3 Online BCI διεπαφή

5.3.1 Περιγραφή Συστήματος

Η online BCI διεπαφή που υλοποιήσαμε χαρακτηρίζεται ως ασύγχρονη [1](#), καθώς ο χρήστης ελέγχει το πότε θα κοιτάξει κάποια οπτική διέγερση, χωρίς να του το υπαγορεύει το σύστημα. Η υλοποίηση έγινε δημιουργώντας threads-agents οι οποίοι επιτελούν διαφορετικές λειτουργίες και ανταλλάσσουν δεδομένα μεταξύ τους μέσω δομών που ονομάζονται ”ουρές” (message queue). Συγκεκριμένα τους agents αποτελούν ο Reader(), που που διαβάζει τα πακέτα δεδομένων από το EPOC, ο Plotter(), που όταν είναι ενεργοποιημένος εμφανίζει την γραφική διεπαφή για την οπτικοποίηση των σημάτων, ο Classifier() ο οποίος είναι υπεύθυνος για την υλοποίηση των αλγορίθμων ταξινόμησης που υλοποιήθηκαν στην προηγούμενη ενότητα, και ο Commander() ο οποίος λαμβάνει το αποτέλεσμα της ταξινόμησης και το μετασχηματίζει σε χρήσιμες εντολές για την εκτέλεση μιας διαδικασίας όπως η κίνηση του δείκτη του ποντικιού, το πάτημα συγκεκριμένων πλήκτρων. Όσον αφορά την διαδικασία, δημιουργήθηκε ο MazeApp(), ο οποίος υλοποιεί ένα παιχνίδι λαβυρίνθου, στο οποίο ο χρήστης πρέπει να μετακινήσει τον χαρακτήρα του προς τον στόχο, χρησιμοποιώντας τις κατάλληλες εντολές. Τέλος, η Memory δεν είναι τίποτα άλλο, παρά μια ουρά Last In First Out, η οποία καταχωρεί το ιστορικό των εντολών που πάρθηκαν.



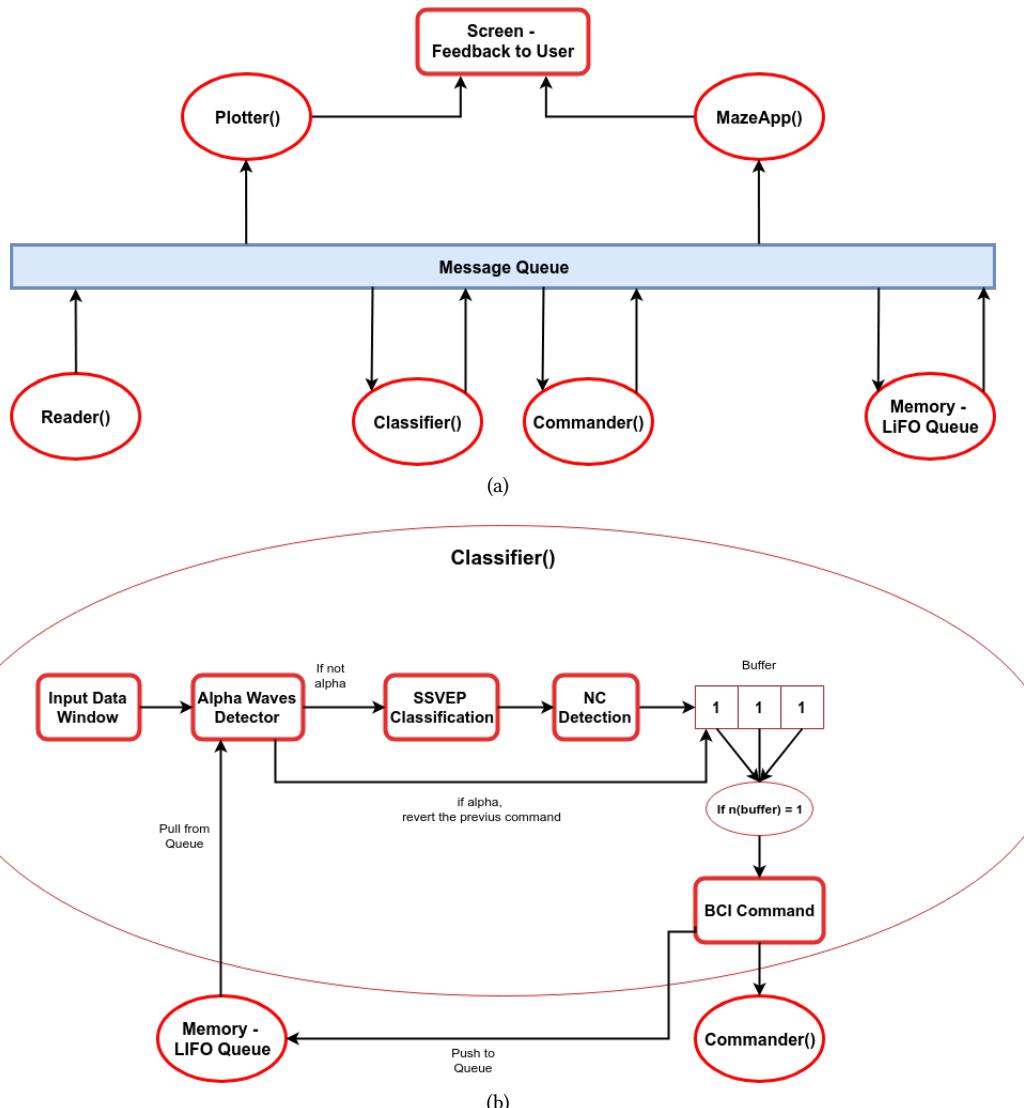
Σχήμα 5.19: a) Το γενικό διάγραμμα λειτουργίας της online BCI διεπαφής, b) το απλό παιχνίδι λαβυρίνθου στο οποίο ο χρήστης έπρεπε να κατευθύνει το avatar του (pacman) προς το πράσινο άστρο.

Το avatar μπορεί να κινηθεί ελεύθερα και προς τις τέσσερις δυνατές κατευθύνσεις, συνεπώς αντιστοιχίζουμε καθεμία από τις οπτικές διεγέρσεις, σε μια κατεύθυνση. Επιπλέον προσθέσαμε μια ακόμα εντολή, της οποίας η λειτουργία είναι να αναιρεί την προηγούμενη εντολή που πάρθηκε. Καθώς όμως δεν είχαμε πέμπτη ΕΟΔ για να αντιστοιχίζουμε αυτή την εντολή, χρησιμοποιήσαμε την ανίχνευση άλφα κυμάτων. Επιλέχθηκαν τα άλφα κύματα επειδή είναι κύματα τα οποία μπορούν να παραχθούν πολύ εύκολα από την πλειοψηφία των χρηστών, κλείνοντας απλά τα μάτια τους, και επίσης είναι σχετικά εύκολη η αναγνώρισή τους. Μια σκέψη είναι πως η ανίχνευση τους μπορεί να πραγματοποιηθεί από τους αλγορίθμους που περιγράψαμε για τα SSVEP σήματα, καθώς μπορούμε να θεωρήσουμε πως είναι SSVEP σήματα που προκλήθηκαν από μια ΕΟΔ συχνότητας $10 - 11\text{Hz}$. Ένας άλλος απλούστερος τρόπος, ο οποίος έδωσε και καλύτερα αποτελέσματα, είναι η μέτρηση της συνολικής

ενέργειας στην ζώνη 10-12Hz, και ο ορισμός ενός κατωφλιού $Alpha_{thr}$, πάνω από το οποίο θα θεωρούμε πως ο χρήστης έχει κλειστά τα μάτια του. Και με τους δύο τρόπους θα πρέπει να γνωρίζουμε εκ των προτέρων είτε την άλφα συχνότητα κάθε χρήστη, είτε την μέση ισχύ των άλφα κυμάτων του, πράγμα το οποίο απαιτεί ένα επιπλέον στάδιο (calibration stage) κατά την online λειτουργία.

Μια άλλη παράμετρος η οποία πρέπει να ρυθμιστεί είναι το πόσο συχνά λαμβάνεται απόφαση από το σύστημα, το οποίο καθορίζεται από το μέγεθος του παραθύρου το οποίο θα επεξεργαζόμαστε και το οποίο αντιστοιχεί στην διάρκεια του κάθε epoch της offline ανάλυσης. Η επιλογή χρονικού παραθύρου επηρεάζει την ακρίβεια του αλγορίθμου, καθώς και τον ITR , που αποτελεί συνάρτηση αυτών των δύο. Η εύρεση ισορροπίας μεταξύ A_c και ITR εξαρτάται από τον στόχο που έχει θέσει κάθε έρευνα, όπως θίξαμε και στο κεφάλαιο 4.

Τέλος, μπορούμε να ελέγξουμε την συχνότητα των λανθασμένων εντολών (misclassification rate) ρυθμίζοντας τον `Classifier()`, να στέλνει την τελική εντολή, μόνο όταν αυτή εμφανιστεί k συνεχόμενες φορές. Επιπλέον μπορούμε να ελέγξουμε τον ρυθμό των NC false positives, ρυθμίζοντας ανάλογα το κατώφλι NC_{thr} . Όσο μεγαλύτερες αυτές οι δύο τιμές, τόσο μεγαλύτερη θα είναι η ακρίβεια, αλλά και τόσο περισσότερο θα καθυστερεί να πάρει απόφαση το σύστημα.



Σχήμα 5.20: a) Το διάγραμμα λειτουργίας των threads-agents που αποτελούν την online διεπαφή, και b) Το διάγραμμα λειτουργίας του agent Classifier(), και η σχέση του με την Memory η οποία κρατάει ιστορικό των προηγούμενων εντολών, και τον Commander() που παίρνει το αποτέλεσμα της ταξινόμησης και το μετατρέπει σε εντολή. Συμβολίζουμε με $n(\cdot)$ το πλήθος των μοναδικών στοιχείων ενός συνόλου.

Κεφάλαιο 6

Πειραματικά Αποτελέσματα

6.1 Αποτελέσματα Offline ανάλυσης

6.1.1 Μεθοδολογία Εξαγωγής Αποτελεσμάτων

Όπως αναφέραμε και στην υποενότητα 5.2.2, 2 άτομα συμμετείχαν στην καταγραφή των δεδομένων, και καθένα από αυτά πήρε μέρος σε 4 διαφορετικές συνεδρίες. Ο λόγος που χρειάστηκαν τόσες, ήταν για να δοκιμάσουμε διαφορετικές παραμέτρους όσον αφορά την ΕΟΔ. Συγκεκριμένα, πειραματιστήκαμε με δύο διαφορετικές τιμές duty cycle (50%, 75%) καθώς και δύο διαφορετικές ομάδες συχνοτήτων. Η πρώτη ομάδα είναι $F_{low} = [6Hz, 7Hz, 8Hz, 9Hz]$, και η δεύτερη $F_{mid} = [12Hz, 13Hz, 14Hz, 15Hz]$.

Τα είδη των αλγορίθμων με τους οποίους θα πειραματιστούμε είναι δύο. Αυτοί που δεν χρειάζονται δεδομένα εκπαίδευσης (PSD, PSD-GM, CCA) και αυτοί που χρειάζονται (PSD-PCA-MLR-kNN). Για την αξιολόγηση του αλγορίθμου της δεύτερης κατηγορίας, χρησιμοποιήσαμε leave-one-out cross validation (loocv), δηλαδή για κάθε δείγμα κρατούσαμε αυτό ως δείγμα δοκιμής (test data) και το ταξινομούσαμε χρησιμοποιώντας το εκάστοτε μοντέλο που εκπαιδεύαμε με βάση τα εναπομείναντα δείγματα (train data).

Μια άλλη παράμετρος για την οποία θα παρουσιάσουμε αποτελέσματα είναι το μέγεθος του κάθε epoch στο οποίο εφαρμόζεται ο εκάστοτε αλγόριθμος. Επιπλέον θα σχολιάσουμε την ικανότητα του συστήματος μας να ανιχνεύει την NC κατάσταση, παρουσιάζοντας τα confidence score διαφόρων περιπτώσεων, και καταλήγοντας σε ένα βέλτιστο κατώφλι Thr_{NC}

Αρχικά θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα για κάθε μία από τις τέσσερις συνεδρίες προκειμένου να καταλήξουμε στην βέλτιστη επιλογή συχνοτήτων και duty cycle. Στην συνέχεια θα παρουσιάσουμε την συνολική πιστότητα του συστήματος αλλά και τους αντίστοιχους ITR, για διάφορα χρονικά παράθυρα, μόνο για τις εντολές IC (Intentional Control) και χωρίς να συμπεριλαμβάνουμε την NC, καθώς αυτός είναι και ο τρόπος που παρουσιάζονται γενικά τα αποτελέσματα σε παρόμοιες εργασίες. Έπειτα, θα ασχοληθούμε με την NC κατάσταση, όπου θα προσπαθήσουμε να βρούμε

το κατάλληλο κατώφλι Thr_{NC} , και θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα των μεθόδων, με τον ίδιο τρόπο που έγινε για τις IC. Τέλος, θα μελετήσουμε τα κύματα áλφα, το πως θα γίνεται η ανίχνευση τους, και τα ποσοστά ταξινόμησης τους.

6.1.2 Επιλογή συχνοτήτων και duty cycle (d.c), για χρονικό παράθυρο t=5sec

Έπειτα από σχολαστική ανασκόπηση της βιβλιογραφίας, παρατηρήσαμε πως σχεδόν πάντα το ποσοστό επιτυχίας μιας μεθόδου, βελτιώνεται όσο αυξάνεται το παράθυρο υπολογισμού (διάρκεια epoch). Γι' αυτό το λόγο, θα παρουσιάσουμε τα συνολικά αποτελέσματα και για τις 4 συνεδρίες κάθε ατόμου, για $t = 5sec$, έτσι ώστε να επιλέξουμε αρχικά τις βέλτιστες συχνότητες και τιμές duty cycle, για τον καθένα, όντας σχεδόν σίγουροι πως η επιλογή μας δεν θα áλλαξε αν ελέγχαμε μικρότερα χρονικά παράθυρα.

		Χρήστης S1							
		F_{low}				F_{mid}			
		50%		75%		50%		75%	
		A_c	ITR	A_c	ITR	A_c	ITR	A_c	ITR
PSD		0.7625	9.99	0.8125	12.079	0.7125	8.14	0.7625	9.99
PSD-GM		0.8375	13.22	0.85	13.82	0.825	12.64	0.7875	11.00
CCA		0.875	15.09	0.90	16.47	0.85	13.82	0.7625	9.99
PSD-PCA-MLR-kNN		0.8375	13.22	0.9125	17.19	0.8	11.53	0.8	11.53
mean		0.825	12.88	0.87	15.49	0.80	11.53	0.77	10.63

		Χρήστης S2							
		F_{low}				F_{mid}			
		50%		75%		50%		75%	
		A_c	ITR	A_c	ITR	A_c	ITR	A_c	ITR
PSD		0.6625	6.51	0.8375	13.22	0.7875	11.00	0.475	2.03
PSD-GM		0.7125	8.14	0.8125	12.07	0.7625	9.99	0.5125	2.73
CCA		0.8125	12.07	0.8875	15.77	0.8375	13.22	0.65	6.13
PSD-PCA-MLR-kNN		0.8125	12.07	0.85	13.82	0.7875	11.00	0.5875	4.42
mean		0.75	9.70	0.846	13.72	0.793	11.30	0.556	3.83

Πίνακας 6.1: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα πιστότητας A_c και ρυθμού $ITR(bits/min)$ κάθε χρήστη, για κάθε συνδυασμό συχνοτήτων (F_{low}, F_{mid}), duty cycle (50%, 75%), και μεθόδων που δοκιμάστηκαν, για χρονικό παράθυρο t=5sec

Στον πίνακα 6.1, παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα για το πρόβλημα της ταξινόμησης των SSVEP στις τέσσερις κλάσεις, χωρίς να συμπεριλαμβάνουμε τις καταστάσεις NC και "κλειστά μάτια" (alpha κύματα). Για τις δύο διαφορετικές παραμέτρους ΕΟΔ που δοκιμάσαμε (duty cycle, συχνότητες) έχουμε να πούμε τα εξής. Είναι γεγονός, πως μεταξύ καθεμίας από τις τέσσερις συνεδρίες παρεμβάλλονταν αρκετές ώρες οι και μέρες, δηλαδή η κατάσταση του κάθε χρήστη διέφερε αρκετά. Συνεπώς, για να είμαστε απόλυτα σίγουροι πως αυτές οι αλλαγές που παρατηρούμε στις επιδόσεις, ευθύνονται στις διαφορετικές επιλογές duty cycle και συχνοτήτων, θα έπρεπε οι συνεδρίες να γίνουν τουλάχιστον την ίδια μέρα και διαδοχικά. Ωστόσο, παρατηρούμε μια συνέπεια και στους δύο χρήστες, όσον αφορά το γεγονός πως η χρήση χαμηλότερου d.c ευνοεί τις υψηλότερες συχνότητες, και αντίστροφα. Η παρατήρηση αυτή συμβαδίζει με τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στην δημοσίευση [35] όπου φάνηκε πως το

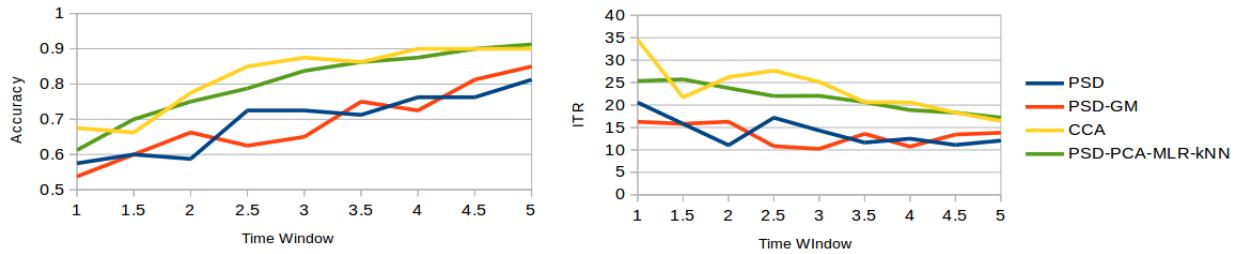
πλάτος των SSVEP σημάτων που αντιστοιχούσαν σε ΕΟΔ με συχνότητα 13Hz, ήταν μέγιστο για duty cycle 30%, ενώ για συχνότητα 7Hz, το μέγιστο πλάτος παράχθηκε όταν χρησιμοποιήθηκε duty cycle 75%.

Τέλος, πρέπει να αναφέρουμε και τις παραμέτρους των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν για τα παραπάνω αποτελέσματα. Για την PSD-GM, χρησιμοποιήσαμε τα πρώτα $k = 20$ peaks του φάσματος για το κανάλι O1, και σε κάθε Gm_i συνάρτηση, θέσαμε $N_h = 3$, $a_{ih} = 1/N_h$ και $\sigma_{ih} = 0.1 * h$ για $h = 1, 2, 3$. Για την CCA, όμοια θέσαμε $N_h = 3$, και χρησιμοποιήσαμε και τα τέσσερα κανάλια O1, O2, P7, P8. Στην συνδυαστική μέθοδο PSD-PCA-MLR-kNN, αρχικά χρησιμοποιήσαμε τα PSD σήματα των O1,O2. Για την PCA, ορίσαμε να κρατάει τις συνιστώσες που είναι υπεύθυνες για το 80% του συνολικού variance, καθώς για μεγαλύτερες τιμές, γινόταν overfitting με αποτέλεσμα να μειώνεται η επίδοση, και για τον kNN χρησιμοποιήσαμε $k = 5$ γείτονες.

Τελικώς, επιλέχθηκαν να μελετηθούν περαιτέρω, τα δεδομένα των συνεδριών που αντιστοιχούσαν στις συχνότητες F_{low} με duty cycle 75%, καθώς αυτά παρουσίασαν τα υψηλότερα ποσοστά πιστότητας, και για τους δύο χρήστες

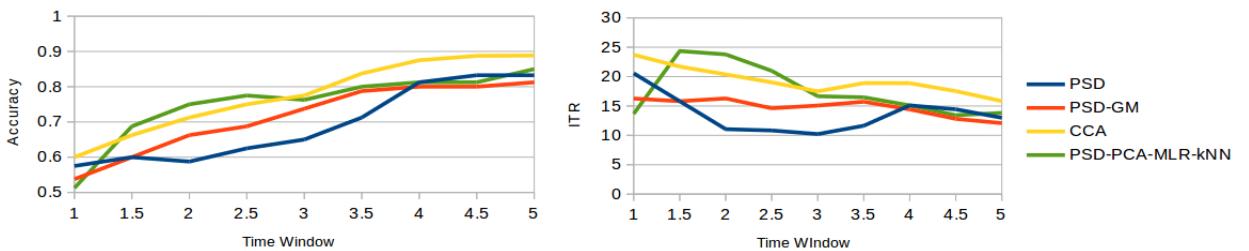
6.1.3 Αποτελέσματα για IC, t=1-5sec

Χρήστης S1 (IC)



Σχήμα 6.1: Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S1, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου

Χρήστης S2 (IC)



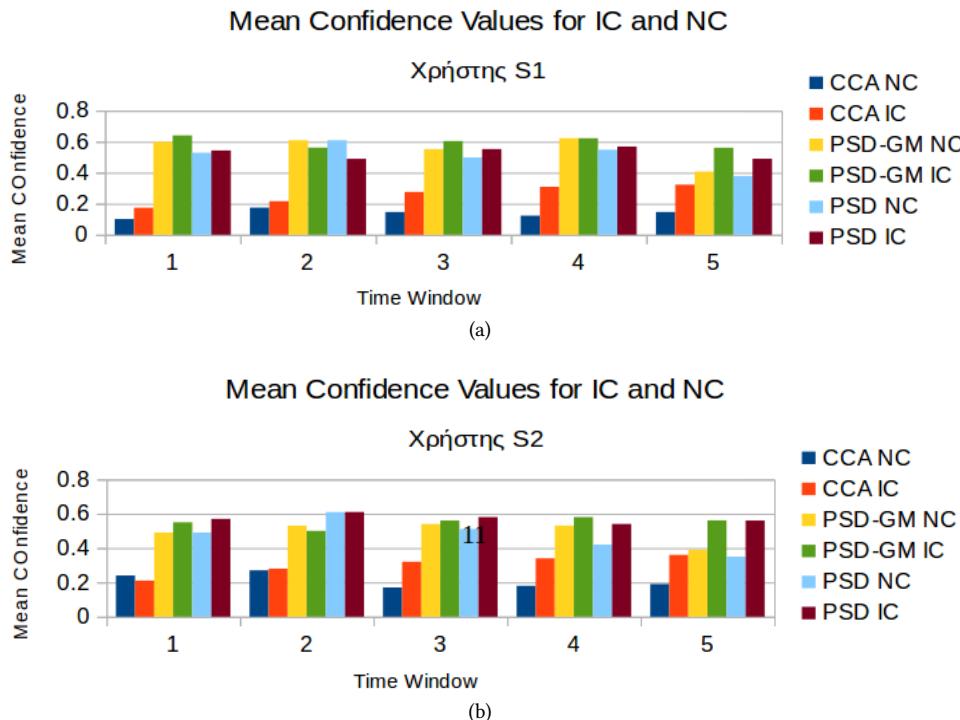
Σχήμα 6.2: Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S2, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου

Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στις εικόνες 6.1 6.2, είναι σαφώς πολύ ικανοποιητικά. Για παράθυρα μεγαλύτερα των 3sec και οι δύο χρήστες πέτυχαν ποσοστά

πιστότητας μεγαλύτερα του 70%, το οποίο το ελάχιστο αποδεκτό ποσοστό πιστότητας για μια BCI διεπαφή, έτσι ώστε θεωρείται ένας αξιόπιστος δίαυλος επικοινωνίας μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή [38]. Η μέθοδος CCA και η συνδυαστική μέθοδος είχαν τις καλύτερες επιδόσεις, και αρκετά παρόμοιες μεταξύ τους, ενώ η PSD-GM υπερτερούσε της απλής PSD στην πλειοψηφία των περιπτώσεων. Πιο συγκεκριμένα, ο χρήστης S1 παρουσίασε μέγιστη πιστότητα 91.25% με ITR 17.19 bits/min για την συνδυαστική μέθοδο και παράθυρο 5sec, ενώ ο χρήστης S2, 88.75% με ITR 17.52 bits/min για την CCA και παράθυρο 4sec. Γενικά παρατηρούμε πως για μικρότερα παράθυρα, έχουμε αρκετά υψηλότερους ρυθμούς ITR, ωστόσο, όπως αναφέραμε και στο κεφάλαιο 4, θεωρήσαμε σημαντικότερη την μεγιστοποίηση της πιστότητας παρά του ITR.

6.1.4 Αποτελέσματα για IC και NC, t=1-5sec

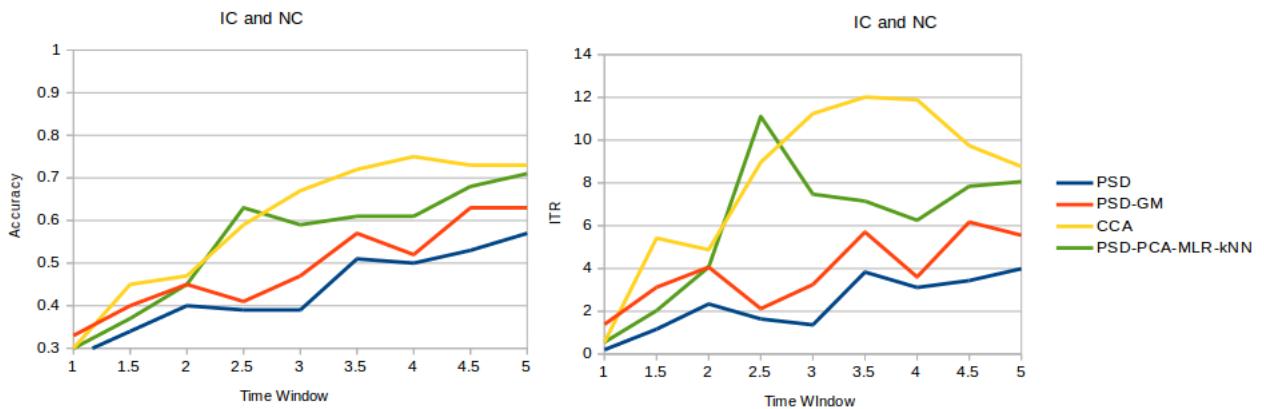
Σε αυτό το σημείο θα εξετάσουμε αν ο δείκτης *confidence* που παρουσιάστηκε στην ενότητα 5.2.6.1, είναι ικανό κριτήριο για να διαχωρίσουμε την NC εντολή από τις IC, ορίζοντας ένα κατάλληλο κατώφλι NC_{thr} . Για αυτό το λόγο υπολογίσαμε την μέση τιμή του *confidence* για την εντολή NC, και τις IC, ξεχωριστά για κάθε μία από τις μεθόδους CCA και PSD-GM. Στο διάγραμμα τις εικόνας 6.3, παρατηρούμε πολύ όμοια συμπεριφορά της κάθε μεθόδου μεταξύ και των δύο χρηστών. Μπορούμε να συμπεράνουμε πως το *confidence* δεν είναι ικανό κριτήριο διαχωρισμού όσον αφορά τις PSD και PSD-GM. Αντιθέτως, για τον CCA, και για χρονικά παράθυρα μεγαλύτερα των 2sec, υπάρχει σαφής διαχωρισμός μεταξύ των δύο κατηγοριών, συνεπώς θέτοντας για τον S1 $NC_{S1_{thr}} = 0.2$, και για τον S2 $NC_{S2_{thr}} = 0.25$, περιμένουμε να μπορέσουμε να ταξινομήσουμε, ικανοποιητικά, και τα NC σήματα.



Σχήμα 6.3: Οι μέσες τιμές *confidence* των εντολών NC και IC για κάθε μέθοδο και κάθε χρήστη.

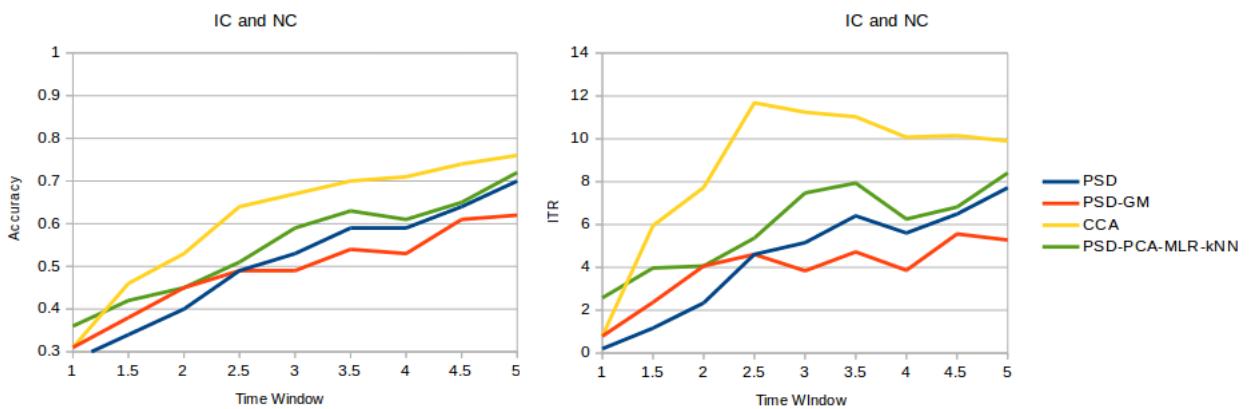
Στα διαγράμματα των εικόνων 6.4 και 6.5, φαίνονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης για τους δύο χρήστες, όπου έχει συμπεριληφθεί και η αναγνώριση της εντολής NC. Παρατηρούμε αισθητή μείωση της συνολικής πιστότητας του συστήματος. Όπως αναμενόταν, οι PSD και PSD-GM μέθοδοι, δεν απέδωσαν καλά, και για τούς δύο χρήστες, σε αντίθεση με τον CCA, όπου για $t=4$ sec, επιτεύχθηκε πιστότητα 75% με ITR 12.01 bits/min για τον S1, και για $t=5$ sec, 76% με ITR 9.89 bits/min για τον S2. Τέλος, η συνδυαστική μέθοδος PSD-PCA-MLR-kNN, ήταν η μόνη που δεν βασιζόταν στον δείκτη confidence, και δεν είχε την αντίστοιχη επιτυχία που είχε στην ταξινόμηση των IC σημάτων στην προηγούμενη παράγραφο. Όπως έχουμε αναφέρει και προηγουμένως, το ελάχιστο αποδεκτό ποσοστό πιστότητας για μια BCI διεπαφή είναι το 70%, συνεπώς η μέθοδος που θα δοκιμαστεί για το online σκέλος της διεπαφής, θα είναι η CCA.

Χρήστης S1 (IC + NC)



Σχήμα 6.4: Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S1, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου, όπου έχει συμπεριληφθεί και η αναγνώριση της εντολής NC.

Χρήστης S2 (IC + NC)



Σχήμα 6.5: Οι καμπύλες πιστότητας και ITR, του χρήστη S2, για διαφορετικές τιμές χρονικού παραθύρου, όπου έχει συμπεριληφθεί και η αναγνώριση της εντολής NC.

Τέλος, σχετικά με την NC εντολή, αξίζει να αναφερθούμε και στον ρυθμό των false positives (FPR). Η αλήθεια είναι πως τα ποσοστά ταξινόμησης που παρουσιάστηκαν προηγουμένως δεν αντιπροσωπεύουν την πλήρη εικόνα των αποτελεσμάτων. Ανάλογα με την κρισιμότητά της διεργασίας που επιτελείται μέσω της online διεπαφής,

ο χρήστης έχει δύο βασικές απαιτήσεις, α) πολύ μικρό FPR, δηλαδή το σύστημα να μην παράγει κάποια έξοδο όταν ο χρήστης δεν το χρησιμοποιεί και β) Το σύστημα να ανιχνεύει με ψηλό ποσοστό επιτυχίας τις υπόλοιπες εντολές (SSVEP), δηλαδή χαμηλό missclassification rate για τις IC εντολές. Ιδανικά, αν για μια εντολή, πρόκειται να συμβεί κάποιο missclassification, θα θέλαμε αυτή να ανιχνευτεί ως NC, έτσι ώστε το σύστημα απλά να μείνει αδρανές. Προκειμένου να ελέγχουμε κατά πόσο ικανοποιούνται αυτές οι απαιτήσεις, από την μέθοδο που απέδωσε καλύτερα στην ταξινόμηση των IC και NC εντολών για τον χρήστη S1 (CCA), παραθέτουμε τον Πίνακα Σύγχυσης (Confusion Matrix) 6.2, για χρονικό παράθυρο t=4sec.

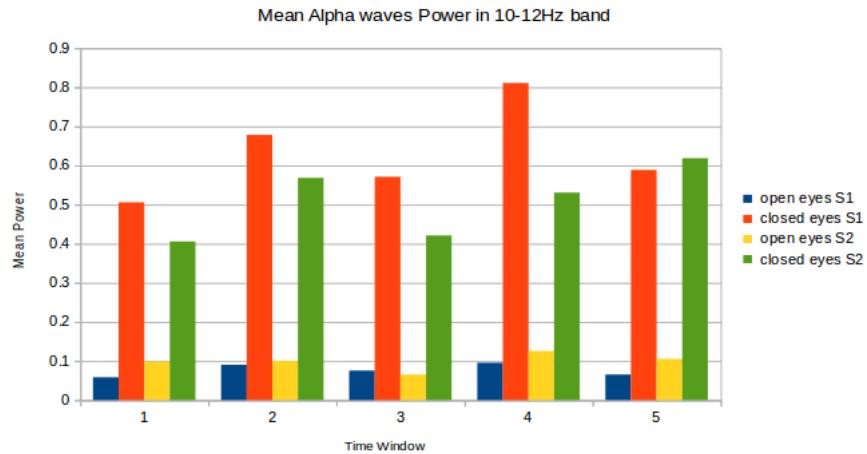
Decision \ Intention	f_1	f_2	f_3	f_4	NC
f_1	14	0	0	0	0
f_2	0	15	0	0	0
f_3	0	0	15	0	0
f_4	0	0	0	12	1
NC	6	5	5	8	19

Πίνακας 6.2: Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix) της ταξινόμησης IC και NC σημάτων, για τον χρήστη S1 για χρονικό παράθυρο t=4sec.

Όπως φαίνεται, παρά σχετικά χαμηλό συνολικό accuracy (75%), έχουμε false positive rate 5% και missclassification rate 0%, μεταξύ των IC εντολών (f_1, f_2, f_3, f_4), συνεπώς ο CCA είναι κατάλληλος για την υλοποίηση μια αξιόπιστης online BCI εφαρμογής. Τέλος να αναφέρουμε πως θα μπορούσαμε να εξαλείψουμε εντελώς τα false positives, αν αυξάναμε το κατώφλι NC_{thr} , ωστόσο, θα μειωνόταν σημαντικά η συνολική πιστότητα, και το σύστημα θα γινόταν αρκετά αργό και δύσκολο στην χρήση.

6.1.5 Αποτελέσματα για κύματα Άλφα, t=1-5sec

Το τελευταίο στάδιο πριν περάσουμε στην αξιολόγηση της online διεπαφής, είναι να υλοποιήσουμε και την μέθοδο ανίχνευσης άλφα κυμάτων, επιτρέποντας να προσθέσουμε μια ακόμα εντολή στην διεπαφή. Όπως αναφέραμε και στην ενότητα 5.3, θα θεωρούμε πως ο χρήστης παράγει άλφα κύματα (κλειστά μάτια), όταν η μέση ενέργειά τους, υπερβαίνει ένα προκαθορισμένο κατώφλι $Alpha_{thr}$. Προς αυτή την κατεύθυνση, στην εικόνα 6.6, παρουσιάζουμε και για τους δύο χρήστες, την μέση τιμή της ενέργειας στην ζώνη συχνοτήτων 10-12Hz, για ανοιχτά και κλειστά μάτια.



Σχήμα 6.6: Μέση τιμή της ενέργειας στην ζώνη 10-12Hz, των epoch που αντιστοιχούν σε ανοιχτά και κλειστά μάτια, για κάθε χρήστη και για διαφορετικά χρονικά παράθυρα.

Όπως είναι αντιληπτό, η μέση ενέργεια στην ζώνη 10-12Hz αποτελεί ένα πολύ καλό κριτήριο διαχωρισμού των δύο αυτών καταστάσεων, και επιλέγοντας κατώφλι $Alpha_{thr} = 0.25$, πετύχαμε ποσοστό επιτυχίας 98.125% και 96.875% για τους S1 και S2, αντίστοιχα. Εδώ να αναφέρουμε, σύμφωνα με το πρωτόκολλο καταγραφής, σε κάθε συνεδρία έχουμε 120 epochs, από τα οποία μόνο τα 20 αντιστοιχούν σε κλειστά μάτια, ενώ τα υπόλοιπα 100 σε ανοιχτά. Προκειμένου να κάνουμε ισοστάθμιση των δύο συνόλων, συμπεριλάβαμε epochs κλειστών ματιών, και από τις υπόλοιπες 3 συνεδρίες που είχαμε αρχικά απορρίψει για τον καθέναν. Συνεπώς τελικά είχαμε 80 epochs για κλειστά μάτια, και από την επιλεγμένη συνεδρία κάθε χρήστη, κρατήσαμε και 80 για ανοιχτά.

Παρατήρηση

Μετά και την προσθήκη της εντολής των κλειστών ματιών, πλέον έχουμε 5 Intentional Control (IC) εντολές (αντί για 4), και καθώς το ποσοστό αναγνώρισης των alpha κυμάτων είναι σχεδόν 100%, επηρεάζει προς τα πάνω και την συνολική πιστότητα του συστήματος. Συνεπώς στην πράξη, ο ITR του online συστήματος, θα είναι υψηλότερος, σε σχέση με την περίπτωση των τεσσάρων IC.

6.2 Αξιολόγηση Online διεπαφής

Έπειτα από την offline ανάλυση, είναι ξεκάθαρο πως η απόδοση του CCA, αν και δεν ήταν η καλύτερη σε όλες τις περιπτώσεις, παρουσίασε την μεγαλύτερη σταθερότητα, και επίσης ήταν η μόνη μέθοδος που αναγνώριζε την NC εντολή με αποδεκτή αξιοπιστία. Η συνδυαστική μέθοδος PSD-PCA-MLR-kNN, έδωσε πολύ παρόμοια αποτελέσματα στην ταξινόμηση των IC σημάτων, χωρίς την αντίστοιχη επιτυχία όμως όταν λάβαμε υπόψιν μας και την NC. Επιπλέον, η συνδυαστική μέθοδος είναι πολύ πιο υπολογιστικά ακριβή από την CCA, καθώς και λιγότερο ευέλικτη, αφού χρειάζεται πρώτα ένα στάδιο εκπαίδευσης. Λαμβάνοντας υπόψιν μας τα παραπάνω, καθώς και το γεγονός πως δεν επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα από την CCA, μας οδήγησε στην μη χρήση της στο online σκέλος της διεπαφής.

Όπως αναφέρθηκε και στο κεφάλαιο 3, η χρήση της μετρικής ITR δεν αποτελεί έγκυρο τρόπο αξιολόγησης ενός ασύγχρονου (ή ενός constantly engaged) συστήματος πραγματικού χρόνου όπως αυτό που υλοποιήσαμε. Συνεπώς, σύμφωνα με την δημοσίευση, [85], ως μέτρο επίδοσης της διεπαφής μας, ορίσαμε τον χρόνο που απαιτείται για την ολοκλήρωση μιας συγκεκριμένης διαδικασίας από τον χρήστη, όπως η εύρεση του σωστού μονοπατιού σε έναν λαβύρινθο.

Στον πίνακα που ακολουθεί, παρουσιάζονται οι επιδόσεις κάθε χρήστη, για δύο εκδοχές του συστήματος, μια ασύγχρονη που περιλαμβανε την εντολή NC, και μία constantly engaged, χωρίς την δυνατότητα χρήστης της NC. Επιπλέον, καταγράψαμε το πλήθος των φορών που χρειάστηκε να γίνει αναίρεση κάποιας εντολής, καθώς και μια βαθμολογία που έδωσε ο κάθε χρήστης στο σύστημα, σχετικά με την ευκολία της χρήσης του (άριστα το 5).

	Asynchronous			constantly engaged		
	Time (sec)	Undo Commands	Rating	Time (sec)	Undo Commands	Rating
S1	143	0	5	74	1	4
S2	161	2	4	104	4	2
mean	152	1	4.5	89	2.5	3

Πίνακας 6.3: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα των χρόνων περάτωσης της πλοήγησης μέσα στον εικονικό λαβύρινθο, των εντολών αναίρεσης (κλειστά μάτια), καθώς και της βαθμολόγησης του συστήματος (άριστα το 5)

Οι παράμετροι του συστήματος που χρησιμοποιήθηκαν για κάθε χρήστη, είναι:

- **Χρήστης S1**

- Χρονικό παράθυρο : $t_w = 4sec$
- Υπολογισμός κάθε : $t_r = 0.5sec$
- Επικάλυψη μεταξύ παραθύρων : $ov = (t_w - t_r)/t_w = 75\%$
- Μέγεθος buffer εντολών (5.20b) : $k = 3$

- **Χρήστης S2**

- Χρονικό παράθυρο : $t_w = 4sec$
- Υπολογισμός κάθε : $t_r = 0.5sec$
- Επικάλυψη μεταξύ παραθύρων : $ov = (t_w - t_r)/t_w = 90\%$
- Μέγεθος buffer εντολών (5.20b) : $k = 4$

Σε μια προσπάθεια αξιολόγησης των παραπάνω χρόνων, θα προσπαθήσουμε να υπολογίσουμε τον ελάχιστο χρόνο ολοκλήρωσης της διαδικασίας κάτω από ιδανικές συνθήκες. Αυτός ο υπολογισμός είναι δυνατός μόνο για την περίπτωση του constantly engaged συστήματος, καθώς στο ασύγχρονο, η ύπαρξη της εντολής NC καθιστά τον υπολογισμό πολύ δύσκολο. Αρχικά υπολογίσαμε πως χρειάζονται 35 κινήσεις για να πάει το pacman στον στόχο. Για τον χρήστη S1, θεωρώντας πως έχουμε 100% πιστότητα ταξινόμησης, τότε χρειάζονται $k \cdot t_r$ δευτερόλεπτα για κάθε μια εντολή, συνεπώς περίπου 52.5 δευτερόλεπτα συνολικά, ενώ αντίστοιχα για τον χρήστη S2, 70 δευτερόλεπτα. Δεδομένου τώρα πως το ποσοστό της offline ταξινόμησης για $t_w = 4sec$, δεν

ήταν 100% αλλά 90% (μόνο για τις IC), και ότι επίδοση των χρηστών κατά τις δοκιμές του online συστήματος μπορεί να είναι σημαντικά μικρότερη από αυτήν των offline δοκιμών, [55] [85], τα 86 και 92 δευτερόλεπτα που χρειάστηκαν οι χρήστης S1 και S2 αντίστοιχα, είναι αρκετά καλοί χρόνοι.

6.3 Γενικό Συμπέρασμα

Τα παραπάνω προκαταρκτικά αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν, καθιστούν σαφές πως ο Ερος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση SSVEP σημάτων, καθώς και για την υλοποίηση απλών online διεπαφών.

Μια παρατήρηση είναι πως σε αντίθεση με τον χρήστη S2, ο χρήστης S1 είχε περισσότερη εμπειρία στην χρήση διεπαφών SSVEP. Ίσως αυτός είναι και ο λόγος που ο S1 πέτυχε τα καλύτερα αποτελέσματα, σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις. Παρά το ότι γενικά δεν απαιτείται εκπαίδευση για την παραγωγή των SSVEPs, είναι γεγονός, πως ένας πιο έμπειρος χρήστης μπορεί να διαχειριστεί καλύτερα την κούραση που ίσως προκύψει κοιτώντας τις ΕΟΔ, καθώς επίσης έχει καλύτερο έλεγχο και συγκέντρωση κατά την διάρκεια της καταγραφής. Αυτό ίσως μπορεί να φανεί από τα αποτελέσματα του χρήστη S2 για τις συχνότητες F_{mid} 6.1. Για d.c 75% τα αποτελέσματα είναι σημαντικά χαμηλότερα σε σχέση με αυτά που αντιστοιχούν σε d.c 50%. Αυτή η διαφορά δεν μπορεί να αποδοθεί μόνο στο duty cycle, καθώς στην βιβλιογραφία δεν έχει αναφερθεί σε καμιά περίπτωση πως επηρεάζει τόσο σημαντικά τις επιδόσεις του συστήματος. Συνεπώς είναι πιθανόν ο χρήστης S2 να κουράστηκε και να μην ήταν συγκεντρωμένος κατά την διάρκεια της καταγραφής.

Τέλος, όπως έχουμε αναφέρει, η σύγκριση μεταξύ δύο BCI διεπαφών, είναι δύσκολη, οι επιδόσεις του συστήματος μας συναγωνίζονται αυτές των δημοσιεύσεων [42][44] που περιγράψαμε στο κεφάλαιο 4. Αν και στην [44] αναφέρουν κατά μέσο όρο υψηλότερες ITR επιδόσεις, αυτό συμβαίνει επειδή διαχειρίζονται 6 IC εντολές, σε αντίθεση με τις 4 της εργασίας μας. Επιπλέον σε καμία από αυτές της εργασίες δεν έγινε δρομολόγηση του ζητήματος ανίχνευσης της NC κατάστασης, πρόβλημα το οποίο προσεγγίσαμε με σχετική επιτυχία για την CCA μέθοδο.

Κεφάλαιο 7

Σύνοψη - Μελλοντική Εργασία

7.1 Σύνοψη

Σε αυτή την διπλωματική εργασία, ασχοληθήκαμε με την μελέτη των οπτικών προκλητών δυναμικών σταθερής κατάστασης (SSVEP), και κατά πόσο μπορούμε να υλοποιήσουμε μια διεπαφή εγκεφαλου-υπολογιστή (BCI) βασισμένη σε αυτά τα δυναμικά, κάνοντας χρήση του εγκεφαλογράφου EPOC, ενός low-budget εγκεφαλογράφου σχεδιασμένο από την εταιρεία Emotiv, για την χρήση του σε non-critical εφαρμογές. Πέρα από τον εγκεφαλογράφο, προσπαθήσαμε να ρυθμίσουμε βέλτιστα όλα τα άλλα υποσυστήματα της διεπαφής, προκειμένου να αντισταθμίσουμε τα μέτριας ποιότητας σήματα που αναμέναμε να λάβουμε από τον Epos.

Αρχικά, έπρεπε να υλοποιήσουμε τον μηχανισμό παραγωγής των επαναλαμβανόμενων οπτικών διεγέρσεων (ΕΟΔ), με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι αξιόπιστος, και ευέλικτος προκειμένου να αλλάζουμε ξεχωριστά και εύκολα τις παραμέτρους της κάθε ΕΟΔ (συχνότητα, duty cycle). Παρότι, οι ΕΟΔ συνήθως δημιουργούνται προγραμματιστικά στην οθόνη ενός υπολογιστή, εναλλακτικοί τρόποι, όπως η χρήση LED, φαίνεται να προκαλούν ισχυρότερα SSVEP σήματα. Στην υποενότητα [5.1.3](#), περιγράψαμε αναλυτικά τον σχεδιασμό και την κατασκευή του μηχανισμού, ο οποίος περιλαμβάνει τέσσερις LED συστοιχίες, την βάση τους για την οθόνη του υπολογιστή, το κύκλωμα οδήγησής τους καθώς και το λογισμικό ελέγχου τους, μέσω του υπολογιστή.

Στην συνέχεια, προκειμένου να γίνει η offline καταγραφή των σημάτων, υλοποιήθηκε ένα πρωτόκολλο καταγραφής [5.2.3.1](#), το οποίο ακολουθήθηκε πιστά σε κάθε καταγραφή για κάθε άτομο, έτσι ώστε να εξαλειφθεί η όποια ασυνέπεια μεταξύ των πειραματικών δοκιμών. Ο σχεδιασμός του, έγινε με τέτοιον τρόπο, έτσι ώστε να προσομοιώνεται όσο τον δυνατόν καλύτερα η λειτουργία πραγματικού χρόνου (online), και περιλάμβανε τόσο ηχητικές, όσο και οπτικές ενδείξεις (cues), για να καταφέρει ο χρήστης να ολοκληρώσει με επιτυχία την διαδικασία.

Σε επόμενο στάδιο, παρουσιάσαμε τα αποτελέσματα αυτής της εργασίας, για δύο χρήστες, όπου ο ένας μόνο είχε πρότερη εμπειρία χρήσης ενός παρόμοιου συστήματος. Η μέθοδος CCA έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα και για τους δύο χρήστες, με μέση πιστότητα (Accuracy) 89% και ρυθμό ITR 19.05 bits/min. Επιπλέον, μελετήσαμε την δυνατότητα του συστήματος να ανιχνεύει την εντολή No Control (NC), δηλαδή

την κατάσταση στην οποία ο χρήστης δεν παρατηρεί κάποια ΕΟΔ. Και πάλι η CCA πέτυχε την υψηλότερη επίδοση (75.5% μέση πιστότητα με ITR 10.88 bits/sec) καθιστώντας την, την πιο κατάλληλη μέθοδο για την υλοποίηση του online σκέλους της διεπαφής. Τέλος, προκειμένου να αυξήσουμε τις εντολές που μπορεί να παράξει το online σύστημα, προσπαθήσαμε να διαχωρίσουμε τις καταστάσεις όπου ο χρήστης έχει ανοιχτά και κλειστά μάτια, πετυχαίνοντας μέσο ποσοστό πιστότητας 97.5% και για τους δύο χρήστες.

Για το online σκέλος υλοποιήσαμε δύο διεπαφές, μια asynchronous (συμπεριλαμβάνεται η NC) και μία constant-engaged (χωρίς NC). Οι δύο χρήστες κλήθηκαν να ολοκληρώσουν μια δοκιμασία πλοήγησης ενός avatar μέσα σε έναν λαβύρινθο. Οι τέσσερις δυνατές κατευθύνσεις αντιστοιχήθηκαν στις τέσσερις ΕΟΔ, ενώ όταν ο χρήστης έκλεινε τα μάτια του, γινόταν αναίρεση της προηγούμενης εντολής. Ο μέσος χρόνος ολοκλήρωσης της δοκιμασίας ήταν 152 ± 9 sec (asynchronous), και 89 ± 15 sec (constantly engaged). Λόγω της έλλειψης NC κατάστασης, στην constantly engaged διεπαφή, οι χρήστες χρειάστηκαν λιγότερο χρόνο για την ολοκλήρωση της δοκιμασίας, ωστόσο την περιέγραψαν ως περισσότερο πιεστική, δηλώνοντας την προτίμηση τους προς την asynchronous διεπαφή.

Τα πρώτα προκαταρκτικά αποτελέσματα που παρουσιάσαμε για αυτούς τους δύο χρήστες, επιβεβαίωσαν πως τα SSVEP σήματα μπορούν να παραχθούν εύκολα στον εγκέφαλο ενός χρήστη, χωρίς καθόλου εκπαίδευση από μέρος του, και έδειξαν πως ο EPOC μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την υλοποίηση BCI-SSVEP διεπαφών. Ωστόσο, η γενική ασυνέπεια που παρουσίαζε ο EPOC στην ποιότητα των σημάτων και της σύνδεσης, καθ' όλη την διάρκεια των offline και online καταγραφών, επηρέασε σημαντικά τα αποτελέσματα, και αποτέλεσε σημαντικό εμπόδιο στην λήψη περισσότερων δεδομένων, προκειμένου να πειραματιστούμε με περισσότερες παραμέτρους και να εξαχθούν πιο ασφαλή συμπεράσματα.

7.2 Μελλοντική Εργασία

7.2.1 Εγκεφαλογράφος

Παρότι ο EPOC δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα, οι διάφορες ασυνέπειες που παρουσιάζει τόσο όσον αφορά την ασταθή διάταξη των ηλεκτροδίων του, όσον και την ποιότητα των σημάτων του, θέτουν ένα άνω όριο όσον αφορά τις επιδόσεις του. Τα προβλήματα που μας παρουσιάστηκαν κατά την καταγραφή των σημάτων ήταν πάρα πολλά. Δεν ήταν λίγες οι φορές όπου προκειμένου να πετύχουμε καλή ποιότητα σήματος, περνούσε πολύ ώρα, καθιστώντας την καταγραφή των σημάτων μια επίπονη διαδικασία. Επιπλέον, σε δύο δοκιμές που κάναμε σε θηλυκούς χρήστες, δεν καταφέραμε να λάβουμε εγκεφαλικά σήματα λόγω των πυκνών μαλλιών, που εμπόδιζαν την επίτευξη καλής ποιότητας επαφής. Ακόμα όμως και όταν επιτυγχάναμε καλή ποιότητα επαφής (σύμφωνα με το quality που επιστρέφει ο erosc), αυτό δεν αντικατοπτριζόταν στα σήματα. Ενδεικτικά, στην εικόνα 5.5, στο a) σκέλος, ενώ τα Άλφα κύματα που καταγράφει το O1, είναι πολύ πιο ισχυρά και με μεγαλύτερο SNR, παρατηρούμε πως αυτό δεν αντικατοπτρίζεται στους δείκτες ποιότητας, καθώς το κανάλι O2 έχει πολύ καλύτερο δείκτη ποιότητας από το O1. Επιπλέον, δεν είναι καθόλου

σαφές, τι ακριβώς αντικατοπτρίζει αυτός ο δείκτης. Σύμφωνα με το τεχνικό επιτελείο της εταιρείας, το πράσινο χρώμα ενός ηλεκτροδίου, δηλώνει αντίσταση επαφής μικρότερη των $200\text{k}\Omega$, πράγμα το οποίο δεν είναι καθόλου ενθαρρυντικό αν σκεφτεί κανείς πως σε άλλα συστήματα, αντίσταση επαφής άνω των $20\text{k}\Omega$, θεωρείται άνω του επιτρεπτού ορίου για την σωστή καταγραφή EEG.

Ίσως να αξίζει να δοκιμαστούν και άλλοι low budget εγκεφαλογράφοι, όπως το EEG σύστημα που αναπτύχθηκε από την OpenBCI, που είναι μια εταιρεία ανοιχτού λογισμικού, η οποία κατασκευάζει ολοκληρωμένα συστήματα EEG (ενισχυτής, headset, ηλεκτρόδια). Το headset είναι εξολοκλήρου τυπωμένο σε 3D εκτυπωτή, και ο τρόπος με τον οποίο εφαρμόζει στο κρανίο, δεν αφήνει περιθώρια λάθους τοποθέτησης των ηλεκτροδίων. Όσον αφορά το κόστος πρέπει να ληφθεί υπόψιν η εξής παράμετρος. Στην οικονομική έκδοση του, το EPOC δεν παρέχει δυνατότητα λήψης των αρχικών εγκεφαλικών σημάτων (raw EEG), ενώ στην πλήρη έκδοσή του αυτή η δυνατότητα είναι περιορισμένη, καθώς απαιτείται μηνιαία συνδρομή. Συνεπώς, το σύστημα της OpenBCI παρότι κοστίζει λίγο παραπάνω, είναι οικονομικότερο σε βάθος χρόνου, ειδικά αν κάποιος συμπεριλάβει και την διαφορά ποιότητας μεταξύ τους, καθώς το σύστημα της OpenBCI μπορεί να συναγωνιστεί σε επιδόσεις διάσημους εγκεφαλογράφους ιατρικών προδιαγραφών, όπως ο g.USBBamp [23].

7.2.2 Υλοποίηση Hardware

Όσον αφορά το κατασκευαστικό μέρος (LEDs, Driver Circuit, Βάση), μείναμε απόλυτα ευχαριστημένοι από την λειτουργία του και το μόνο βασικό που θα πρέπει να ελέγξουμε μελλοντικά, είναι το κατά πόσο χρειάζονται και τα 20 led που χρησιμοποιήσαμε για κάθε οπτική διέγερση και αν μπορούν να ελαττωθούν ακόμα και κατά 1/4. Επιπλέον, μια κατασκευή συστοιχιών με RGB LEDs, παρότι θα αύξανε σημαντικά την πολυπλοκότητα της κατασκευής, θα επέτρεπε την γρήγορη και εύκολη μελέτη της επίδρασης του χρώματος της ΕΟΔ στα SSVEP σήματα.

7.2.3 Μεθοδολογικά - Διαδικασία καταγραφής

Πιστεύουμε πως το πρωτόκολλο καταγραφής που εφαρμόσαμε ήταν πολύ καλά σχεδιασμένο, και βοήθησε στην λήψη σωστών δεδομένων εύκολα και γρήγορα, ωστόσο, είναι γεγονός όμως πως στο μέλλον, προκειμένου να εξάγουμε ασφαλέστερα συμπεράσματα, θα πρέπει να γίνει καταγραφή σε περισσότερους από δύο χρήστες. Παρότι υπάρχουν δημοσιευμένες εργασίες οι οποίες κάνουν εξαγωγή συμπερασμάτων βασιζόμενες μόνο σε έναν χρήστη, τις περισσότερες φορές χρησιμοποιούνται 5-10 χρήστες.

7.2.4 Υπολογιστικές μέθοδοι

Η μέθοδος CCA έδωσε πολύ ικανοποιητικά και αξιόπιστα αποτελέσματα σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις. Μια άλλη κατεύθυνση σίγουρα αξίζει να κινηθεί μελλοντικά αυτή η εργασία, είναι η δοκιμή των διαφόρων παραλλαγών της CCA μεθόδου (CCA-Variants), που αναφέραμε και στο κεφάλαιο 4. Η ανάγκη για παραλλαγές της CCA

προέκυψε καθώς ένα μειονέκτημα αυτής, είναι πως ο πίνακας προτύπων Y (εξίσωση (5.5)) περιέχει ημιτονοειδή σήματα, τα οποία προσεγγίζουν, αλλά δεν ανταποκρίνονται πλήρως στην πραγματική μορφή των SSVEP σημάτων. Ένα παράδειγμα είναι ο IT-CCA (Individual Template CCA) [7], οπού ο πίνακας προτύπων Y είναι ξεχωριστός για κάθε χρήστη, και προκύπτει από δικά του SSVEP σήματα τα οποία λήφθηκαν κατά την περίοδο της εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα στην δημοσίευση [56], παρουσιάζονται αναλυτικά και συγκρίνονται έξι διαφορετικές μέθοδοι βασισμένες στην CCA, και καταλήγουν πως μια συνδυαστική μέθοδος CCA και IT-CCA βελτιώνει τα ποσοστά κατά 40 – 50% για χρονικά παράθυρα μικρότερα του 1s, και περίπου 10% για μεγαλύτερα.

Ακόμα, θα μπορούσαμε να υλοποιήσουμε έναν πιο έξυπνο τρόπο για την αυτόματη απόρριψη των epoch (offline ανάλυση) ή αλλιώς χρονικών παραθύρων (online διεπαφή), κάνοντας χρήση των δεδομένων ποιότητας επαφής που παρέχει το EPOC για κάθε αισθητήρα κάθε στιγμή. Στον αλγόριθμο μας συλλέγουμε κανονικά αυτά τα δεδομένα, και τα αποθηκεύουμε σε δομές παρόμοιες με αυτές των τιμών του κάθε αισθητήρα (5.12), χωρίς όμως να τα χρησιμοποιούμε. Επιπλέον, θα μπορούσαμε ακόμα να λαμβάνουμε τις μετρήσεις από το επιταχυνσιόμετρο του EPOC, έτσι ώστε να εντοπίζουμε αμέσως τις χρονικές στιγμές στις οποίες ο χρήστης, για παράδειγμα, κούνησε απότομα το κεφάλι του, προκαλώντας παράσιτα στο εγκεφαλογράφημα.

7.2.5 Online Διεπαφή

Σίγουρα το κομμάτι του online συστήματος επιδέχεται τροποποιήσεις, οι οποίες έχουν να κάνουν κυρίως με την βελτίωση της αναγνώρισης της NC κατάστασης. Όσον αφορά την CCA, μια προσέγγιση, θα ήταν η καταγραφή ενός μεγάλου αριθμού από NC epochs, των οποίων ο μέσος όρος να χρησιμοποιηθεί για την δημιουργία ενός template πίνακα Y (αντίστοιχα με τον ημιτονοειδή Y για κάθε ΕΟΔ συχνότητα). Με αυτό τον τρόπο η CCA θα μπορεί να συσχετίσει ένα νέο test σήμα, με την κατάσταση NC, με τον ίδιο ακριβώς τρόπο που κάνει για τα SSVEP σήματα.

Επιπλέον, προκειμένου να γίνει μια σύγκριση της διεπαφής σε σχέση και με άλλες αντίστοιχες διεπαφές, θα πρέπει να δημιουργήσουμε μια δοκιμασία (όπως για παράδειγμα κάναμε με τον λαβύρινθο) η οποία να έχει χρησιμοποιηθεί και σε άλλες εργασίες (για παράδειγμα έναν speller) έτσι ώστε να μπορέσουμε να αποκτήσουμε μια καλύτερη εικόνα της επίδοσης του συστήματος μας, σε σχέση με άλλα.

Τέλος, ενδιαφέρον θα είχε η χρήση και άλλων modalities σε συνδυασμό με τα EEG σήματα, για την δημιουργία υβριδικών διεπαφών. Από τα σήματα του επιταχυνσιόμετρου του Epos μπορεί να εξαχθούν πληροφορίες για την κατεύθυνση του κεφαλιού του χρήστη. Επιπλέον, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί η κάμερα του υπολογιστή έτσι ώστε να εξάγουμε προσεγγιστικά την κατεύθυνση είτε του κεφαλιού είτε των ματιών. Μια τέτοια πολυτροπική (multimodal) προσέγγιση του προβλήματος θα μπορούσε να ανοίξει νέες κατευθύνσεις στις χρήσεις των BCI.

Βιβλιογραφία

- [1] Harshavardhan A Agashe κ.ά. “Global cortical activity predicts shape of hand during grasping”. en. Στο: *Front. Neurosci.* 9 (Απρ. 2015), σ. 121.
- [2] Brendan Allison κ.ά. “BCI demographics: How many (and what kinds of) people can use an SSVEP BCI?” Στο: *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 18.2 (2010), σσ. 107–116.
- [3] D S V Bandara, Jumpei Arata και Kazuo Kiguchi. “Towards Control of a Transhumeral Prosthesis with EEG Signals”. en. Στο: *Bioengineering (Basel)* 5.2 (Μαρ. 2018).
- [4] Hans Berger. “Über das Elektrenkephalogramm des Menschen”. Στο: *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten* 98.1 (Δεκ. 1933), σσ. 231–254.
- [5] Hans Berger. “Zur Innervation der Pia mater und der Gehirngefäße”. Στο: *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten* 70.1 (1924), σσ. 216–220.
- [6] 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.
- [7] Guangyu Bin κ.ά. “A high-speed BCI based on code modulation VEP”. en. Στο: *J. Neural Eng.* 8.2 (Απρ. 2011), σ. 025015.
- [8] Guangyu Bin κ.ά. “An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method”. en. Στο: *J. Neural Eng.* 6.4 (Αύγ. 2009), σ. 046002.
- [9] Benjamin Blankertz κ.ά. “The Berlin brain–computer interface: non-medical uses of BCI technology”. Στο: *Frontiers in neuroscience* 4 (2010), σ. 198.
- [10] S L Bressler. “The gamma wave: a cortical information carrier?” en. Στο: *Trends Neurosci.* 13.5 (Μάι. 1990), σσ. 161–162.
- [11] 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.
- [12] Lei Cao κ.ά. “A hybrid brain computer interface system based on the neurophysiological protocol and brain-actuated switch for wheelchair control”. en. Στο: *J. Neurosci. Methods* 229 (Μάι. 2014), σσ. 33–43.
- [13] 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.
- [14] Alex Casson κ.ά. “Electroencephalogram”. Στο: *Seamless Healthcare Monitoring*. Ιαν. 2018.
- [15] Min Hye Chang κ.ά. “Eliciting dual-frequency SSVEP using a hybrid SSVEP-P300 BCI”. en. Στο: *J. Neurosci. Methods* 258 (Ιαν. 2016), σσ. 104–113.

- [16] Xiaogang Chen κ.ά. "High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface". en. Στο: *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 112.44 (Νοέ. 2015), E6058–67.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] Alexander M Dreyer και Christoph S Herrmann. "Frequency-modulated steady-state visual evoked potentials: a new stimulation method for brain-computer interfaces". en. Στο: *J. Neurosci. Methods* 241 (Φεβ. 2015), σσ. 1–9.
- [20] Alexander M Dreyer, Christoph S Herrmann και Jochem W Rieger. "Tradeoff between User Experience and BCI Classification Accuracy with Frequency Modulated Steady-State Visual Evoked Potentials". en. Στο: *Front. Hum. Neurosci.* 11 (Ιούλ. 2017), σ. 391.
- [21] 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.
- [22] Reza Fazel-Rezai κ.ά. "P300 brain computer interface: current challenges and emerging trends". en. Στο: *Front. Neuroeng.* 5 (Ιούλ. 2012), σ. 14.
- [23] Jérémie Frey. "Comparison of an open-hardware electroencephalography amplifier with medical grade device in brain-computer interface applications". Στο: *arXiv preprint arXiv:1606.02438* (2016).
- [24] Ola Friman, Ivan Volosyak και Axel Gräser. "Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces". en. Στο: *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54.4 (Απρ. 2007), σσ. 742–750.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] gfa. *The First EEG Machine*. Accessed: 2018-5-18.
- [28] 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.
- [29] Richard Langton Gregory. *Eye and Brain: The Psychology of Seeing*. en. McGraw-Hill, 1978.
- [30] S Grude κ.ά. "Controlling mobile Spykee robot using Emotiv Neuro headset". Στο: (Ιούλ. 2013), σσ. 5927–5932.
- [31] Suzana Herculano-Houzel. "The human brain in numbers: a linearly scaled-up primate brain". en. Στο: *Front. Hum. Neurosci.* 3 (Νοέ. 2009), σ. 31.
- [32] K Holewa και A Nawrocka. "Emotiv EPOC neuroheadset in brain - computer interface". Στο: *Proceedings of the 2014 15th International Carpathian Control Conference (ICCC)*. Μάι. 2014, σσ. 149–152.
- [33] Keum-Shik Hong και Muhammad Jawad Khan. "Hybrid Brain-Computer Interface Techniques for Improved Classification Accuracy and Increased Number of Commands: A Review". en. Στο: *Front. Neurorobot.* 11 (Ιούλ. 2017), σ. 35.

- [34] Harold Hotelling. "RELATIONS BETWEEN TWO SETS OF VARIATES". Στο: *Biometrika* 28.3-4 (Δεκ. 1936), σσ. 321–377.
- [35] G Huang κ.ά. "Effect of duty cycle in different frequency domains on SSVEP based BCI: A preliminary study". Στο: *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Αύγ. 2012, σσ. 5923–5926.
- [36] Aled Jeffreys. "Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine: by David Regan, Elsevier, 1989." Στο: *Trends in Neurosciences* 12.10 (1989), σσ. 413–414.
- [37] Byung Hyung Kim, Minho Kim και Sungho Jo. "Quadcopter flight control using a low-cost hybrid interface with EEG-based classification and eye tracking". en. Στο: *Comput. Biol. Med.* 51 (Αύγ. 2014), σσ. 82–92.
- [38] Andrea Kübler κ.ά. "Brain-computer communication: self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication". Στο: *Archives of physical medicine and rehabilitation* 82.11 (2001), σσ. 1533–1539.
- [39] 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.
- [40] Yuanqing Li κ.ά. "A hybrid BCI system combining P300 and SSVEP and its application to wheelchair control". en. Στο: *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 60.11 (Νοέ. 2013), σσ. 3156–3166.
- [41] 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.
- [42] Yuan-Pin Lin, Yijun Wang και Tzyy-Ping Jung. "Assessing the feasibility of online SSVEP decoding in human walking using a consumer EEG headset". en. Στο: *J. Neuroeng. Rehabil.* 11 (Αύγ. 2014), σ. 119.
- [43] 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.
- [44] Y Liu κ.ά. "Implementation of SSVEP based BCI with Emotiv EPOC". Στο: *2012 IEEE International Conference on Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS) Proceedings*. Ioúλ. 2012, σσ. 34–37.
- [45] Miguel Angel Lopez-Gordo, Daniel Sanchez-Morillo και F Pelayo Valle. "Dry EEG electrodes". Στο: *Sensors* 14.7 (2014), σσ. 12847–12870.
- [46] Steven J Luck. *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*. en. MIT Press, Μάι. 2014.
- [47] *Makoto's preprocessing pipeline - SCCN*. Accessed: 2018-6-12.
- [48] Plonsey Malmivuo, Jaakko Malmivuo και Robert Plonsey. *Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. en. Oxford University Press, 1995.
- [49] P Maquet. "The role of sleep in learning and memory". en. Στο: *Science* 294.5544 (Νοέ. 2001), σσ. 1048–1052.
- [50] Steven Mason κ.ά. *Evaluating the Performance of Self-Paced Brain-Computer Interface Technology*. Μάι. 2006.
- [51] Alexander Maye, Dan Zhang και Andreas K Engel. "Utilizing Retinotopic Mapping for a Multi-Target SSVEP BCI With a Single Flicker Frequency". en. Στο: *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 25.7 (Ιούλ. 2017), σσ. 1026–1036.
- [52] Dennis J McFarland και Dean J Krusienski. "BCI Signal Processing: Feature Translation". Στο: *Brain-Computer Interfaces*. Oxford University Press, 2012.

- [53] Emily M Mugler κ.ά. “Design and implementation of a P300-based brain-computer interface for controlling an internet browser”. en. Στο: *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 18.6 (Δεκ. 2010), σσ. 599–609.
- [54] G R Muller-Putz και G Pfurtscheller. “Control of an Electrical Prosthesis With an SSVEP-Based BCI”. Στο: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 55.1 (Ιαν. 2008), σσ. 361–364.
- [55] G R Muller-Putz κ.ά. “Steady-state somatosensory evoked potentials: suitable brain signals for brain-computer interfaces?” Στο: *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 14.1 (Μαρ. 2006), σσ. 30–37.
- [56] 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.
- [57] Masaki Nakanishi κ.ά. “Enhancing Detection of SSVEPs for a High-Speed Brain Speller Using Task-Related Component Analysis”. en. Στο: *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 65.1 (Ιαν. 2018), σσ. 104–112.
- [58] Luis Fernando Nicolas-Alonso και Jaime Gomez-Gil. “Brain computer interfaces, a review”. Στο: *Sensors* 12.2 (2012), σσ. 1211–1279.
- [59] 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.
- [60] Paul L Nunez κ.ά. *Electric Fields of the Brain: The Neurophysics of EEG*. en. Oxford University Press, 2006.
- [61] Vangelis P Oikonomou κ.ά. “Comparative evaluation of state-of-the-art algorithms for SSVEP-based BCIs”. Στο: *arXiv preprint arXiv:1602.00904* (2016).
- [62] 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.
- [63] 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.
- [64] 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.
- [65] G Scarano, Daria La Rocca και P Campisi. “EEG for automatic person recognition”. Στο: *Computer* 7 (2012), σσ. 87–89.
- [66] 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.
- [67] Piotr Stawicki κ.ά. “A Novel Hybrid Mental Spelling Application Based on Eye Tracking and SSVEP-Based BCI”. en. Στο: *Brain Sci* 7.4 (Απρ. 2017).
- [68] 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.
- [69] 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.
- [70] S Sutton κ.ά. “Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty”. en. Στο: *Science* 150.3700 (Νοέ. 1965), σσ. 1187–1188.

- [71] Richard Junior Manuel Godinez Tello κ.ά. "Comparison of the influence of stimuli color on steady-state visual evoked potentials". Στο: *Research on Biomedical Engineering AHEAD* (2015), σσ. 0–0.
- [72] *Tutorials/ArtifactsFilter - Brainstorm*. Accessed: 2018-6-12.
- [73] JJ Vidal. "Real-time detection of brain events in EEG". Στο: *Proc. IEEE 65.5* (Μάι. 1977), σσ. 633–641.
- [74] JJ Vidal. "Toward direct brain-computer communication". en. Στο: *Annu. Rev. Biophys. Bioeng.* 2 (1973), σσ. 157–180.
- [75] Marijn van Vliet κ.ά. "Designing a brain-computer interface controlled video-game using consumer grade EEG hardware". Στο: *Biosignals and Biorobotics Conference (BRC), 2012 ISSNIP*. IEEE. 2012, σσ. 1–6.
- [76] Haiqiang Wang κ.ά. "Discriminative Feature Extraction via Multivariate Linear Regression for SSVEP-Based BCI". en. Στο: *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 24.5 (Μάι. 2016), σσ. 532–541.
- [77] 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.
- [78] Nicholas R Waytowich κ.ά. *Compact Convolutional Neural Networks for Classification of Asynchronous Steady-state Visual Evoked Potentials*.
- [79] Grzegorz M Wójcik, Piotr Wierzała και Anna Gajos. "Evaluation of Emotiv EEG neuroheadset". Στο: *Bio-Algorithms and Med-Systems* 11.4 (Ιαν. 2015), σ. 1584.
- [80] J R Wolpaw κ.ά. "EEG-based communication: improved accuracy by response verification". en. Στο: *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 6.3 (Σεπτ. 1998), σσ. 326–333.
- [81] Jonathan R Wolpaw κ.ά. "Brain–computer interfaces for communication and control". Στο: *Clinical neurophysiology* 113.6 (2002), σσ. 767–791.
- [82] Jonathan R Wolpaw κ.ά. "Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting". Στο: *IEEE transactions on rehabilitation engineering* 8.2 (2000), σσ. 164–173.
- [83] Zhenghua Wu κ.ά. "Stimulator selection in SSVEP-based BCI". Στο: *Medical Engineering and Physics* 30.8 (2008), σσ. 1079–1088.
- [84] 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.
- [85] Peng Yuan κ.ά. "A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain-computer interfaces". en. Στο: *J. Neural Eng.* 10.2 (Απρ. 2013), σ. 026014.
- [86] 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.
- [87] Danhua Zhu κ.ά. "A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs". Στο: *Computational intelligence and neuroscience* 2010 (2010), σ. 1.
- [88] Αρτεμις Ζωγράφου. "Ανάλυση Eeg Και Eog Σημάτων Με Ευφυείς Τεχνικές Για Τηλεκίνηση Rc Αμαξιδίου". Μεταπτ/κή διπλ. εργασ. National Technical University of Athens, 2018.

