

Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών
Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης

Εργασία Εξαμήνου

Βιοϊατρική Τεχνολογία

Αλέξανδρος Σαχίνης (8906), alexsach@ece.auth.gr

Αλέξανδρος Τζήκας (8978), alextzik@ece.auth.gr

Αλεξάνδρα Χατζηχαριστού (8943), chatzich@ece.auth.gr

[Επεξεργασία Σήματος-Βιβλιογραφική Εργασία]

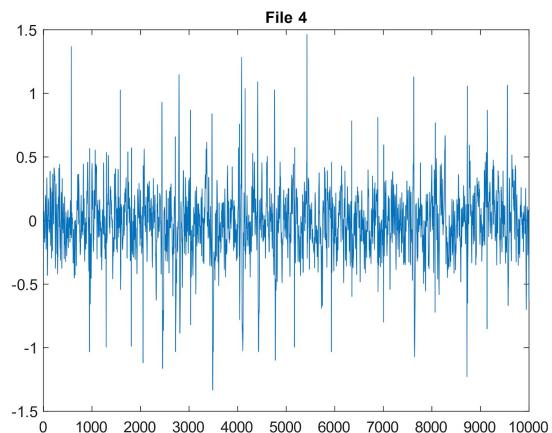
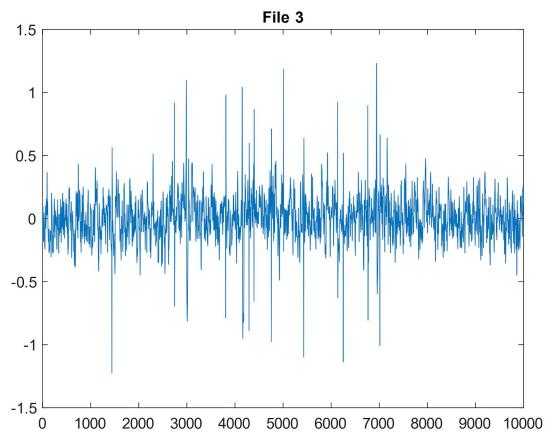
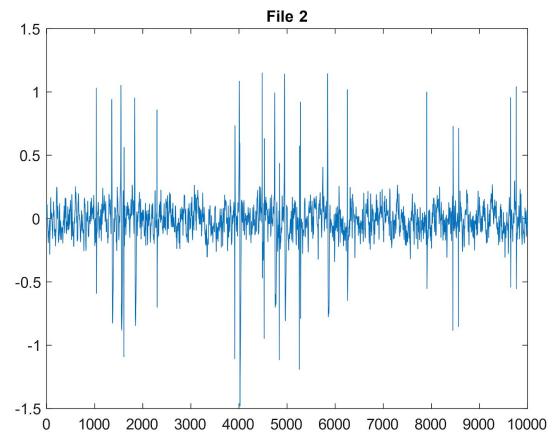
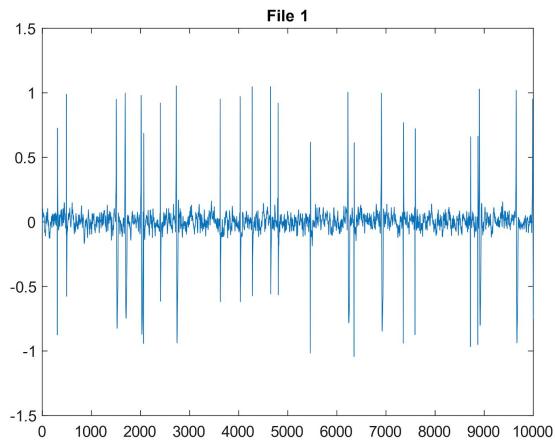
MATLAB – Signal Processing	4
Θέμα 1	4
Θέμα 2	8
Εισαγωγή	16
Ανθρώπινος εγκέφαλος	16
Συστήματα BCI	16
Δομή	17
Απόκτηση-Μέτρηση του σήματος	17
Προεπεξεργασία σήματος	17
Επιλογή και εξαγωγή χαρακτηριστικών	18
Κατηγοριοποίηση σημάτων	18
Διεπαφή ελέγχου	19
Ανάλυση Δομής Συστημάτων BCI με EEG	19
Σχεδίαση - Μέτρηση Σήματος	19
Signal Preprocessing	21
Signal Enhancement	23
Common Average Referencing	23
Surface Laplacian	23
Adaptive Filtering	23
Σύνοψη Μεθόδων	24
Feature Extraction & Selection	24
Genetic Algorithm (GA)	26
Principal Component Analysis (PCA)	27
Common Spatial Patterns (CSP)	27
Signal Classification	27
Τα βασικά προβλήματα	28
Κατηγορίες Classification Algorithms	29
Linear Classifiers	29
Linear Discriminant Analysis	29
Support Vector Machine	29

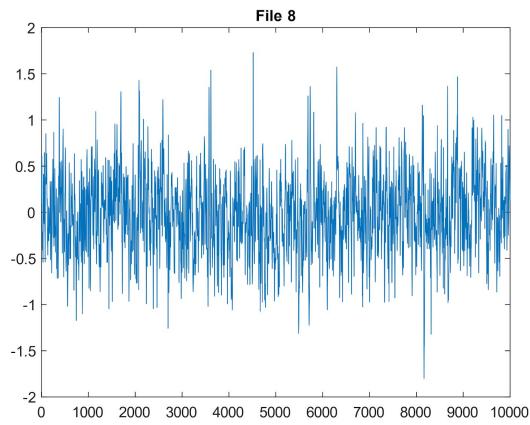
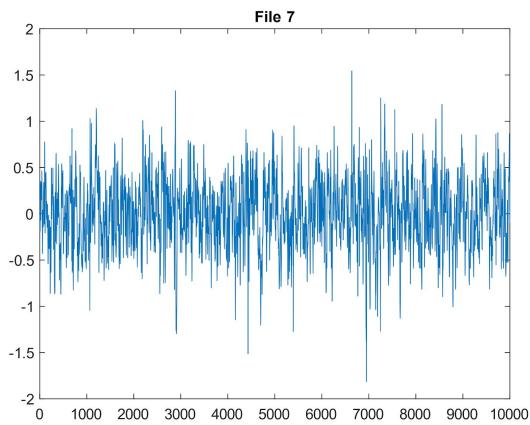
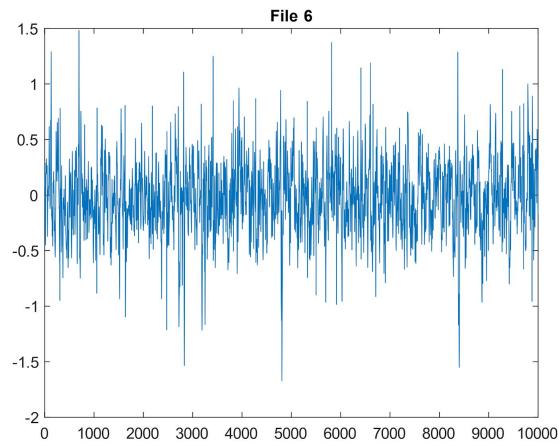
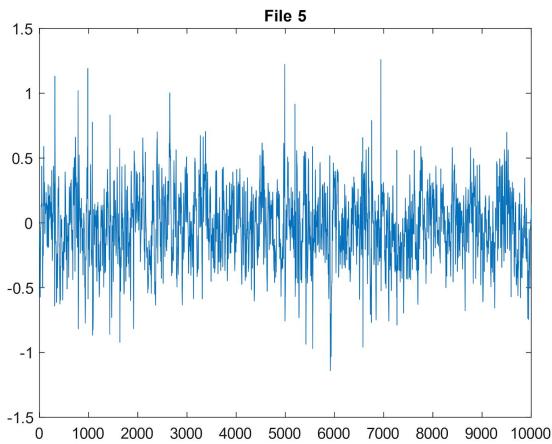
Neural Networks	29
Nonlinear Bayesian Classifiers	30
Bayes Quadratic	30
Nearest Neighbor Classifiers	30
Πίνακας Χρήσης των Classifiers Ανάλογα με τα Υπάρχοντα Προβλήματα	30
Computer Interaction	31
Εφαρμογές	31
Ιατρική	31
Διάγνωση	31
Θεραπεία	32
Ανάκαμψη	34
Μάθηση	35
Ψυχαγωγία	36
Παιχνίδια	36
Εικονική και επαυξημένη πραγματικότητα	37
Τέχνη	37
Άλλες εφαρμογές	37
Αυθεντικοποίηση	37
Παθητικό BCI	38
Πλεονεκτήματα	39
Μειονεκτήματα	40
Μελλοντικές Εξελίξεις – Βελτιώσεις	41
Σύνοψη	42
Βιβλιογραφία	43
Παράρτημα - Κώδικας	45
Θέμα 1	45
Θέμα 2	46

MATLAB – Signal Processing

Θέμα 1

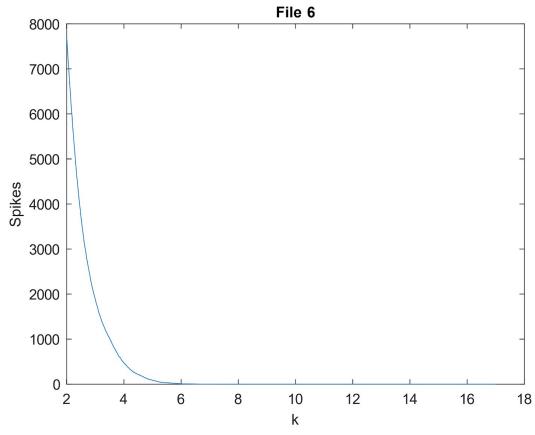
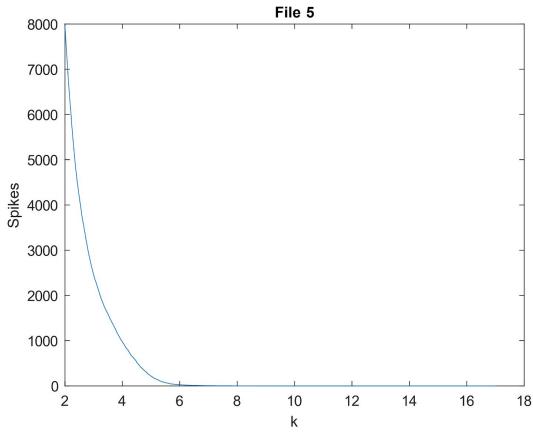
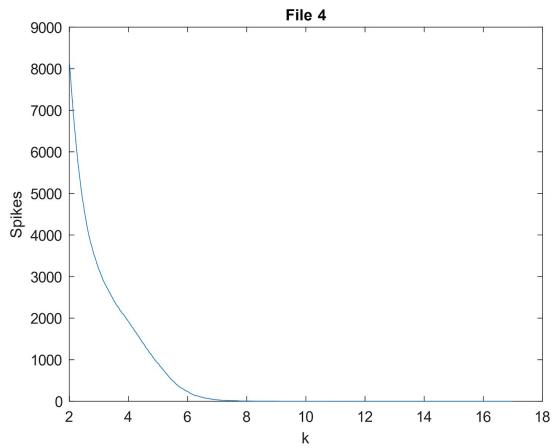
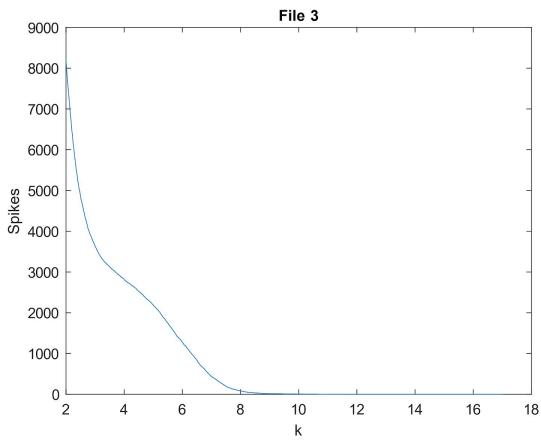
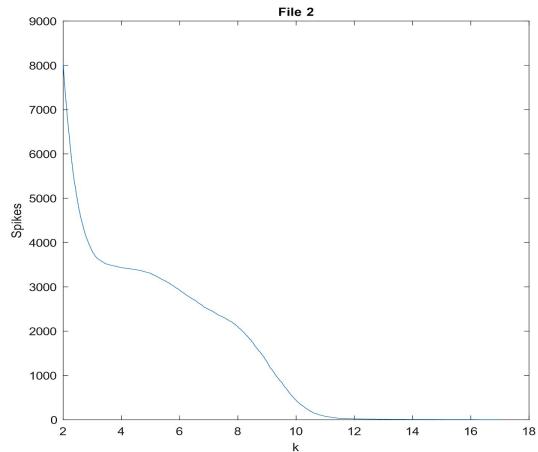
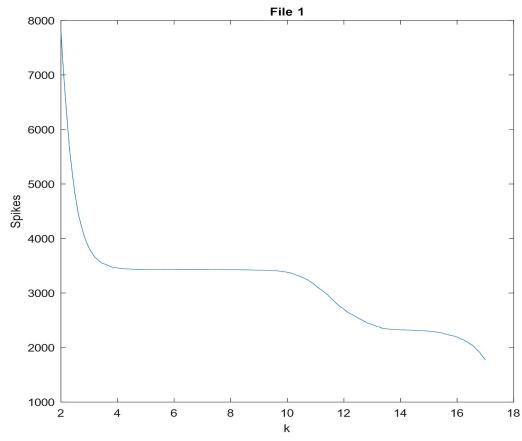
Ερώτημα 1.1

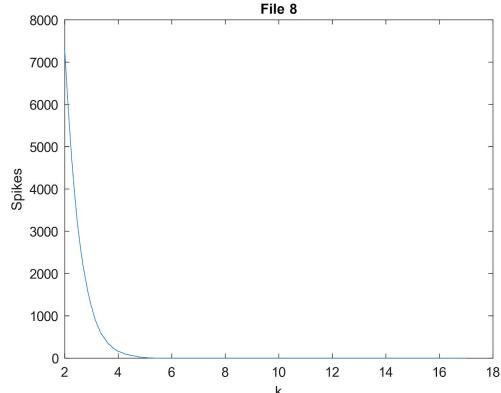
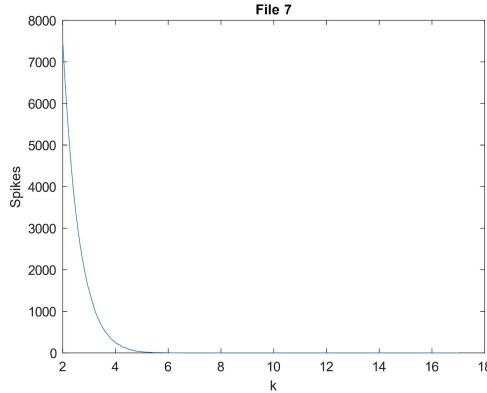




Στα παραπάνω διαγράμματα παρατηρούμε ότι εντοπίζεται εγκεφαλική δραστηριότητα στα σημεία όπου έχουμε απότομη μεταβολή του πλάτος της τάσης εισόδου στο μετρητικό όργανο. Είναι, επίσης, φανερό ότι η δραστηριότητα των νευρώνων είναι πολύ πιο έντονη στα τελευταία αρχεία. Αυτό εκφράζεται και από την μεγαλύτερη διασπορά που παρουσιάζουν τα συγκεκριμένα αρχεία. Τέλος, παρατηρούμε ότι δεν είναι όλες οι κορυφές ίδιες σε σχήμα, πράγμα που μπορεί να φανερώνει την ύπαρξη περισσότερων του ενός νευρώνων, θορύβου, ή ασυνέπεια στην κυματομορφή που παράγεται από τον κάθε νευρώνα.

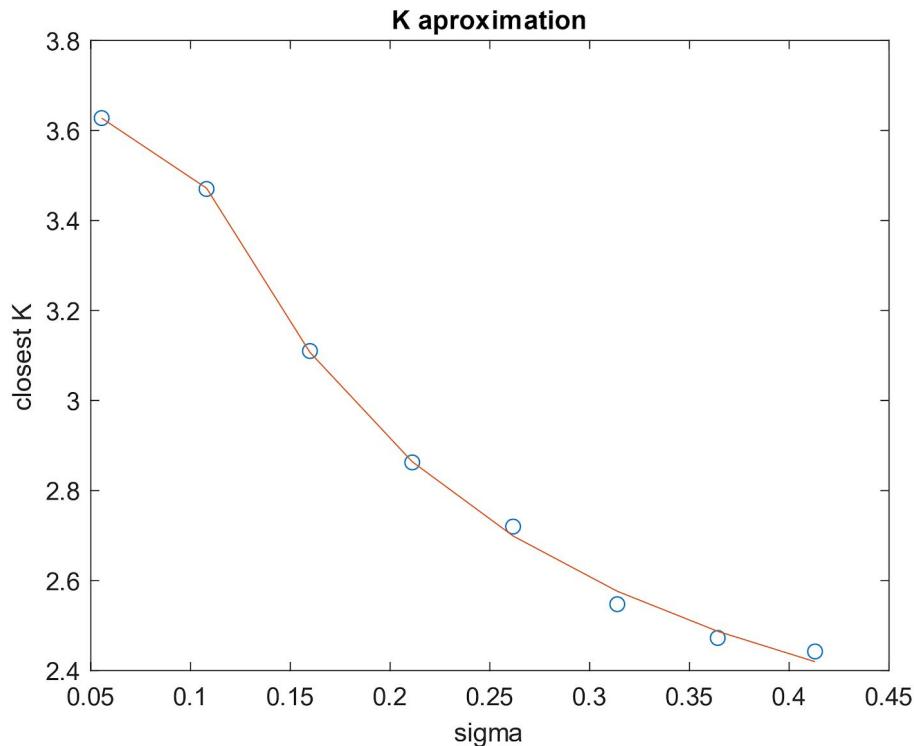
Ερώτημα 1.2





Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται το k , τόσο μειώνεται ο αριθμός των κορυφών που εντοπίζονται. Αυτό το αποτέλεσμα είναι λογικό, αφού με αύξηση του k , αυξάνεται το Threshold πάνω από το οποίο μια κυματομορφή λογίζεται ως κορυφή. Επιπλέον, διαπιστώνουμε ότι η σχέση μείωσης των κορυφών σαν συνάρτηση του σ δεν είναι γραμμική. Τέλος, αποτυπώνεται ότι για τα μεγαλύτερα αρχεία τα πλάτη των κυματομορφών είναι αισθητά μικρότερα σε σχέση με τα αρχικά. Αυτό μπορούμε να το εξάγουμε από το γεγονός ότι για μεγαλύτερα k , στα πρώτα 2 αρχεία παρατηρούμε τον αριθμό των κορυφών να μη μεταβάλλεται αισθητά καθώς το k αυξάνεται για ένα μεγάλο εύρος τιμών του, κάτι το οποίο δεν ισχύει για τα τελευταία αρχεία όπου πρακτικά για $k > 4$ ο αριθμός των κορυφών που εντοπίζονται είναι σχεδόν μηδαμινός.

Συγκρίνοντας τις τιμές του k που μας δίνουν αριθμό κορυφών πιο κοντά στον πραγματικό, καταλήγουμε στο παρακάτω διάγραμμα:



Από τα κυκλικά ίχνη που έχουν σημειωθεί στο διάγραμμα, παρατηρούμε ότι φαίνεται η σχέση του K με το σ να μπορεί να προσεγγιστεί με κάποια μαθηματική συνάρτηση.

Ερώτημα 1.3

Έπειτα από πειραματισμό για τον προσδιορισμό του τύπου της συνάρτησης που θα προσεγγίζει την πραγματική σχέση για τα K-σ, καταλήγουμε στη μορφή:

$$a + \frac{b}{\sigma} + \frac{c}{\sigma^2} + \frac{d}{\sigma^3} = k(\sigma)$$

Με τη βοήθεια της συνάρτησης nlinfit προσδιορίστηκαν οι παραπάνω συντελεστές, οι τιμές των οποίων παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα:

a	1.861248757651653
b	0.250156158913673
c	- 0.008006893531367
d	- 2.410871628915119e-05

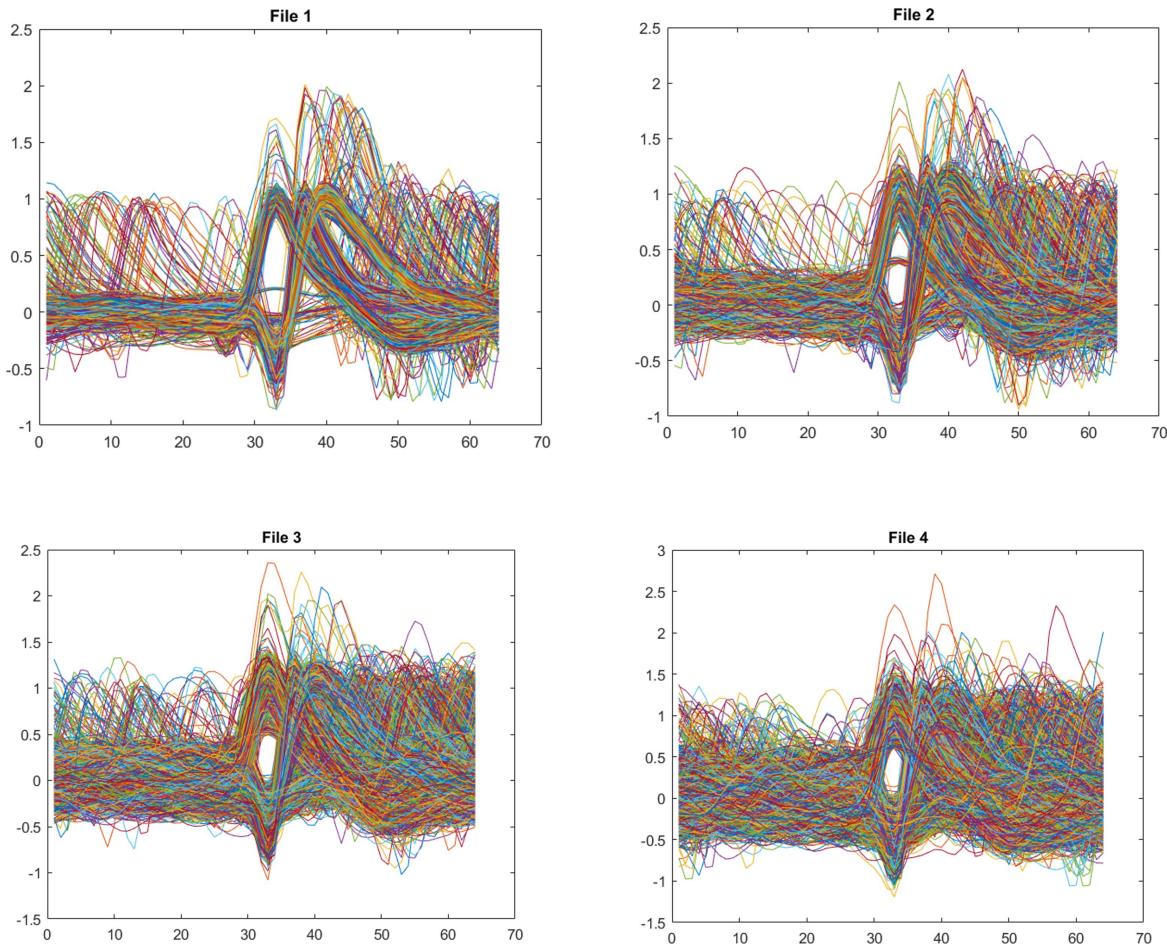
Θέμα 2

Ερώτημα 2.1

Το T υπολογίζεται με τη βοήθεια της σχέσης K-σ που υπολογίστηκε στο 1^ο Θέμα και με βάση αυτό εντοπίσαμε τον παρακάτω αριθμό κορυφών στα δοθέντα αρχεία:

Αρχείο 1	3391
Αρχείο 2	3565
Αρχείο 3	3682
Αρχείο 4	4089

Ερώτημα 2.2



Οι παρατηρήσεις που μπορούμε να σχολιάσουμε είναι οι εξής:

- Στα σχήματα μπορούμε να εντοπίσουμε 3 διακριτές κυματομορφές οι οποίες αποτελούν βάση για όλες τις υπόλοιπες, πράγμα που μας οδηγεί στην υπόθεση ότι αυτές οι κυματομορφές περιγράφουν τους 3 διαφορετικούς νευρώνες από τους οποίους πήραμε τις μετρήσεις
- Η μεγάλη πλειοψηφία των σημάτων έχει παρόμοια πλάτος
- Υπάρχουν σήματα κορυφών τα οποία ξεχωρίζουν, τα οποία ενδεχομένως να έχουν μεγάλη συνιστώσα θορύβου
- Ο θόρυβος αυξάνεται όσο πηγαίνουμε προς τα τελευταία αρχεία, με τη μεγαλύτερη διαφορά να εντοπίζεται μεταξύ του πρώτου και του τελευταίου. Αυτό μας προετοιμάζει για τη διαδικασία του clustering ως προς τις δυσκολίες που θα συναντήσουμε κυρίως για τα τελευταία αρχεία. Είναι απόλυτα λογικό να υποθέσουμε ότι το πλήθος των χαρακτηριστικών που απαιτούνται για τη διάκριση των νευρώνων στα τελευταία δείγματα

Θα είναι αρκετά μεγαλύτερο για την ίδια επιτυχία αναγνώρισης σε σχέση με το πρώτο αρχείο

Ερώτημα 2.3

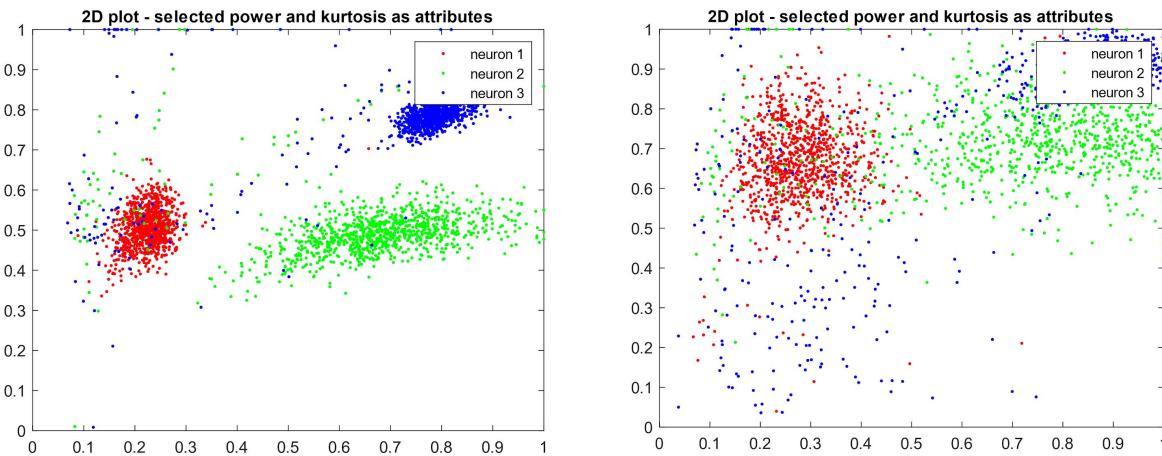
Ο αριθμός των κορυφών που εντοπίσαμε, σε σχέση με τον πραγματικό αριθμό των κορυφών παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα:

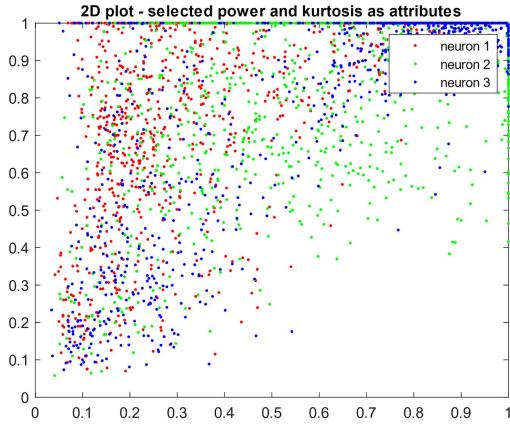
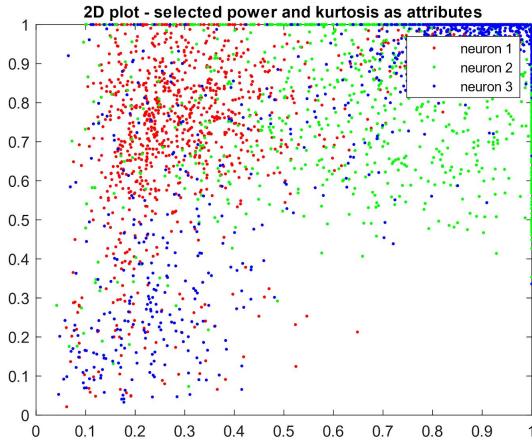
	Αριθμός κορυφών	Απόσταση από πραγματικές
Αρχείο 1	3391	-19
Αρχείο 2	3565	45
Αρχείο 3	3682	271
Αρχείο 4	4089	563

Στο πρώτο αρχείο, όπου ο θόρυβος είναι μικρότερος, υπάρχει μια ελαφρά υποτίμηση της τιμής των κορυφών, πράγμα που υποδηλώνει ότι έχει επιλεχθεί μια αρκετά καλή τιμή για το Threshold. Στα υπόλοιπα αρχεία, παρατηρούμε μια συνεχή υπερτίμηση η οποία αυξάνει με πολύ μεγάλο ρυθμό. Για το ξεκαθάρισμα των κορυφών που προκύπτουν λόγω θορύβου, έχει επιλεχθεί η μέθοδος της διατήρησης εκείνων των εντοπισμένων κορυφών που απέχουν από κάθε αντίστοιχη πραγματική κορυφή την ελάχιστη απόσταση, χρονικά.

Ερώτημα 2.4

Αρχικά παρουσιάζουμε τα διαγράμματα που προέκυψαν, μέσω της επιλογής της ισχύος του σήματος και της κύρτωσης του, ως χαρακτηριστικά διάκρισης. Καταλήγουμε λοιπόν, στα εξής διαγράμματα, τα οποία έχουν τοποθετηθεί με ορολογιακή φορά (όπως και τα παραπάνω):



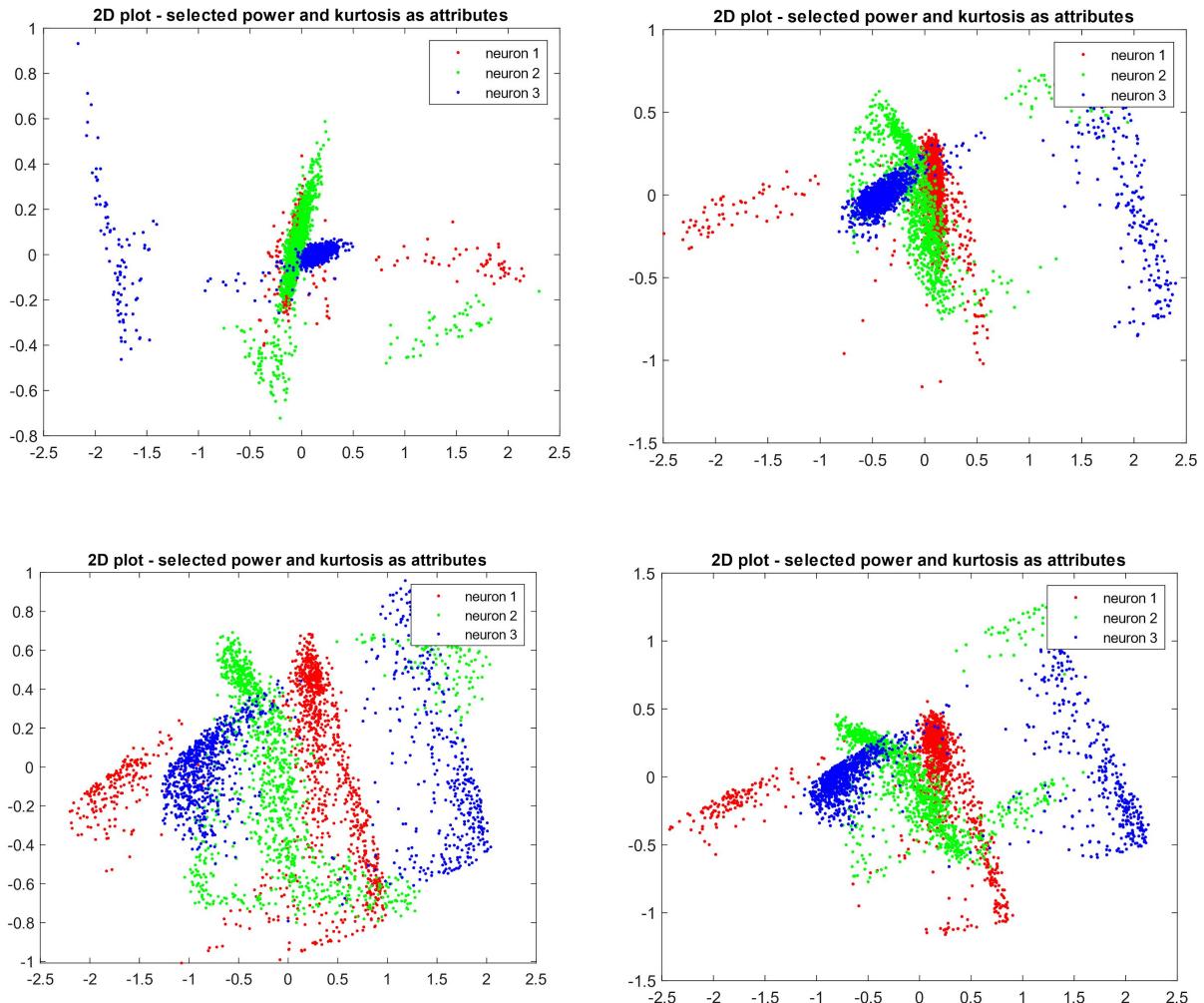


Με τη βοήθεια του χρωματισμού για τον κάθε νευρώνα, παρατηρούμε ότι για κάθε διακριτό νευρώνα, σχηματίζεται μία συγκεκριμένη περιοχή που συγκεντρώνει δείγματα που αφορούν τον ίδιο. Όσο μεταβαίνουμε από το πρώτο προς το τελευταίο διάγραμμα υπάρχει μια πολύ έντονη διαφορά στην ακρίβεια με την οποία μπορούν να οριστούν οι περιοχές αυτές. Μπορούμε να δούμε ότι στο πρώτο διάγραμμα, οι περιοχές είναι πολύ καλά ορισμένες, πράγμα που σταδιακά εξασθενεί μέχρι να φτάσουμε στο 4^o διάγραμμα. Γενικά, επειδή με τη χρήση αυτών των 2 χαρακτηριστικών, υπάρχει μια καλή, σχετικά, διάκριση των νευρώνων, συμπεραίνουμε ότι αποτελούν μια αρκετά καλή επιλογή για διάκριση μεταξύ των νευρώνων.

Principal Component Analysis

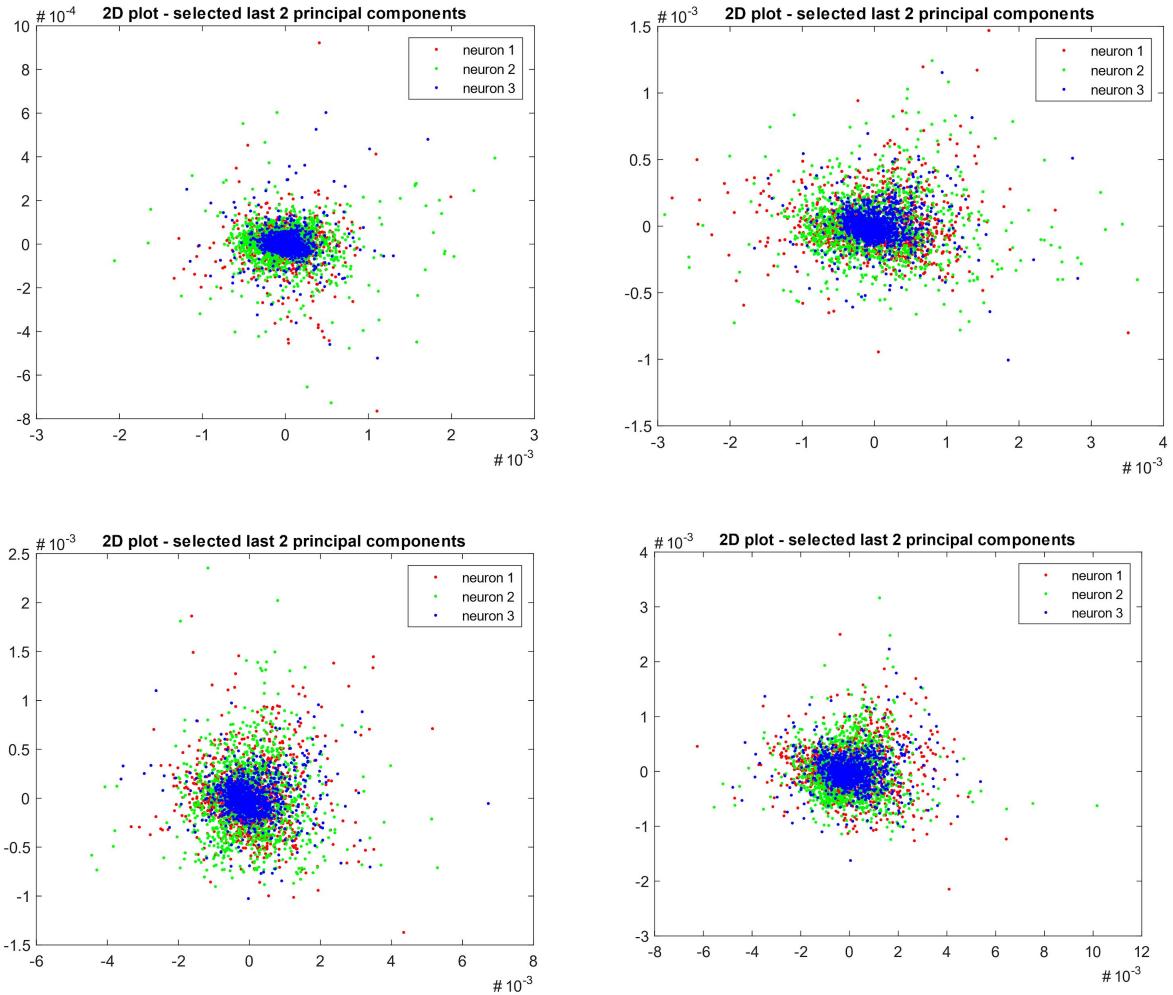
Στην προσπάθειά μας να αποτυπώσουμε πιο ευκρινή διαγράμματα με μόνο 2 διαθέσιμα χαρακτηριστικά, χωρίς να χρειάζεται να δοκιμάσουμε όλους τους δυνατούς συνδυασμούς, καταλήξαμε στη χρήσης της PCA μεθόδου. Με αυτόν τον τρόπο, οι αρχικές μας μεταβλητές μετασχηματίζονται, δίνοντάς μας άλλες, που αποτυπώνουν με καλύτερο τρόπο την διακύμανση των δειγμάτων.

Χρησιμοποιώντας τα scores των 2 πρώτων όρων που προκύπτουν (principal components) από την PCA ανάλυση, καταλήγουμε στα παρακάτω διαγράμματα:



Συγκρίνοντας τα διαγράμματα 2-4 με τα αμέσως προηγούμενα, διαπιστώνουμε ότι με την PCA ανάλυση, μπορούμε να διακρίνουμε με σαφήνεια τις περιοχές του δισδιάστατου χώρου που ορίζουν οι διαφορετικοί νευρώνες με τα δείγματα τους, ακόμα και αν οι μετρήσεις χαρακτηρίζονται από αισθητό θόρυβο.

Η περίπτωση του διαγράμματος 1, είναι αξιοπερίεργη, καθώς με την προηγούμενη επιλογή χαρακτηριστικών, καταλήξαμε σε ένα πολύ πιο ευκρινές αποτέλεσμα. Μπορούμε όμως να αποφανθούμε για τη χρησιμότητα της μεθόδου, αποτυπώνοντας και τους τελευταίους όρους (principal components) έχοντας χρησιμοποιήσει 14 χαρακτηριστικά για τη διάκριση των νευρώνων:



Παρατηρούμε πως καμία περιοχή δε μπορεί εύκολα να οριστεί, άρα συμπεραίνουμε ότι αυτή η μέθοδος μπορεί να μας φανεί ιδιαίτερα χρήσιμη στη συνέχεια, για τον ορισμό περισσοτέρων από 10 χαρακτηριστικών, τα οποία συνέχεια μέσω PCA μπορούν να ελαττωθούν σε 10, χωρίς να χάσουμε μεγάλο μέρος της περιεχόμενης πληροφορίας.

Ερώτημα 2.5

Χρησιμοποιώντας αρχικά 2 χαρακτηριστικά για τη διάκριση των νευρώνων, αυτό της ισχύος και της κύρτωσης, καταλήξαμε στα εξής ποσοστά ακρίβειας:

	Ποσοστό(%)
Αρχείο 1	81.2377
Αρχείο 2	68.3712
Αρχείο 3	57.9102
Αρχείο 4	49.3384

Πράγματι, αυτό είναι ένα αποτέλεσμα που αναμέναμε, έπειτα από την οπτικοποίηση αυτών των χαρακτηριστικών στο ερώτημα 2.4

Για να αντιπαραβάλουμε και το 2^o σετ διαγραμμάτων του ερωτήματος 2.4, με τη χρήση της PCA και με επιλογή των πρώτων 2 principal components πετυχαίνουμε την εξής ακρίβεια:

	Ποσοστό(%)
Αρχείο 1	92.3379
Αρχείο 2	80.8712
Αρχείο 3	67.5781
Αρχείο 4	61.4367

Βλέπουμε ότι η πιο σαφής οπτικοποίηση (πέραν του αρχείου 1), συνάδει και με πιο ακριβή αποτελέσματα.

Αύξηση χαρακτηριστικών – Μείωση διάστασης

Για την επίτευξη της μεγαλύτερης δυνατής ακρίβειας, **εξήγαμε 14 χαρακτηριστικά** από τα διοθέντα σήματα, τα οποία στη συνέχεια **ελαττώθηκαν σε 10** με τη βοήθεια της PCA ανάλυσης. Πιο συγκεκριμένα, αυτά είναι:

- peak2peak πλάτος
- διάμεσος συχνότητα
- μέση τιμή
- απόκλιση
- μέγιστη μεταβολή μεταξύ δύο διαδοχικών τιμών του δείγματος
- αριθμός διαβάσεων από το 0
- τραπεζοειδές ολοκλήρωμα
- η συχνότητα για την οποία μεγιστοποιείται το πλάτος του fft του δείγματος
- RMS τιμή
- δειγματική απόσταση μεταξύ αρνητικού και θετικού ακροτάτου
- αριθμός δειγμάτων πάνω από το κατώφλι T
- λοξότητα
- κύρτωση
- ισχύς

Η τελική ακρίβεια που μπορέσαμε να επιτύχουμε αποτυπώνεται στον παρακάτω πίνακα:

	Ποσοστό(%)
Αρχείο 1	91.3556
Αρχείο 2	90.2462
Αρχείο 3	84.2773
Αρχείο 4	80.2457

Εισαγωγή

Ανθρώπινος εγκέφαλος

Βασικό δομικό στοιχείο του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι νευρώνες, δηλαδή νευρικά κύτταρα, καθένα εκ των οποίων αποτελείται από πολυάριθμους δενδρίτες κι έναν (μοναδικό) άξονα. Σε αυτά τα κύτταρα οφείλεται οποιαδήποτε ενέργεια μπορούμε να εκτελέσουμε. Σε ένα γενικό πλαίσιο, οι ενέργειες αυτές πραγματοποιούνται με τη μετάδοση μικρών ηλεκτρικών σημάτων, που μεταφέρονται από νευρώνα σε νευρώνα. Στην ουσία, το νευρικό σήμα είναι μια χαμηλή διαφορά δυναμικού, που διαδίδεται κατά μήκος του νευράξονα.

Βασισμένη στην παραπάνω γνώση είναι η τεχνολογία διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή ή Brain Computer Interface (BCI).

Συστήματα BCI

Ένα σύστημα BCI αποτελεί μία άμεση σύνδεση, ένα ισχυρό εργαλείο επικοινωνίας, μεταξύ διαφόρων εξωτερικών συσκευών, όπως των υπολογιστών, και του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η καινοτομία του παρουσιάζεται στο γεγονός ότι καθιστά περιττή την χρήση οποιασδήποτε δευτερεύουσας συσκευής για αυτήν την επικοινωνία. Για να υλοποιηθεί, ένα τέτοιο σύστημα εκμεταλλεύεται τον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Έτσι, λαμβάνει τα σήματα που παράγει το κεντρικό νευρικό σύστημα, τα επεξεργάζεται με τον βέλτιστο τρόπο και τέλος, τα μετατρέπει σε κατάλληλες ενέργειες ή εντολές, ώστε να μπορεί να τις αντιληφθεί ο υπολογιστής. Με βάση την παραπάνω διαδικασία, θα μπορούσε, για παράδειγμα, ένας χρήστης να μετακινήσει τον κέρσορα του ποντικιού με την σκέψη μόνο των απαραίτητων κινήσεων, που θα ακολουθούσε το χέρι του. Φυσικά, αυτά τα συστήματα μπορούν να λειτουργήσουν και με τον αντίθετο τρόπο. Έχουν, δηλαδή, την δυνατότητα να προκαλέσουν κάποιο σήμα στον εγκέφαλο, το οποίο θα είναι αρμόδιο να ενεργοποιεί συγκεκριμένη λειτουργία, για παράδειγμα να “βλέπει” ένα επιθυμητό χρώμα.

Δομή

Τα BCI συστήματα αξιοποιούν μεθόδους της τεχνητής νοημοσύνης, προκειμένου να αναγνωρίσουν διάφορα πρότυπα συμπεριφορών ή χαρακτηριστικών στα εγκεφαλικά σήματα. Για αυτόν τον σκοπό, χωρίζονται τα παρακάτω πέντε βασικά τμήματα: (α) Απόκτηση-Μέτρηση του σήματος, (β) Προεπεξεργασία σήματος, (γ) Εξαγωγή χαρακτηριστικών, (δ) Κατηγοριοποίηση σημάτων, (ε) Διεπαφή ελέγχου. Τα τμήματα αυτά ελέγχονται από ένα λειτουργικό πρωτόκολλο τέτοιο, ώστε να καθιστά το σύστημα ευέλικτο και εύκολα προσαρμόσιμο στις ανάγκες του εκάστοτε χρήστη. Παρακάτω δίνεται μια συνοπτική ανάλυση των τμημάτων.

Απόκτηση-Μέτρηση του σήματος

Αυτό το τμήμα είναι αρμόδιο για την συλλογή των εγκεφαλικών σημάτων. Για αυτόν τον σκοπό, χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι, τις οποίες μπορούμε να κατατάξουμε σε δύο γενικές κατηγορίες, τις επεμβατικές (*invasive*) και τις μη επεμβατικές (*non-invasive*) μεθόδους.

Στην πρώτη κατηγορία, η αποτύπωση των σημάτων γίνεται με την χρήση ειδικών συσκευών, οι οποίες εμφυτεύονται εντός του κρανίου και αποτελούνται είτε από ομάδες ηλεκτροδίων, είτε από χημικά μόρια. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημά τους είναι η δυνατότητα της καλύτερης δυνατής ανάλυσης του εγκεφάλου, λόγω της υψηλής ποιότητας των λαμβανόμενων εγκεφαλικών σημάτων. Μία από τις πιο γνωστές επεμβατικές μεθόδους είναι το Electrocorticography (ECoG).

Στην δεύτερη κατηγορία, ανήκουν μέθοδοι, οι οποίες δεν απαιτούν καμία χειρουργική παρέμβαση ή την εγκατάσταση μόνιμων συσκευών στον εγκέφαλο. Σε αυτή την περίπτωση, η συλλογή των εγκεφαλικών σημάτων γίνεται εκτός του κρανίου. Έτσι, οι μη επεμβατικές μέθοδοι χρησιμοποιούν πιο ασθενή σήματα από τις προηγούμενες, άρα έχουν και χαμηλότερη ποιότητα. Παράλληλα, αποτελούν μία πιο βολική, ασφαλή και οικονομική επιλογή. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) και το μαγνητοεγκεφαλογράφημα (MEG), είναι τεχνικές αυτής της κατηγορίας.

Προεπεξεργασία σήματος

Σε αυτό το σημείο, τα σήματα αποκτούν την τελική τους μορφή, ώστε να είναι έτοιμα για την επεξεργασία. Έτσι, ενισχύονται σε επιθυμητά επίπεδα, κατάλληλα για ηλεκτρονική επεξεργασία, ενώ επιπλέον φιλτράρονται. Η ενίσχυση μπορεί να πραγματοποιηθεί με διάφορες μεθόδους, επιλέγεται όμως εκείνη που ταιριάζει στην τεχνολογία του συγκεκριμένου συστήματος. Η

επιλογή του φίλτρου θα πρέπει να επιλεχθεί με προσοχή, αφού έχει ληφθεί υπόψη ότι τα σήματα βρίσκονται σε περιβάλλον υψηλού θορύβου. Εφόσον, λοιπόν, έχουν απαλλαχθεί από ανεπιθύμητο θόρυβο και λοιπά περιττά χαρακτηριστικά, τα σήματα μετατρέπονται σε ψηφιακή μορφή και μεταβιβάζονται στον υπολογιστή.

Επιλογή και εξαγωγή χαρακτηριστικών

Το τμήμα αυτό περιλαμβάνει την διαδικασία ανάλυσης των παραπάνω ψηφιακών, πλέον, σημάτων. Σκοπός είναι η εύρεση και ο διαχωρισμός ιδιαίτερων χαρακτηριστικών των σημάτων, καθώς και η αναπαράσταση αυτών σε κατάλληλη μορφή. Τα χαρακτηριστικά αυτά επιλέγονται κάθε φορά από τον εκάστοτε χρήστη και εξαρτώνται κυρίως από το επιθυμητό αποτέλεσμα. Έτσι, ποικίλει φυσικά και ο αριθμός τους. Συνήθως είναι ιδιαίτερα υψηλός, παρόλο που κάποια από τα χαρακτηριστικά μπορεί να κριθούν, εν τέλει, περιττά ή αναξιόπιστα. Θα πρέπει, σε κάθε περίπτωση, να είναι ικανά να περιγράψουν επαρκώς τα σήματα, αλλά παράλληλα να διευκολύνουν την εξαγωγή των συμπερασμάτων. Ακόμα, ας σημειωθεί πως η βέλτιστη επιλογή χαρακτηριστικών, διευκολύνει τελικά την κατάταξη των μετρούμενων σημάτων.

Κατηγοριοποίηση σημάτων

Αφού τα απαραίτητα χαρακτηριστικά έχουν εξαχθεί, θα πρέπει να μεταφραστούν σε εντολές συμβατές με την συσκευή εξόδου που χρησιμοποιείται (συνήθως υπολογιστής). Το συγκεκριμένο τμήμα, λοιπόν, υλοποιεί ακριβώς αυτήν την μετατροπή. Τώρα τα σήματα θα κατηγοριοποιηθούν με βάση τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά σε κλάσεις. Στην ουσία, στην κατηγοριοποίηση αποφασίζεται ποια ενέργεια του χρήστη εμπεριέχει κάθε μετρούμενο σήμα. Έτσι, κάθε κλάση αντιστοιχεί σε μία τέτοια ενέργεια χρήστη. Οι κλάσεις είναι προδιαγεγραμμένες και οι παρατηρήσεις αντιστοιχίζονται κατάλληλα σε αυτές, βάσει καθορισμένων “κανόνων”. Οι κανόνες αυτοί προκύπτουν από την χρήση κάποιου classifier, δηλαδή ενός μαθηματικού αλγορίθμου, ο οποίος “εκπαιδεύεται”, ώστε να καταλαβαίνει πως τα εισαγόμενα δεδομένα σχετίζονται με μία κλάση και να τα αντιστοιχίζει κατάλληλα. Η επιλογή του κατάλληλου για το σύστημα classifier, εξαρτάται από την τεχνολογία του, καθώς και τον σκοπό του. Τέλος, εφόσον έχει γίνει η ανάθεση του σήματος σε κάποια ενέργεια, η ενέργεια αυτή μεταφράζεται σε εντολή για τον υπολογιστή έτσι ώστε να πραγματοποιηθεί η επιθυμία του χρήστη.

Διεπαφή ελέγχου

Τις προηγούμενες εντολές χειρίζεται η εξωτερική συσκευή, προκειμένου να πραγματοποιηθούν οι επιθυμητές ενέργειες, όπως για παράδειγμα ο έλεγχος ενός κέρσορα, η λειτουργία ενός ρομποτικού χεριού, κτλ.

Ανάλυση Δομής Συστημάτων BCI με EEG

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) αποτελεί σήμερα την ευκολότερη, οικονομικότερη και λιγότερο επεμβατική μέθοδο. Λόγω των βασικών αυτών πλεονεκτημάτων που παρουσιάζει, είναι πολύ πιο διαδεδομένη από τις υπόλοιπες και χρησιμοποιείται κατά κόρον. Παρόλα αυτά, η ποιότητα των εγκεφαλικών σημάτων που παρέχει είναι -συγκριτικά- ιδιαίτερα χαμηλή. Το γεγονός αυτό οφείλεται στον τρόπο λειτουργίας του.

Σχεδίαση - Μέτρηση Σήματος

Το EEG αποτελείται από ένα σύνολο ηλεκτροδίων, ενισχυτές, A/D μετατροπείς και μία συσκευή εγγραφής. Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται πάνω στο δέρμα του ανθρώπινου κεφαλιού, από όπου και λαμβάνουν το σήμα. Στη συνέχεια, εκείνο θα περάσει μέσα από τους ενισχυτές, προκειμένου να αυξηθεί το πλάτος του και να μπορέσει να ψηφιοποιηθεί μετά με τον αποδοτικότερο τρόπο. Τέλος, το σήμα θα αποθηκευτεί στην εξωτερική συσκευή (συνήθως υπολογιστής), η οποία και θα εμφανίσει τα δεδομένα.

Τα ηλεκτρόδια που χρησιμοποιεί μια συσκευή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος μπορούν να τοποθετούνται είτε επιφανειακά, είτε να διαπερνούν ελαφρώς το κρανίο, σαν βελόνες. Η δεύτερη κατηγορία φυσικά παρέχει μεγαλύτερη ακρίβεια στην λήψη του εγκεφαλικού σήματος.

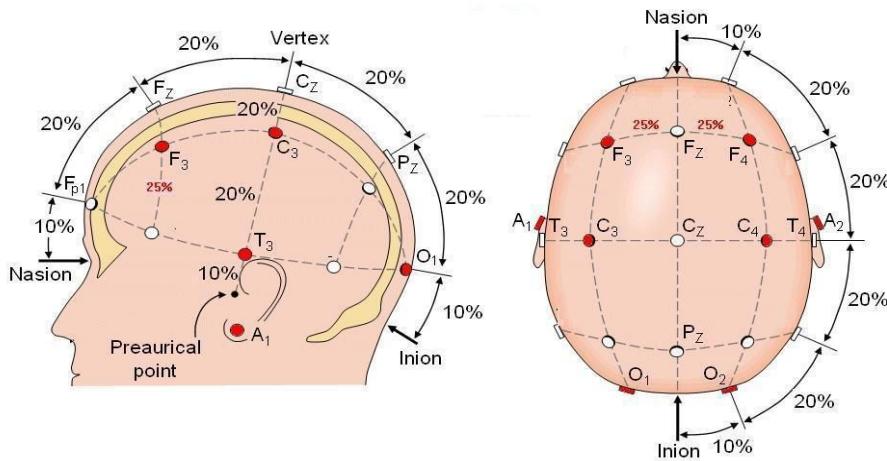
Ένα EEG σήμα μπορεί να μετρηθεί ως η διαφορά δυναμικού μεταξύ ενός “ενεργού” ηλεκτροδίου κι ενός ηλεκτροδίου αναφοράς. Δεδομένου ότι η διαφορά αυτή είναι υπερβολικά μικρή, η μέτρησή της διευκολύνεται με την χρήση διαφορικών ενισχυτών, οι οποίοι έχουν ως εισόδους τα δύο αυτά ηλεκτρόδια. Στην συνέχεια, το ενισχυμένο σήμα θα μετατραπεί σε ψηφία.

Πριν οποιαδήποτε μέτρηση, τα επιφανειακά ηλεκτρόδια πρέπει να καλυφθούν με ειδικό λιπαντικό. Εκείνο θα δημιουργήσει ένα αγώγιμο “δρόμο” για τα ηλεκτρόδια, μειώνοντας την αντίσταση που εμφανίζει η αλληλεπίδρασή τους με το δέρμα. Η παρουσία του λιπαντικού

εξασφαλίζει ένα σχετικά καλής ποιότητας σήμα. Μία άλλη ομάδα ηλεκτροδίων, που δεν απαιτούν χρήση λιπαντικής ουσίας, αντιμετωπίζουν το πρόβλημα της υψηλής αντίστασης με προενισχυτικά κυκλώματα.

Καθώς ο εγκέφαλος παράγει διαφορετικά σήματα σε καθε περιοχή του κρανίου, για την ανίχνευση και επεξεργασία όλων αυτών απαιτείται ένας ικανός αριθμός ηλεκτροδίων. Ο αριθμός αυτός ποικίλει και συνδέεται με το πλήθος των καναλιών που έχει μία συσκευή EEG. Με τον όρο “κανάλι”, αναφερόμαστε σε ηλεκτρόδιο, το οποίο αποτυπώνει μία εγκεφαλική δραστηριότητα. Επομένως, όσο περισσότερα κανάλια αξιοποιούνται, τόσο πιο λεπτομερής θα είναι η εικόνα του εγκεφάλου. Ένα τυπικό σύστημα EEG μπορεί να χρησιμοποιεί από ελάχιστα μέχρι και περισσότερα από 256 κανάλια. Αν, όμως, αυτό που επιθυμούμε είναι μεγαλύτερη ακρίβεια, προτείνεται η χρήση των 256 ηλεκτροδίων.

Στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στο κρανίο σε συγκεκριμένες θέσεις, που ορίζονται από το διεθνές σύστημα 10-20. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιεί δύο σημεία αναφοράς στο κεφάλι, ώστε να προσδιορίσει την θέση των ηλεκτροδίων. Το πρώτο (Nasion) βρίσκεται στην αρχή της μύτης, στο ίδιο επίπεδο με τα μάτια, ενώ το δεύτερο (Inion) στο πίσω μέρος του κεφαλιού, αντιδιαμετρικά από το πρώτο. Το όνομά του συστήματος οφείλεται στις μεταξύ των ηλεκτροδίων αποστάσεις, οι οποίες αντιστοιχούν στο 10% ή 20% της περιμέτρου που ενώνει τα δύο σημεία αναφοράς.



Στο σχήμα παρατηρούμε πως κάθε θέση ηλεκτροδίου προσδιορίζεται από ένα γράμμα, το οποίο αναφέρεται στην περιοχή από όπου ο εγκέφαλος “διαβάζεται”: Frontal (F), Temporal (T), Parietal (P), Occipital (O), and Central (C). Επιπλέον, μπορούμε να παρατηρήσουμε ένας δείκτη “z” σε κάποια σημεία, το οποίο προέρχεται από το “zero” και αντιστοιχεί στα ηλεκτρόδια που είναι στην μέση ακριβώς του κρανίου. Συνήθως είναι εκείνα που επιλέγονται ως ηλεκτρόδια

αναφοράς (ή γείωσης) για την είσοδο του ενισχυτή. Βέβαια, το ηλεκτρόδιο αναφοράς μπορεί να βρίσκεται οπουδήποτε στο κεφάλι, απλώς όχι σε σημείο όπου η δραστηριότητα είναι πολύ ισχυρή, γιατί τότε αποτρέπεται η ορθή μέτρηση πιο ασθενών δραστηριοτήτων.

Διαφορετικά τμήματα του εγκεφάλου παρέχουν ξεχωριστές λειτουργίες. Η χρήση του συστήματος 10-20 βοηθάει στον καθορισμό των θέσεων των ηλεκτροδίων, άρα και των δεδομένων που παρέχουν. Έτσι, λόγω τοποθεσίας, γνωρίζουμε με ακρίβεια σε ποια λειτουργία αντιστοιχεί κάθε εγκεφαλικό σήμα.

Τα σήματα που λαμβάνονται από τον EEG μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση την συχνότητά τους. Τα πιο γνωστά εύρη συχνοτήτων έχουν καθοριστεί λόγω βιολογικών χαρακτηριστικών ή σύμφωνα με την κατανομή στο κρανίο. Αυτές οι ζώνες συχνοτήτων αναφέρονται ως:

- Delta (δ): Συχνότητες κάτω των 4 Hz. Παρατηρείται σε ενήλικες συνήθως κατά την διάρκεια βαθύ ύπνου.
- Theta (θ): 4 - 7 Hz. Συχνότερα συναντάται σε νεαρά παιδιά.
- Alpha (α): 8 - 12 Hz. Είναι συνυφασμένο με την οπτική επεξεργασία και την μνήμη.
- Beta (β): 12 - 30 Hz. Συνδέεται με δραστηριότητες κίνησης.
- Gamma (γ): 30 - 100 Hz. Σχετίζεται με την πραγματοποίηση ή ανίχνευση κινήσεων, μεταξύ άλλων.

Signal Preprocessing

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το EEG ανιχνεύει την εγκεφαλική λειτουργία πάνω από το κρανίο, μετρώντας μεταβολές της τάσης που χαρακτηρίζουν την δραστηριότητα των νευρώνων. Παρά τα διάφορα πλεονεκτήματά του, το EEG είναι μια μέθοδος επιρρεπής στην μόλυνση των σημάτων που μετράει. Ακόμα και η κίνηση και το ανοιγόκλειμα των ματιών αποτελούν πηγή ανεπιθύμητων σημάτων που προστίθενται στο σήμα πληροφορίας. Τέτοιου είδους σήματα ονομάζονται *artifacts* και έχουν μεγάλη επίδραση στο τελικό μετρούμενο σήμα. Σε αυτά συμπεριλαμβάνεται και ο γενικός θόρυβος.

Κύριος στόχος του σταδίου προεπεξεργασίας του λαμβανόμενου σήματος είναι η απομάκρυνση των σημάτων τύπου *artifacts*. Τα *artifacts* χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, *extra-physiologic* και *physiologic*, όπως αναφέρεται στην βιβλιογραφία.

Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν τα ανεπιθύμητα σήματα που παράγονται από το περιβάλλον και όχι από το ανθρώπινο σώμα. Παραδείγματα πηγών τέτοιων σημάτων αποτελούν τα παρακάτω:

1. 60-Hz Εναλλασσόμενο Ρεύμα, λόγω ανεπαρκούς γείωσης των ηλεκτροδίων στο κεφάλι του ατόμου.
2. Λάθος τοποθέτηση των ηλεκτροδίων
3. Κίνηση τρίτων στο περιβάλλον γύρω από το BCI
4. Επιρροή από άλλον εξοπλισμό

Στην δεύτερη κατηγορία ανήκουν σήματα που δημιουργούνται μέσα στο σώμα. Μερικά από αυτά αναφέρονται παρακάτω:

1. *Electroculography (EOG)*: Σήμα που παράγεται από την κίνηση των ματιών
2. *Electrocardiogram (ECG)*: Σήμα που παράγεται από την παρεμβολή των χτύπων της καρδιάς. Αποτελεί ένα από τα μεγαλύτερα είδη παρεμβολής του σήματος πληροφορίας.
3. *Electromyogram (EMG)*: Σήμα που παράγεται λόγω της κίνησης των μυών

Πρέπει βέβαια να τονιστεί ότι η μορφή κάθε *artifact* είναι γνωστή, άρα η παρουσία τους μπορεί σε αρκετές περιπτώσεις να εντοπιστεί.

Φυσικά, η παρουσία συγκεκριμένων τύπων *artifacts*, κυρίως *extra-physiologic artifacts*, μπορεί να αποφευχθεί με την λήψη σωστών μετρήσεων, όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη ενότητα. Έπειτα, εφαρμόζονται και άλλες μέθοδοι καθαρισμού του σήματος.

Διάφορες συνιστώσες θορύβου μπορούν να απομακρυνθούν από το λαμβανόμενο σήμα με την χρήση ενός απλού γραμμικού φίλτρου. Εφόσον, ο θόρυβος αυτός (κάποιο *artifact*) δεν έχει επικαλυπτόμενο συχνοτικό περιεχόμενο με το σήμα πληροφορίας, είναι δυνατή η χρήση ενός γραμμικού φίλτρου (χαμηλοπερατού, ζωνοπερατού ή υψηπερατού) για την απομάκρυνση των συνιστωσών θορύβου σε συγκεκριμένη ζώνη συχνοτήτων. Απαιτείται βέβαια προσοχή, καθώς στην περίπτωση που κόβεται ζώνη συχνοτήτων στην οποία υπάρχει και μέρος του σήματος πληροφορίας, αυτό το τμήμα πληροφορίας χάνεται.

Συνήθως, υψηπερατό φιλτράρισμα χρησιμοποιείται για την απομάκρυνση του EOG αφού αυτό βρίσκεται στις χαμηλές συχνότητες. Επιπρόσθετα, χαμηλοπερατό φιλτράρισμα δύναται να κόψει μεγάλο μέρος του EMG.

Signal Enhancement

Μέχρι στιγμής λοιπόν, έχει γίνει μια κάποια απομάκρυνση *artifacts* από το σήμα. Στην συνέχεια απαιτείται η χρήση κάποιας μεθόδου έτσι ώστε να ενισχυθεί το σήμα και να αυξηθεί ο λόγος SNR του. Η επιλογή μιας μεθόδου εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, συμπεριλαμβανομένου του αριθμού ηλεκτροδίων και της χρησιμοποιούμενης τεχνολογίας.

Common Average Referencing

Αρχικά υποθέτουμε ότι η μέτρηση δυναμικού σε όλα τα ηλεκτρόδια γίνεται ως προς κάποιο άλλο κοινό ηλεκτρόδιο. Η μέση δραστηριότητα όλων των ηλεκτροδίων αφαιρείται από το μετρούμενο σήμα όλων των ηλεκτροδίων. Με αυτόν τον τρόπο προκύπτει σήμα που θεωρητικά δεν περιέχει θόρυβο. Αυτή η μέθοδος επιτυγχάνει αύξηση του SNR (Signal-to-Noise-Ratio), το οποίο στα σήματα EEG είναι αρκετά χαμηλό. Αρνητικό σημείο της μεθόδου αυτής αποτελεί το γεγονός ότι υπάρχουν προβλήματα στην εύρεση του απαιτούμενου μέσου όρου. Αυτά τα προβλήματα εμφανίζονται κυρίως λόγω πεπερασμένης πυκνότητας δειγμάτων.

Surface Laplacian

Μια προσέγγιση της πυκνότητας ρεύματος που εισέρχεται από το κρανίο ονομάζεται ‘*Surface Laplacian*’. Λειτουργεί ως ‘*spatial filter*’ και βοηθάει στην μείωση χωρικού θορύβου. Επίσης, είναι ένας τρόπος απεικόνισης του EEG με υψηλή χωρική ευκρίνεια. Δεν επηρεάζεται από *artifacts* που παράγονται σε ακάλυπτες περιοχές του εγκεφάλου και επίσης επιλύει το πρόβλημα ηλεκτροδίου αναφοράς.

Adaptive Filtering

Αξίζει να αναφερθεί ότι υπάρχουν και τα λεγόμενα ‘*Adaptive Filters*’ που προσαρμόζονται στο φάσμα του σήματος EEG έτσι ώστε να είναι πιο αποτελεσματική η απομάκρυνση των *artifacts*. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να απομακρυνθούν και *artifacts* που έχουν επικαλυπτόμενο συχνοτικό περιεχόμενο με το σήμα πληροφορίας. Χρησιμοποιώντας τον γνωστό αλγόριθμο *Least Mean Square (LMS)* τα *artifacts* αυτά μπορούν να απομακρυνθούν αποτελεσματικά. Έχει επίσης προταθεί και ένας νέος αλγόριθμος για τα ‘*Adaptive Filters*’, με το όνομα *Recursive Least Squares (RLS)*, ο οποίος απομακρύνει τα *artifacts* και αυξάνει το SNR του σήματος.

Σύνοψη Μεθόδων

Μέθοδος	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
Common Average Referencing	Καλύτερη επίδοση από τις μεθόδους αναφοράς (reference methods) Δημιουργεί βελτιωμένο SNR	Υπάρχουν προβλήματα στον υπολογισμό μέσων όρων λόγω finite sample density και μη-ολοκληρωμένης κάλυψης κεφαλιού
Surface Laplacian	Εύρωστη ως προς τα artifacts που παράγονται σε ακάλυπτα σημεία του κεφαλιού. Επιλύει το λεγόμενο electrode reference problem	Ευαίσθητη μέθοδος
Adaptive Filtering	Λειτουργεί καλά σε σήματα με επικαλυπτόμενη πληροφορία και θόρυβο	--

Feature Extraction & Selection

Το βήμα της εξαγωγής χαρακτηριστικών κρίνεται από πολλούς ως ένα αρκετά κρίσιμο βήμα στην λειτουργία του BCI. Μια καλή επιλογή χαρακτηριστικών μπορεί να αυξήσει σημαντικά το ποσοστό επιτυχίας της κατηγοριοποίησης (classification) που θα πραγματοποιηθεί στην συνέχεια. Με αυτά τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, θα πρέπει να είμαστε σε θέση να ξεχωρίσουμε και να εντοπίσουμε τις διάφορες καταστάσεις του εγκεφάλου που θέλουμε να αναγνωρίσουμε. Πρέπει όμως να γίνει μια επιλογή χαρακτηριστικών μέσα από την γκάμα των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί έτσι ώστε να γίνεται με επιτυχία η κατηγοριοποίηση (classification) ύστερα (το λεγόμενο πρόβλημα curse of dimensionality). Το τελευταίο είναι απαραίτητο γιατί έχει δειχθεί ότι τα δεδομένα που απαιτούνται έτσι ώστε να περιγραφεί σωστά κάθε κλάση αυξάνεται εκθετικά με το πλήθος των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών.

Μια καλή πρακτική λοιπόν είναι το πλήθος των χαρακτηριστικών να είναι 5-10 φορές μικρότερο από τον αριθμό των *training examples* για κάθε κλάση. Η κάθε κλάση αντιπροσωπεύει μια διαφορετική κατάσταση που θέλουμε να μπορούμε να αναγνωρίσουμε.

Τα χαρακτηριστικά μπορούν να εξαχθούν με διάφορους τρόπους. Μερικοί από αυτούς αναφέρονται παρακάτω.

Χωρική Πληροφορία

Τα χαρακτηριστικά μπορούν να εξαχθούν με βάση κάποιο χωρικό κριτήριο. Τέτοια χαρακτηριστικά βασίζονται στην χωρική προέλευση κάποιου σχετικού σήματος. Πρακτικά, αυτό σημαίνει ότι επιλέγονται συγκεκριμένα κανάλια EEG, ή δίνεται προσοχή σε κάποια από αυτά. Παράγεται δηλαδή κάποιος συνδυασμός χαρακτηριστικών από διαφορετική προέλευση εφαρμόζοντας *spatial filtering*.

Συχνοτική Πληροφορία

Τέτοια χαρακτηριστικά περιγράφουν συνήθως την κατανομή της ισχύος σε κάποια συγκεκριμένη μπάντα συχνοτήτων.

Χρονική Πληροφορία

Τα χαρακτηριστικά που βασίζονται σε πληροφορία για τον χρόνο περιγράφουν την μεταβολή του σήματος(πλάτος) με τον χρόνο. Συνήθως χρησιμοποιούνται τιμές του σήματος σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές ή η συμπεριφορά του σε κάποιο δεδομένο χρονικό παράθυρο.

Στην βιβλιογραφία υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι, οι οποίοι επιλέγουν αυτόμata ένα υποσύνολο των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί. Το υποσύνολο αυτό στην συνέχεια θα χρησιμοποιηθεί από το σύστημα. Τέτοιου είδους αλγόριθμοι ονομάζονται *feature selection algorithms* και χρησιμοποιούνται αρκετά στον τομέα του *Machine Learning*. Ουσιαστικά δηλαδή μετά την εξαγωγή μεγάλου πλήθους χαρακτηριστικών απαιτείται η επιλογή κάποιων από αυτά για χρήση στο σύστημα. Χωρίζονται σε δύο κατηγορίες.

Univariate Algorithms

Υπολογίζουν την διακριτική ικανότητα του κάθε χαρακτηριστικού ξεχωριστά και στην συνέχεια επιλέγουν τα N χαρακτηριστικά με την καλύτερη διακριτική ικανότητα (το πλήθος N ορίζεται από πριν). Η χρησιμότητα του κάθε χαρακτηριστικού, δηλαδή η συμβολή του στην διάκριση κλάσεων, βρίσκεται χρησιμοποιώντας για παράδειγμα *Student t-statistics*. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι υπολογιστικά γρήγοροι, αλλά δεν εντοπίζουν το βέλτιστο υποσύνολο χαρακτηριστικών. Αυτό συμβαίνει γιατί λαμβάνουν υπόψιν μόνο την ατομική συμβολή του κάθε χαρακτηριστικού αγνοώντας την εξάρτηση ίσως δυο χαρακτηριστικών μεταξύ τους ή την αλληλοσυμπλήρωση

κάποιων άλλων. Με άλλα λόγια, το βέλτιστο υποσύνολο N χαρακτηριστικών δεν είναι απαραίτητα το υποσύνολο των καλύτερων N ατομικά χαρακτηριστικών.

Multivariate Algorithms

Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι αξιολογούν υποσύνολα χαρακτηριστικών και εντοπίζουν το υποσύνολο με την καλύτερη επίδοση. Χρησιμοποιούν μέτρα όπως η επίδοση του *classifier* με το δεδομένο υποσύνολο χαρακτηριστικών. Η χρήση κάποιων μέτρων οδηγεί επίσης και στο βέλτιστο πλήθος N των χαρακτηριστικών. Οι αλγόριθμοι αυτοί λαμβάνουν δηλαδή υπόψιν τους και την σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών, δηλαδή την πιθανή εξάρτηση ή αλληλοσυμπλήρωση κάποιων μεταξύ τους. Οι αλγόριθμοι αυτοί ωστόσο, απαιτούν μεγάλη υπολογιστική ισχύ αφού πρέπει να υπολογίζουν την χρησιμότητα υποσυνόλων μεταβλητού πλήθους. Συνήθως λοιπόν εφαρμόζονται άπληστες μέθοδοι που δεν είναι βέλτιστες, αλλά οδηγούν σε καλύτερα αποτελέσματα από τις μεθόδους *univariate*.

Στην συνέχεια περιγράφονται κάποιες ευρέως χρησιμοποιούμενες μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών. Η χρησιμότητά τους έγκειται στο γεγονός ότι έχει δειχθεί πως το *classification* πετυχαίνει υψηλότερα ποσοστά επιτυχίας όταν χρησιμοποιείται υποσύνολο των χαρακτηριστικών που έχουν βρεθεί (γίνεται δηλαδή *feature selection*) συγκριτικά με την περίπτωση χρήσης όλων των γνωστών χαρακτηριστικών.

Genetic Algorithm (GA)

Γενικά, ο γενετικός αλγόριθμος είναι μια τεχνική εύρεσης λύσης σε προβλήματα βελτιστοποίησης ή αναζήτησης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν κατηγορία των *Evolutionary Algorithms*, οι οποίοι βασίζονται σε αρχές της βιολογίας όπως η εξέλιξη και η φυσική επιλογή. Ουσιαστικά λειτουργούν με βάση μια ακολουθία γενεών, ο πληθυσμός των οποίων παράγει την επόμενη γενεά προσπαθώντας να βελτιστοποίησει κάποιο κριτήριο, στην συγκεκριμένη περίπτωση την ικανότητα να γίνει σωστή κατηγοριοποίηση. Σε κάθε μέλος της γενιάς ανατίθεται ένα «χρωμόσωμα» μήκους n (για η χαρακτηριστικά) που η τιμή του σε κάθε θέση $(0, 1)$ δηλώνει εάν το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό θα χρησιμοποιηθεί στο *classification*. Στην συνέχεια αξιολογείται η ικανότητα σωστού *classification* με το κάθε μέλος και επιζούν τα μέλη με την μέγιστη ικανότητα. Η ικανότητα αυτή εντοπίζεται με χρήση κάποιου αλγορίθμου τύπου *clustering* (δημιουργίας κλάσεων).

Principal Component Analysis (PCA)

Η συγκεκριμένη τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέθοδος μείωσης της διάστασης του διανύσματος χαρακτηριστικών (dimensionality reduction), δηλαδή της περιγραφής των δεδομένων. Ουσιαστικά, εντοπίζει την συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών και παράγει μια απεικόνιση-περιγραφή των δεδομένων μικρότερης διάστασης (λιγότερα σε πλήθος χαρακτηριστικά), η οποία ίσως περιγράφει καλύτερα και δεδομένα εκτός των δεδομένων εκπαίδευσης που είναι γνωστά. Συνοψίζοντας, η μέθοδος μετασχηματίζει ένα σύνολο των μεταβλητών σε ένα άλλο σύνολο k<m ασυσχέτιστων μεταβλητών που περιγράφει καλά τα δεδομένα.

Common Spatial Patterns (CSP)

Χρησιμοποιείται κυρίως σε περιπτώσεις μέτρησης σημάτων με πολλά κανάλια (πολλά ηλεκτρόδια). Η μέθοδος χρησιμοποιεί έναν γραμμικό μετασχηματισμό έτσι ώστε να βρεθεί η προβολή του αρχικού (πολλών καναλιών) συνόλου δεδομένων σε έναν χωρικό χώρο μικρότερης διάστασης με την χρήση ενός πίνακα μετασχηματισμού. Ο CSP οδηγεί σε υψηλά ποσοστά σωστής κατηγοριοποίησης, είναι υπολογιστικά αποδοτικός και εύκολος στην υλοποίηση.

Signal Classification

Το τελευταίο βήμα της διαδικασίας επεξεργασίας των μετρούμενων σημάτων είναι το στάδιο όπου αποφασίζεται ποια ενέργεια του χρήστη εμπεριέχει το κάθε μετρούμενο σήμα. Αφού βρεθεί η περιγραφή του σήματος με βάση τα χαρακτηριστικά που έχουν επιλεχθεί ανατίθεται μια κλάση στο διάνυσμα χαρακτηριστικών που περιγράφει το σήμα. Η κλάση αυτή ουσιαστικά αντιστοιχεί σε κάποια ενέργεια του ατόμου που έχει συμπεριληφθεί στο σύστημα. Για να γίνει ανάθεση κλάσης στο διάνυσμα χαρακτηριστικών απαιτείται η χρήση κάποιου *classifier*. Για να μπορεί να λειτουργήσει ο *classifier* θα πρέπει πρώτα να «εκπαιδευτεί». Δίνοντάς του ως είσοδο σήματα με γνωστή την ενέργεια που περιγράφουν, πταίρουν τιμές οι παράμετροί του. Αυτά τα δεδομένα ονομάζονται *training set* και έχουν παρθεί από τον χρήστη του συστήματος από πριν. Στην συνέχεια για κάποιο νέο διάνυσμα χαρακτηριστικών (δηλαδή για κάποιο νέο σήμα) ο *classifier* λαμβάνει μια απόφαση σχετικά με την κλάση στην οποία θα το αντιστοιχίσει. Φυσικά, αφού γίνει η ανάθεση του σήματος σε κάποια ενέργεια, η ενέργεια αυτή μεταφράζεται σε εντολή

για τον υπολογιστή έτσι ώστε να πραγματοποιηθεί η επιθυμία του χρήστη. Οι *classifiers* χωρίζονται με διάφορους τρόπους. Κάποιοι από αυτούς φαίνονται παρακάτω.

Generative Classifiers & Discriminative Classifiers

Οι *generative classifiers* κατατάσσουν ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών σε κάποια κλάση υπολογίζοντας πρώτα την πιθανότητα να υπάγεται σε όλες τις δυνατές κλάσεις και επιλέγοντας ύστερα την κλάση με την μεγαλύτερη σχετική πιθανότητα. Οι *discriminative classifiers* μαθαίνουν να κατατάσσουν κάθε διάνυσμα άμεσα σε κάποια κλάση μαθαίνοντας μόνο τον τρόπο διαχωρισμού των διάφορων κλάσεων.

Static Classifiers & Dynamic Classifiers

Οι *static classifiers* δεν λαμβάνουν υπόψιν τους χρονική πληροφορία κατά την κατηγοριοποίηση κάποιου διανύσματος. Αντίθετα, οι *dynamic classifiers* έχουν την δυνατότητα κατηγοριοποίησης ακολουθίας διανυσμάτων χαρακτηριστικών λαμβάνοντας υπόψιν και την πληροφορία χρονικών μεταβολών.

Stable Classifiers & Unstable Classifiers

Οι *stable classifiers* χαρακτηρίζονται από χαμηλή πολυπλοκότητα και μικρή αλλαγή στην επίδοση με κάποια μικρή μεταβολή στα δεδομένα. Αντίθετα, οι *unstable classifiers* έχουν υψηλή πολυπλοκότητα και μικρές αλλαγές στο *training set* μπορεί να οδηγήσουν σε σημαντική αλλαγή της επίδοσης του αλγορίθμου.

Τα βασικά προβλήματα

Όπως έχει ήδη αναφερθεί ένα σημαντικό πρόβλημα που πρέπει να αντιμετωπιστεί είναι το πρόβλημα της διάστασης του διανύσματος χαρακτηριστικών (*curse of dimensionality*). Όσο δηλαδή αυξάνεται η διάσταση του διανύσματος χαρακτηριστικών, το πλήθος των δεδομένων που απαιτείται για την περιγραφή των κλάσεων επίσης αυξάνεται (εκθετικά). Με άλλα λόγια, ένα *training set* σχετικά μικρό ως προς την διάσταση του διανύσματος κατάστασης θα οδηγήσει μάλλον σε κακή επίδοση του αλγορίθμου ταξινόμησης.

Το δεύτερο πρόβλημα ονομάζεται *bias-variance tradeoff*. Σε ένα σύστημα που πραγματοποιεί *classification* το μέσο τετραγωνικό σφάλμα στην κατηγοριοποίηση εξαρτάται από τρεις βασικούς παράγοντες:

- Θόρυβος: Ο θόρυβος που υπάρχει στο σύστημα και δεν υπάρχει τρόπος μείωσής του

- Bias: Το συστηματικό σφάλμα-απόκλιση μεταξύ του υπολογισμένου (από το σύστημα) και του βέλτιστου (πραγματικού) *mapping*. Αυτό εξαρτάται κυρίως από την μέθοδο κατηγοριοποίησης.
- Variance: Η ευαισθησία στο χρησιμοποιούμενο *training set*

Γενικά απαιτείται να γίνει ένας συμβιβασμός ανάμεσα στο *bias* και το *variance*. Ανάλογα με την χρησιμοποιούμενη μέθοδο προκύπτουν και διαφορετικά *bias* και *variance*.

Κατηγορίες Classification Algorithms

Linear Classifiers

Είναι *discriminative classifiers* που χρησιμοποιούν γραμμικές συναρτήσεις για τον διαχωρισμό των κλάσεων.

Linear Discriminant Analysis

Ο στόχος της είναι να χρησιμοποιήσει υπερεπίπεδα για τον διαχωρισμό των κλάσεων, δηλαδή των δεδομένων που υπάγονται στις κλάσεις. Για ένα πρόβλημα δύο κλάσεων, η κλάση ενός διανύσματος χαρακτηριστικών καθορίζεται από την πλευρά του υπερεπιπέδου στο οποίο βρίσκεται το διάνυσμα. Η μέθοδος αυτή είναι υπολογιστικά προσιτή, για αυτό και χρησιμοποιείται συχνά.

Support Vector Machine

Είναι και αυτή η μέθοδος τύπου *discriminative classifier* που λειτουργεί με χρήση υπερεπιπέδου, αλλά το επιλεγόμενο υπερεπίπεδο είναι αυτό που μεγιστοποιεί την απόσταση από τα κοντινότερά του *training points*. Ο συγκεκριμένος *classifier* έχει καλή δυνατότητα γενίκευσης σε δεδομένα και δεν επηρεάζεται πολύ από το πρόβλημα *curse of dimensionality*. Βέβαια απαιτείται και η χειροκίνητη επιλογή κάποιων παραμέτρων.

Neural Networks

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από επίπεδα τεχνητών νευρώνων. Ένα επίπεδο λαμβάνει ως είσοδο την έξοδο του προηγούμενου επιπέδου και παράγει μια έξοδο που διοχετεύεται στο επόμενο επίπεδο. Το τελευταίο επίπεδο παράγει την έξοδο του συστήματος. Οι παράμετροι του κάθε νευρώνα προκύπτουν μέσω του σταδίου της εκπαίδευσης του δίκτυου. Αφού το δίκτυο εκπαιδευτεί μπορεί να χρησιμοποιηθεί για *classification*, έχοντας πια μη-γραμμικές συναρτήσεις ως όρια μεταξύ κλάσεων. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι *adaptive*, με την έννοια ότι μπορούν να

τροποποιήσουν τον εαυτό τους όσο μαθαίνουν από την αρχική εκπαίδευσή τους και όσο διοχετεύεται σε αυτά περισσότερη πληροφορία. Υπάρχουν διάφορες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων.

Nonlinear Bayesian Classifiers

Οι συγκεκριμένοι classifiers παράγουν μη-γραμμικά όρια μεταξύ των κλάσεων. Είναι *generative* και έχουν καλύτερη ικανότητα αποτελεσματικής απόρριψης αβέβαιων δειγμάτων από τους *discriminative*. Εκτός από την παρακάτω υποκατηγορία υπάρχει και ο γνωστός *dynamic classifier Hidden Markov Model*.

Bayes Quadratic

Σε ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών ανατίθεται η κλάση με την μέγιστη πιθανότητα να ανήκει σε αυτήν το διάνυσμα. Υπολογίζονται πρώτα λοιπόν οι *a-posteriori* πιθανότητες να ανήκει το διάνυσμα χαρακτηριστικών στις δυνατές κλάσεις και εφαρμόζοντας το κριτήριο MAP (Maximum A Posteriori) επιλέγεται η κλάση που τελικά ανατίθεται στο διάνυσμα. Ο *Bayes Quadratic* υποθέτει κανονική κατανομή των δεδομένων. Έτσι προκύπτουν και *quadratic* όρια περιοχών των κλάσεων και άρα προέκυψε και το όνομα.

Nearest Neighbor Classifiers

Ανήκουν στην κατηγορία των *nonlinear discriminative classifiers*. Ένα διάνυσμα κατάστασης ανατίθεται σε κλάση ανάλογα με τους κοντινότερους γείτονές του (στο διάγραμμα με άξονες τα χαρακτηριστικά). Για παράδειγμα, ο classifier *k-Nearest Neighbors* αναθέτει ένα διάνυσμα στην κλάση που υπερισχύει ανάμεσα στα *k* κοντινότερα σημεία (ως προς το εξεταζόμενο διάνυσμα) στο διάγραμμα χαρακτηριστικών. Ο συγκεκριμένος όμως classifier δεν χρησιμοποιείται ιδιαίτερα στα συστήματα BCI, διότι επηρεάζεται πάρα πολύ από το πρόβλημα *curse-of-dimensionality*.

Πίνακας Χρήσης των Classifiers Ανάλογα με τα Υπάρχοντα Προβλήματα

Πρόβλημα	Classifier
Θόρυβος & Outliers	Discriminative (SVM)

High Dimensionality*	SVM & Dynamic Classifiers (εάν η υψηλή διάσταση οφείλεται στην χρήση πολλών χρονικών διαστημάτων)
Non-Stationarity	Stable Classifiers (SVM, LDA, combination of the two)
Small Training Set	LDA (use of only a few parameters)

*Παρά την αντιμετώπιση του προβλήματος από τους προαναφερθέντες *classifiers* προτείνεται πάντα *dimensionality reduction* και *feature selection*.

Computer Interaction

Το τελευταίο στάδιο σε ένα σύστημα BCI έχει διαφορετική μορφή ανάλογα με την εφαρμογή και για αυτό κρίνεται σκόπιμο να παρουσιαστούν διάφορα παραδείγματα στις επόμενες σελίδες, όπου αναλύονται οι εφαρμογές συστημάτων BCI. Ουσιαστικά περιλαμβάνει το *control interface* του συστήματος που ελέγχει και υλοποιεί τις επιθυμητές από τον χρήστη κινήσεις.

Εφαρμογές

Το EEG αποτελεί την πιο ώριμη και ευρέως διαδεδομένη τεχνολογία BCI σήμερα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη χρήση του σε ένα πολύ μεγάλο εύρος εφαρμογών που άπτονται σε ένα αρκετά ευρύ φάσμα της ανθρώπινης δραστηριότητας. Ιδιαίτερη προσοχή έχει δοθεί στην ιατρική εκμετάλλευση της τεχνολογίας για την πρόληψη και την αντιμετώπιση παθήσεων, στην ενσωμάτωσή της σε εφαρμογές των υπολογιστών, καθώς στη βελτίωση της αποδοτικότητας και της ποιότητας ζωής του ατόμου με τη χρήση αυτής.

Ιατρική

Διάγνωση

Alzheimer

To alzheimer είναι μία νευροεκφυλιστική θανατηφόρα ασθένεια και αποτελεί μία μορφή ανίας. Οι κύριες μέθοδοι διάγνωσής του είναι οι νευροψυχολογικές εξετάσεις καθώς και η εξαγωγή

πληροφορίας μέσω των μεθόδων CSF, MRI και PET. Το EEG αποτελεί μία χαμηλού κόστους και μη επεμβατική λύση που μπορεί να συμβάλει στις προσπάθειες έγκαιρης διάγνωσης της νόσου, κυρίως μέσω του εντοπισμού των ERPs που αυτό επιτρέπει.

Επιληψία

Η επιληψία πλήττει περίπου το 1% του παγκόσμιου πληθυσμού και είναι μια χρόνια νευρολογική πάθηση που χαρακτηρίζεται από επιληπτικές κρίσεις. Η επιληπτική κρίση προκαλείται από μία σύντομη εγκεφαλική διαταραχή που χαρακτηρίζεται από αυξημένες εκφορτίσεις των νευρώνων του φλοιού στον εγκέφαλο. Το σήμα EEG αποτελεί μία από τις καλύτερες μεθόδους εντοπισμού της επιληψίας. Το ερευνητικό ενδιαφέρον εντοπίζεται στην ανάπτυξη μεθόδων για τη διάγνωση της επιληψίας, καθώς και για τον εντοπισμό των επιληπτικών κρίσεων σε πραγματικό χρόνο.

Disorder of Consciousness

Το EEG μπορεί να βοηθήσει και στην περίπτωση της διαταραχής της επίγνωσης (Disorder of Consciousness), κατά την οποία άτομα που έχουν υποστεί κάποια τραυματική εμπειρία ή εγκεφαλικό δεν δείχνουν σημάδια επίγνωσης του περιβάλλοντός τους, καθώς δεν αντιδρούν σε εξωτερικά ερεθίσματα. Παρ' όλα αυτά, υπάρχει μεγάλη πιθανότητα το άτομο να έχει κανονικά συνείδηση. Έτσι, το BCI με EEG μπορεί να βοηθήσει τα συγκεκριμένα άτομα να χειριστούν μέσω των εγκεφαλικών σημάτων τους κάποια ρομποτική συσκευή, έπειτα από προτροπή των γιατρών και εφόσον αυτό επιτευχθεί, επιβεβαιώνεται ότι έχουν επίγνωση του περιβάλλοντός τους.

Θεραπεία

Βιοανατροφοδότηση

Κύρια μέθοδος θεραπείας μέσω της χρήσης EEG είναι αυτή της βιοανατροφοδότησης. Η διαδικασία αυτή βασίζεται στη συλλογή και ανάλυση εγκεφαλικών σημάτων, στη συσχέτισή τους με μοτίβα που έχουν προκαθοριστεί και τα οποία αποτυπώνουν συγκεκριμένες καταστάσεις και

τέλος, στην παρουσίαση των αποτελεσμάτων που συλλέχθηκαν στο υπό μελέτη άτομο. Αυτή η παρουσίαση, έχει ως στόχο την ενημέρωση του ατόμου για την εγκεφαλική του δραστηριότητα, συνήθως μέσω οπτικοακουστικών ερεθισμάτων και την προτροπή του για μεταβολή της ψυχολογικής και νοητικής του κατάστασης, ώστε να επιτευχθεί ένας επιθυμητός στόχος.

Παραδείγματα ασθενειών που έχει επιχειρηθεί να αντιμετωπιστούν με αυτόν τον τρόπο είναι το έντονο άγχος, η διάσπαση προσοχής και το μετατραυματικό σοκ. Ο ασθενής, μπορεί ανα πάσα στιγμή να παρακολουθήσει την εγκεφαλική του δραστηριότητα μέσω φιλικών προς αυτόν αναπαραστάσεων και παροτρύνεται μέσω ασκήσεων να φτάσει την εγκεφαλική του δραστηριότητα σε σημεία που σχετίζονται με την ηρεμία και τη χαλάρωση. Στην περίπτωση της διάσπασης προσοχής, μπορούν να εφαρμοστούν συγκεκριμένες ασκήσεις. Για παράδειγμα, οι ασθενείς καλούνται να παρακολουθήσουν την αγαπημένη τους ταινία, η οποία τίθεται σε αναμονή κάθε φορά που εντοπίζονται εγκεφαλικά σήματα που υποδηλώνουν αφαίρεση του ατόμου. Άρα το άτομο, προσπαθεί να συγκεντρωθεί στην ταινία που παρακολουθεί, ώστε αυτή να συνεχίσει να παίζει. Ένα άλλο παράδειγμα είναι ο χειρισμός ενός τηλεκατευθυνόμενου ελικόπτερου. Το ελικόπτερο πετάει όσο ο ασθενής παραμένει συγκεντρωμένος. Όταν υπάρξει διάσπαση προσοχής, το ελικόπτερο ξεκινάει την κάθοδο, με αποτέλεσμα το άτομο να προσπαθεί εκ νέου να συγκεντρωθεί στο χειρισμό του, ώστε το ελικόπτερο να παραμείνει στον αέρα.

Διαταραχή του ύπνου

Η διαταραχή του ύπνου και η βελτίωση της ποιότητάς του, είναι άλλη μία εφαρμογή της χρήσης EEG σε συνδυασμό με τη μουσική. Κάθε βράδυ, το άτομο φοράει στον ύπνο του έναν ηλεκτροεγκεφαλογράφο και κάποια ακουστικά, τα οποία εκπέμπουν συγκεκριμένες συχνότητες, ανάλογα με αυτές στις οποίες λειτουργεί ο εγκέφαλος τη δεδομένη χρονική στιγμή. Είναι συγκεκριμένες οι συχνότητες στις οποίες ο ανθρώπινος εγκέφαλος βρίσκεται όταν το άτομο κοιμάται και όταν δεν κοιμάται. Έτσι, κατά τη διάρκεια του ύπνου, μέσω κατάλληλων ακουστικών ερεθισμάτων, μπορεί να επιτευχθεί ο συγχρονισμός του εγκεφάλου σε επιθυμητές συχνότητες, για την επίτευξη καλύτερης ποιότητας ύπνου.

Ανάκαμψη

Ομιλία

Η δημοφιλέστερη, ίσως, εφαρμογή του EEG είναι αυτή κατά την οποία δίνεται η δυνατότητα επικοινωνίας (γραφής ή ομιλίας) σε άτομα που έχουν χάσει τη φωνή τους. Σε αυτήν την κατηγορία των συσκευών ξεχωρίζει ο P300 speller που εκμεταλλεύεται το P300 ERP (Event Related Potential) ώστε να εντοπίσει το γράμμα στο οποίο συγκεντρώνει την προσοχή του ο χρήστης, μεταξύ όλων των γραμμάτων που απεικονίζονται σε μία οθόνη. Το P300 είναι ένα σήμα το οποίο προκαλείται από ένα οπτικό ερέθισμα που λαμβάνει ο χρήστης και συνήθως είναι το αναβόσμημα του γράμματος το οποίο εκείνος θέλει να τυπώσει. Τα γράμματα οργανώνονται σε γραμμές και στήλες που αναβοσβήνουν συνεχώς. Με τον εντοπισμό των P300 σημάτων, μπορεί να διαπιστωθεί η ακριβής θέση (x,y) του συμβόλου στο οποίο έχει επικεντρώσει την προσοχή του ο χρήστης και άρα αυτό το σύμβολο τυπώνεται. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρις ότου ο χρήστης ολοκληρώσει το λόγο του.

Κινητικές Δυσκολίες

Στην περίπτωση που ένα άτομο έχει χάσει κάποιο από τα άκρα του ή μέρος της λειτουργικότητάς τους, υπάρχει η δυνατότητα ανάκτησης της κίνησης τους μέσω προσθετικών άκρων, τα οποία μπορεί να χειρίζεται ο ίδιος μέσω εγκεφαλικών σημάτων. Ένα τέτοιο σύστημα αποτελείται από δύο βασικά μέρη. Το πρώτο αφορά στην αναγνώριση της πρόθεσης του ατόμου να εκτελέσει μια συγκεκριμένη κίνηση, ενώ το δεύτερο στην μετάδοση αυτής της πληροφορίας στο επιθυμητό άκρο για τη διεκπεραίωσή της. Το EEG χρησιμεύει στο πρώτο στάδιο, όπου μελετάται η δραστηριότητα του φλοιού κίνησης του εγκεφάλου, προκειμένου να εξαχθούν τα κατάλληλα συμπεράσματα για το είδος της κίνησης που το άτομο επιθυμεί να εκτελέσει.

Εγκεφαλικό

Το εγκεφαλικό αποτελεί τη δεύτερη, ποσοστιαία, αιτία θανάτου και την τρίτη αιτία αναπηρίας, παγκοσμίως. Η συχνότητά του έχει αυξηθεί τα τελευταία 20 χρόνια ενώ η συντριπτική πλειοψηφία των ατόμων που έχουν υποστεί εγκεφαλικό δεν καταφέρνει να ανακτήσει πλήρως τη λειτουργικότητά της. Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι παθόντες είναι αυτό της κίνησης. Έτσι, έχουν εμφανιστεί λύσεις που υιοθετούν ρομποτικούς βραχίονες τους οποίους οι ασθενείς ελέγχουν εγκεφαλικά, προκειμένου να ανακτηθεί μέρος αυτής. Σε κάποιες περιπτώσεις, τοποθετούνται ακόμη και εμφυτεύματα, τα οποία μπορούν να ερεθίσουν με ηλεκτρικά σήματα τα πραγματικά άκρα. Το EEG χρησιμοποιείται κυρίως για την καταγραφή εγκεφαλικών σημάτων τα οποία θα επιτρέψουν στους ερευνητές να κατανοήσουν σε μεγαλύτερο βάθος τον φλοιό κίνησης του εγκεφάλου και τους μηχανισμούς ευπλασίας του. Τα αποτελέσματα από τη χρήση αυτής της τεχνολογίας σε ασθενείς που έχουν υποστεί εγκεφαλικό είναι αρκετά ενθαρρυντικά και το ερευνητικό ενδιαφέρον παραμένει αμείωτο.

Μάθηση

Το EEG μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την βελτίωση της διαδικασίας της εκπαίδευσης τόσο σε υγιή άτομα, όσο και σε άτομα με μαθησιακές δυσκολίες, καθώς και για την βελτίωση της ικανότητας του εγκεφάλου να μαθαίνει.

Για τη βελτίωση της αποδοτικότητας της μάθησης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν EEG σήματα, τα οποία παρατηρούν σε πραγματικό χρόνο την εγκεφαλική δραστηριότητα του μαθητή και αναλύοντάς την, μπορούν να αποφανθούν για την τρέχουσα κατάσταση του εγκεφάλου. Αυτό που ενδιαφέρει είναι το κατά πόσο συγκεντρωμένος είναι ο μαθητής αλλά και ξεκούραστος. Έτσι, είναι πιο εύκολο για τον δάσκαλο να γνωρίζει το πώς θα μπορέσει να εγκλιματίσει τον μαθητή του, αλλά και το πώς θα οργανώσει το μάθημά του. Για παράδειγμα, προχωρημένα θέματα δεν παρουσιάζονται όταν ο μαθητής δεν χαρακτηρίζεται από απόλυτη διαύγεια. Σε αυτές τις περιπτώσεις, αφιερώνεται παραπάνω χρόνος στην αφομοίωση των ήδη διδαχθέντων εννοιών.

Οι μαθησιακές δυσκολίες μπορούν να αντιμετωπιστούν εντοπίζοντας αρχικά το σημείο του εγκεφάλου το οποίο παρουσιάζει τη δυσλειτουργία. Αυτό επιτρέπει την επιλογή κατάλληλων νοητικών ασκήσεων, στη συνέχεια, οι οποίες στοχεύουν στην εκπαίδευση της συγκεκριμένης περιοχής του εγκεφάλου.

Targeted Neuroplasticity Training

Η Υπηρεσία Έρευνας Προηγμένων Αμυντικών Προγραμμάτων των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής (DARPA) έχει επενδύσει στο ερευνητικό πρόγραμμα Targeted Neuroplasticity Training, που έχει ως στόχο να ενισχύσει την νευροπλαστικότητα του εγκεφάλου, ώστε να μπορεί να μαθαίνει γρηγορότερα. Η λειτουργία του συστήματος αποτελείται από 3 στάδια:

- Ενεργοποίηση των περιφερειακών νεύρων μέσω ειδικής συσκευής
- Ενίσχυση της πλαστικότητας των συνάψεων από τους νευρορυθμιστές
- Ρύθμιση νευρικών συνδέσεων για τη βελτίωση των εγκεφαλικών ικανοτήτων

Η ενεργοποίηση συγκεκριμένων περιφερειακών νεύρων λαμβάνει χώρα σε κατάλληλες στιγμές της διαδικασίας εκπαίδευσης ώστε να βοηθηθεί η παραγωγή ουσιών που ενισχύουν τις συνδέσεις των νευρώνων του εγκεφάλου. Τέτοιες ουσίες είναι η ακετυλοχολίνη, η ντοπαμίνη, η σεροτονίνη και η νορεπινεφρίνη. Αυτές αποτελούν νευρορυθμιστές που συμβάλλουν καθοριστικά στη διαδικασία επανακαθορισμού των συνδέσεων των νευρώνων, πράγμα που προκύπτει ως αποτέλεσμα της εκπαίδευσης και οδηγεί σε βελτιωμένη ικανότητα. Σκοπός της τεχνολογίας αυτής, είναι να μπορέσει να βοηθήσει στην ταχύτητα εκπαίδευσης των στρατιωτών του αμερικανικού στρατού σε τομείς όπως η εκμάθηση ξένων γλωσσών, η κρυπτογραφία, ο στόχος και η ανάλυση πληροφοριών.

Ψυχαγωγία

Παιχνίδια

Στο χώρο του παιχνιδιού υπάρχουν ήδη αρκετές εφαρμογές που αξιοποιούν το EEG, κυρίως στον κλάδο των video games. Σε αυτά τα παιχνίδια, ο παίκτης μπορεί να ελέγξει κάποιες

παραμέτρους του παιχνιδιού χρησιμοποιώντας συνήθως τα επίπεδα συγκέντρωσής του. Για το λόγο αυτό, κατά κύριο λόγο εφαρμόζεται σε παιχνίδια όπου υπάρχουν 2 διαθέσιμες κινήσεις κάθε φορά (πάνω ή κάτω, άσπρο ή μαύρο). Δημοφιλή παραδείγματα αποτελούν το κλασσικό pong και μια παραλλαγή του flappy bird.

Εικονική και επαυξημένη πραγματικότητα

Τόσο η εικονική πραγματικότητα (virtual reality) όσο και η επαυξημένη πραγματικότητα (augmented reality) μπορούν να αξιοποιήσουν το EEG ως μέθοδο διεπαφής, καθώς εκ φύσεως της τεχνολογίας τους κάτι τέτοιο διευκολύνει αρκετά τη χρήση τους, αλλά και ως μέθοδο αξιολόγησης τους. Για την έρευνα της ευκολίας χρήσης και της ποιότητας της εμπειρίας που προσφέρουν, χρησιμοποιούνται EEG σήματα, τα οποία λαμβάνονται από άτομα που συμμετέχουν στη διαδικασία αξιολόγησης των εν λόγω προϊόντων.

Τέχνη

Έχει παρατηρηθεί ενίσχυση της δημιουργικότητας του ατόμου, σε άτομα που ασχολούνται με τη μουσική, όταν εφαρμόζονται μέθοδοι βιοεπανατροφοδότησης που έχουν ως στόχο την αύξηση του πλάτους των σημάτων θ και τη μείωση των σημάτων α.

Τα EEG σήματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για την παραγωγή όμορφων καλλιτεχνικών έργων. Για παράδειγμα, έχουν χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή εφαρμογής που, βασισμένη στα εγκεφαλικά σήματα ενός ατόμου, δημιουργεί διάσπαρτες τελείες σε μια οθόνη, οι οποίες στις συνέχεια ενώνονται από το άτομο, καθώς αυτό συγκεντρώνεται σε εκείνες, σχηματίζοντας τελικά μοτίβα πολύ διαφορετικά από αυτά που σχημάτισαν όλοι οι προηγούμενοι χρήστες. Μια άλλη ενδιαφέρουσα περίπτωση χρήσης, είναι ο έλεγχος ενός σόου πυροτεχνημάτων, αποκλειστικά μέσω EEG.

Άλλες εφαρμογές

Αυθεντικοποίηση

Το EEG σήμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ανάγκες αυθεντικοποίησης ώστε να σιγουρευτεί κανείς για την ταυτότητα ενός χρήστη, είτε ως αποκλειστικός τρόπος αναγνώρισης, είτε

συμπληρωματικά με κάποιο άλλο στοιχείο, όπως κωδικός. Το πλεονέκτημα του EEG είναι ότι μπορεί να διαφέρει αισθητά από άτομο σε άτομο, δίνοντας έτσι τη δυνατότητα διάκρισης. Το αρνητικό είναι ότι το σήμα δεν είναι αρκετά συνεπές, δηλαδή επηρεάζεται σημαντικά από την ψυχολογική κατάσταση του ατόμου, δίνοντας άλλο μοτίβο το οποίο απορρίπτεται από τον αλγόριθμο ασφαλείας.

Παθητικό BCI

Το παθητικό BCI (passive BCI) περιλαμβάνει όλες τις περιπτώσεις στις οποίες ο χρήστης δεν χρειάζεται να επέμβει ενεργά στη διαδικασία της διεπαφής. Αυτό αφορά κυρίως καταστάσεις στις οποίες ένα BCI σήμα, όπως το EEG, αξιοποιείται για παρακολούθηση κάποιων παραμέτρων που οδηγεί σε αυτοματοποιημένες αντιδράσεις, όταν οι μετρήσεις που λαμβάνονται το επιβάλλουν.

Τέτοια συστήματα μπορούν για παράδειγμα να χρησιμοποιηθούν στους υπευθύνους ασφαλείας αποσκευών στα αεροδρόμια, στην ασφάλεια των αυτοκινήτων και στην αξιολόγηση χειρουργών. Στα αεροδρόμια, οι υπεύθυνοι ελέγχου των αποσκευών εκτελούν μια αυτοματοποιημένη ενέργεια η οποία καταλήγει πολλές φορές σε απώλεια της προσοχής τους. Αυτή, όμως, είναι μια κρίσιμη επίπτωση και, άρα, ένα σύστημα BCI θα βοηθούσε να εντοπιστούν τέτοια κενά προσοχής, ώστε να ελαχιστοποιηθούν τα περιθώρια λάθους. Στην οδήγηση ενός αυτοκινήτου, από τη στιγμή που ο οδηγός αντιλαμβάνεται το ότι πρέπει να φρενάρει, μέχρι πράγματι να εκτελέσει την κίνηση, περνάει ένα αρκετά σημαντικό χρονικό διάστημα, της τάξεως του δευτερολέπτου. Προκειμένου να εξαλειφθεί αυτό το χρονικό κενό, ένα BCI σύστημα έχει τη δυνατότητα να αντιλαμβάνεται ακαριαία την επιθυμία του οδηγού για φρενάρισμα και να την εκτελεί άμεσα, στέλνοντας την κατάλληλη εντολή στον εγκέφαλο του αυτοκινήτου. Τέλος, στην περίπτωση της αξιολόγησης των χειρουργών, έχουν εκπονηθεί έρευνες που συγκρίνουν της εγκεφαλική κατάσταση μεταξύ έμπειρων και διακεκριμένων χειρουργών και αρχαρίων κατά τη διάρκεια ενός χειρουργείου, ώστε αυτά τα δεδομένα να αποτελέσουν τη βάση για την αντικειμενική αξιολόγηση ενός χειρουργού.

Πλεονεκτήματα

Μη επεμβατικό

Δεν απαιτείται χειρουργική επέμβαση προκειμένου να μπορέσει να γίνει η μέτρηση ενός σήματος μέσω εγκεφαλογραφήματος. Συνεπώς δεν επηρεάζεται η ζωή του ατόμου που το χρησιμοποιεί, με τρόπο επίπονο για το ίδιο.

Ευκολία στη χρήση

Η χρήση μια συσκευής που διαθέτει ηλεκτρόδια και τοποθετείται εύκολα στο κεφάλι του ατόμου, χωρίς να είναι επίπονη η διαδικασία, συνιστά ένα σημαντικό πλεονέκτημα της μεθόδου. Η καταγραφή και αποθήκευση των μετρήσεων είναι επίσης μια απλή διαδικασία στο EEG.

Φορητό

Το μέγεθος της συσκευής για εγκεφαλογράφημα, είναι συνήθως πολύ μικρό. Αυτό εξαρτάται και από την εφαρμογή και τη απαιτούμενη ποιότητα. Συνήθως, όμως, οι συσκευές που χρησιμοποιούνται έχουν τις διαστάσεις ενός απλού καπέλου.

Εξαιρετική χρονική ανάλυση

Δίνει τη δυνατότητα παρακολούθησης σε πραγματικό χρόνο, του σήματος μέτρησης και μάλιστα σε επίπεδο χιλιοστού του δευτερολέπτου

Χαμηλό Κόστος

Το κόστος απόκτησης και λειτουργίας ενός συστήματος EEG είναι πολύ μικρότερο σε σύγκριση με άλλες μεθόδους BCI, όπως το MRI και το fMRI.

Μειονεκτήματα

Μικρό SNR

Ο λόγος του σήματος προς τον θόρυβο (Signal to Noise Ratio) είναι αρκετά μικρός, με αποτέλεσμα να μη μπορεί το μετρούμενο σύστημα να χρησιμοποιηθεί αυτούσια στη διαδικασία επεξεργασίας του σήματος για εξαγωγή χαρακτηριστικών και αναγνώριση προτύπων. Έτσι, είναι απαραίτητη η αφαίρεση των artifacts και το φιλτράρισμα κάποιων συχνοτήτων στο στάδιο της προεπεξεργασίας.

Κακή χωρική ανάλυση

Είναι δύσκολο να εντοπιστεί η πραγματική πηγή ενός σήματος που μετράει ένας ηλεκτροεγκεφαλογράφος.

Κακή αξιοπιστία

Είναι πολύ συχνό το φαινόμενο της λανθασμένης εκτέλεσης μιας εντολής ενός χρήστη, ενώ τα BCI με EEG δε μπορούν να δουλέψουν ακόμη πάνω σε ένα μεγάλο ποσοστό ανθρώπων. Επίσης, εξαιτίας της ευαισθησίας τους στον θόρυβο από μυϊκές συσπάσεις, είναι πολύ δύσκολο να χρησιμοποιηθούν σε συνεργασία με άλλες συσκευές διεπαφής που απαιτούν κάποια -στοιχειώδη έστω- κίνηση.

Άνεση

Παρά το γεγονός ότι το EEG αποτελεί μια μη επεμβατική μέθοδο καταγραφής της εγκεφαλικής δραστηριότητας, χωρίς να επιφέρει αίσθημα δυσφορίας κατά τη διαδικασία μέτρησης, η άνεση του μπορεί να βελτιωθεί. Προκειμένου οι ηλεκτροεγκεφαλογράφοι να αποτελέσουν αντικείμενο καθημερινής χρήσης και να κατακτήσουν τον μέσο καταναλωτή, το ζήτημα της άνεσης είναι από τα κυριοτέρα. Η επέκταση αυτή θα βοηθούσε σημαντικά και τους ερευνητές, καθώς θα είχαν πρόσβαση σε ένα σαφώς μεγαλύτερο δείγμα από δεδομένα.

Μεγάλος χρόνος ρύθμισης

Η ρύθμιση του ηλεκτροεγκεφαλογράφου, ώστε να σιγουρευτούμε ότι οι μετρήσεις που λαμβάνουμε είναι αντιπροσωπευτικές της πραγματικότητας, αποτελεί μια αρκετά χρονοβόρα διαδικασία.

Μελλοντικές Εξελίξεις – Βελτιώσεις

Το EEG αποτελεί την πιο δημοφιλή μέθοδο BCI αυτή τη στιγμή, όμως υπάρχει αρκετό έδαφος για να συνεχίσει να αναπτύσσεται. Ήδη έχουν διατυπωθεί ιδέες και στόχοι για το που μπορεί να κατευθυνθεί η τεχνολογία αυτή στα επόμενα χρόνια. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το BNCI Horizon 2020 της Ευρωπαϊκής Ένωσης η οποία χρηματοδοτεί προγράμματα εξέλιξης των τεχνολογιών BCI και θέτει στόχους για έως και το 2035.

Η βελτίωση της υπάρχουσας τεχνολογίας για το EEG θα πρέπει να βασιστεί στην αντιμετώπιση των ασθενών της σημείων, τα οποία αναφέρθηκαν παραπάνω. Πιο συγκεκριμένα, υπάρχει ανάγκη και ερευνητική δραστηριότητα στους παρακάτω τομείς:

- Δημιουργία ηλεκτροεγκεφαλογράφων πιο βολικών στη χρήση, καλύτερα σχεδιασμένων ηλεκτροδίων και καλυμμάτων και μείωση του βάρους και του μεγέθους της συσκευής
- Ελαχιστοποίηση του χρόνου και της προσπάθειας που απαιτείται για τη ρύθμιση (calibration) του οργάνου
- Παροχή καλύτερων υπηρεσιών υποστήριξης και εκπαίδευσης για τη χρήση των πολύπλοκων αυτών συστημάτων, ώστε να μπορέσει ο χρήστης να εξοικειωθεί ευκολότερα και να αξιοποιήσει στο μέγιστο τις δυνατότητες τους
- Προσπάθεια για τη δημιουργία μεγαλύτερων σε μέγεθος και ποικιλία datasets, ώστε να βελτιωθούν τα μοντέλα πρόβλεψης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Για να μπορέσει αυτό να επιτευχθεί, είναι πολύ σημαντικό να υπάρχει μεγάλη επέκταση (scaling) της τεχνολογίας σε σημείο που είναι φυσιολογικό αυτά τα datasets να λαμβάνονται από τον μέσο άνθρωπο που κατέχει μια συσκευή EEG.
- Έρευνα στην εύρεση ακόμα πιο αποδοτικών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης καθώς και στον κλάδο της επεξεργασίας σήματος για την εξαγωγή χαρακτηριστικών που είναι

μοναδικά από άνθρωπο σε άνθρωπο και που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως διακριτικά στοιχεία στην εκπαίδευση και λειτουργία των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

- Έρευνα στον κλάδο της νευρολογίας, ώστε να κατανοηθεί καλύτερα η εγκεφαλική δραστηριότητα και να εντοπιστούν μοτίβα τα οποία μπορούν να δώσουν σημαντική πληροφορία για την εκάστοτε κατάσταση του ατόμου
- Προσπάθεια βελτίωσης του τρόπου διεπαφής του ανθρώπου με τα EEG συστήματα, ώστε αυτή να επιτυχάνεται με όσο το δυνατόν πιο φυσικό τρόπο για τον ίδιο. Αυτό θα επιτρέψει την καλύτερη αξιοποίηση της υπάρχουσας τεχνολογίας, ξεκλειδώνοντας και άλλες δυνατότητες που θα βασίζονται στην καλή “επικοινωνία” του ατόμου με το BCI σύστημα.

Σύνοψη

Τα BCI συστήματα έχουν αποκτήσει σημαντικό ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια, κυρίως λόγω των εξελίξεων στον τομέα της νευρολογίας, της ηλεκτρονικής και της μηχανικής μάθησης. Καλούνται να λύσουν σοβαρά ζητήματα της ανθρώπινης καθημερινότητας με μεγαλύτερη εφαρμογή τις ιατρικές επιστήμες. Το EEG είναι το πιο δημοφιλές σήμα BCI και τα συστήματα που το χρησιμοποιούν είναι αρκετά ώριμα τεχνολογικά και συνήθως μικρού κόστους, επιτρέποντας την χρήση τους από μεγάλη πληθώρα ιδρυμάτων, ερευνητών και καθημερινών ανθρώπων. Η μέτρηση του EEG σήματος γίνεται μη επεμβατικά, σε πραγματικό χρόνο, με καθορισμένες μεθόδους προεπεξεργασίας του για την απομάκρυνση του θορύβου και άλλων πρόσθετων χαρακτηριστικών, άσχετων με την ουσιώδη πληροφορία και αυτό δίνεται ως είσοδος σε κάποιον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης προκειμένου να διαπιστωθεί το μήνυμα που εκφράζει. Κύρια πλεονεκτήματα αυτών των συστημάτων αποτελούν η ευκολία απόκτησης και λειτουργίας τους, ενώ στα αδύναμα σημεία συγκαταλέγονται η κακή ποιότητα σήματος και αξιοπιστία τους. Παρά το γεγονός ότι αποτελεί ένα κλασικό σήμα, η ερευνητική δραστηριότητα γύρω από αυτό είναι έντονη, με τις εξελίξεις να προμηνύουν για τις επόμενες δεκαετίες την ενσωμάτωσή του ως αναπόσπαστο εργαλείο των ιατρικών μονάδων αλλά και της καθημερινότητας του μέσου ανθρώπου.

Βιβλιογραφία

Abhijeet Mallick, Deepak Kapgate. "A Review on Signal Pre-processing Techniques in Brain Computer Interface ." International Journal of Computing and Technology 2.4 (2015).

Fabien Lotte, Marco Congedo, Anatole Lécuyer, Fabrice Lamarche, Bruno Arnaldi. "A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces ." Journal of Neural Engineering (2007).

Heyden, Martin. "Classification of EEG data using machine learning techniques." Lun University, 2016.

Lotte, Fabien. "A Tutorial on EEG Signal Processing Technique for Mental State Recognition in Brain-Computer Interface." (n.d.).

LOTTE, Fabien. "Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs: Theory and Algorithms ." IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING(n.d.).

Nelly Elsayed, Zaghloul Saad Zaghloul, Magdy Bayoumi. "Brain Computer Interface: EEG Signal Preprocessing Issues and Solutions ." International Journal of Computer Applications 169.3 (2017).

Parthana Sarma, Prakash Tripathi, Manash Pratim Sarma, Kandarpa Kumar Sarma. "Pre-processing and Feature Extraction Techniques for EEG- BCI Applications- A Review of Recent Research ." ADBU-Journal of Engineering Technology 5 (2016).

Roman-Gonzalez, Avid. "EEG Signal Processing for BCI Applications." 98 (2012).

Tarik Al-ani, and Dalila Trad. Signal Processing and Classification Approaches for Brain-computer Interface . n.d.

Yijun Wang, Shangkai Gao, Xiaorong Gao. "Common Spatial Pattern Method for Channel Selection in Motor Imagery Based Brain-computer Interface." Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference(2005).

Fabien Lotte, Laurent Bougrain, Maureen Clerc. Electroencephalography (EEG)-based Brain-Computer Interfaces. Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering, Wiley, pp.44,2015, <10.1002/047134608X.W8278>. <hal-01167515>

Cecere, C., Corrado, C., & Polikar, R. (2014). Diagnostic utility of EEG based biomarkers for Alzheimer's disease. 2014 40th Annual Northeast Bioengineering Conference (NEBEC).

Tzallas, A. T., Tsipouras, M. G., & Fotiadis, D. I. (2009). Epileptic Seizure Detection in EEGs Using Time–Frequency Analysis. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 13(5), 703–710.

Khurshid A. Guru, Ehsan T. Esfahani, Syed J. Raza, Rohit Bhat, Katy Wang, Yana Hammond, Gregory Wilding, James O. Peabody and Ashirwad J. Chowriappa (2014). Cognitive skills assessment during robot-assisted surgery: separating the wheat from the chaff. *BJU International*, 115(1), 166–174.

Egner T¹, Gruzelier JH. Ecological validity of neurofeedback: modulation of slow wave EEG enhances musical performance. *Neuroreport* (2003)

Ivan Švogor, Tonimir Kišasondi. “Two factor authentication using EEG augmented passwords”, Faculty of organization and informatics, University of Zagreb

BNCI Horizon 2020 Roadmap. (n.d.). Retrieved from <http://bnci-horizon-2020.eu/>

Targeted Neuroplasticity Training (TNT). (n.d.). Retrieved from <https://www.darpa.mil/program/targeted-neuroplasticity-training>

Παράτημα - Κώδικας

Θέμα 1

```
%>>> %% Initialization
files =
['../dataset/Data_Test_1.mat';'../dataset/Data_Test_2.mat';'../dataset/Data_Test_3.
mat';'../dataset/Data_Test_4.mat'; ...
    '../dataset/Data_Test_5.mat'; '../dataset/Data_Test_6.mat';
'../dataset/Data_Test_7.mat'; '../dataset/Data_Test_8.mat'];

spikeNumbers=zeros(8,1);
allData=zeros(8,1440000);

%load the samples and num of spikes from all the data files
for i=1:1:8
    load(files(i,:));
    allData(i,:) = data;
    spikeNumbers(i) = spikeNum;
end

%% Q1.1
for i=1:1:8
    figure();
    plot(linspace(1,10000, 10000), allData(i, 1:10000));
end

%% Q1.2
s=@(x)(median(abs(x))/0.6745); %lambda function for computing variance
numOfks=2001; %number of different values of k to test
sigmas=zeros(8,1);
measuredNumSpikes=zeros(8,numOfks);

for i=1:1:8
    sigmas(i)=s(allData(i,:));
    count=1;
    for k=2:15/2000:17
        sameSpike=0;
        T=k*sigmas(i);
        for m=1:1:1440000 %for all the samples
            %every distinct spike may cover more than one samples, so we
            %avoid counting more spikes due to this fact
            if ((allData(i,m))>T && sameSpike==0)
                %we count a new spike only if we have left behind the
                %previous one {sameSpike==0}
                measuredNumSpikes(i,count)=measuredNumSpikes(i,count)+1;
                sameSpike=m;
            end
        end
    end
end
```

```

        elseif (sameSpike~=0 && (allData(i,m))<T)
            %search for the next spike in the next loop iteration
            sameSpike=0;
        end
    end
    count=count+1;
end
ks=2:15/2000:17;
figure();
plot(ks, measuredNumSpikes(i,:));
title('Spikes vs k');
xlabel('k') ;
ylabel('Spikes') ;

end

%find the best estimation and save the value of k that gives it
closestK=zeros(8,1);
ds=ones(8,1);
for i=1:1:8
    ds(i)=inf;
    for k=1:1:2001
        if (abs(measuredNumSpikes(i, k)-spikeNumbers(i))<ds(i))
            ds(i)=abs(measuredNumSpikes(i, k)-spikeNumbers(i));
            closestK(i)=2+(k-1)*15/2000;
        end
    end
end
figure();
plot(sigmas, closestK,'o');
hold on;

%% Q1.3
%regression for specifying a function estimation for the s-k relationship
fun=@(b,x)(b(1)+b(2)./x+b(3)./(x.*x)+b(4)./(x.*x.*x));
beta0=[0 0 0 0];
beta=nlinfit(sigmas, closestK, fun, beta0);

plot(sigmas, fun(beta,sigmas));

 $\Theta \epsilon \mu \alpha 2$ 

%% Initialization
files = ['../dataset/Data_Eval_E_1.mat'; '../dataset/Data_Eval_E_2.mat';
'../dataset/Data_Eval_E_3.mat'; '../dataset/Data_Eval_E_4.mat'];

allData=zeros(4,1440000);

```

```

spike_Times = cell(4,1);
spike_Class = cell(4,1);

for i=1:1:4
    load(files(i,:));
    allData(i,:) = data;
    spike_Times{i} = spikeTimes;
    spike_Class{i} = spikeClass;
end
%change name for more intuition & clear temp variables
spikeTimes = spike_Times;
spikeClass = spike_Class;
clear spike_Times spike_Class;

k=@(sigma)(1.861248757651653+0.250156158913673./sigma-0.008006893531367./(sigma.*si
gma)-2.410871628915119e-05/(sigma.*sigma.*sigma));
disp("Q2.1")
%% Q2.1
sigmas=zeros(4,1);
measuredNumSpikes=zeros(4,1);
T = zeros(4,1);
%spikeTimesEst {estimation of when a spike did appear} initialization
spikeTimesEst = cell(4,1);
for i=1:1:4
    count=0;
    sigmas(i)=median(abs(allData(i,:)))/0.6745;
    T(i)=k(sigmas(i))*sigmas(i);
    previousMeasuredSpike=0;
    for m=1:1:1440000
        if ((allData(i,m))>T(i) && previousMeasuredSpike==0)
            measuredNumSpikes(i)=measuredNumSpikes(i)+1;
            count=count+1;
            spikeTimesEst{i}(count)=m;
            previousMeasuredSpike=m;
        elseif (previousMeasuredSpike~=0 && (allData(i,m))<T(i))
            previousMeasuredSpike=0;
        end
    end
end
disp("Q2.2")
%% Q2.2
%spikeEst {4-cell matrix, containing arrays that display the waveforms of all the
%measured spikes}
spikesEst = cell(4,1);
for j=1:1:4
    spikesEst{j} = zeros(length(spikeTimesEst{j}),64);

```

```

centers=zeros(length(spikeTimesEst{j}),1);
for i=1:1:length(spikeTimesEst{j})
    k=spikeTimesEst{j}(i);
    [minimum, minIndex] = min(allData(j,k-31:k+32));
    [maximum, maxIndex] = max(allData(j,k-31:k+32));
    if (minIndex < maxIndex)
        centers(i) = minIndex + k-32 -1;
    else
        centers(i) = maxIndex + k-32 -1;
    end
    spikesEst{j}(i,:)=allData(j, centers(i)-31:centers(i)+32);
    %spikeTimesNewEst_1(i) = centers(i);
end
figure()
plot(1:1:64, spikesEst{j}(:, :));
end

disp("Q2.3")
%% Q2.3
spikesCounted = cell(4,1);

for m=1:1:4
    %initialize spikesCounted {spikes correlated to the real ones}
    N = min(length(spikeTimes{m}), length(spikeTimesEst{m}));
    spikesCounted{m}=zeros(N,1);
    %for every real spike, find one of the measured ones to correlate to
    for i=1:1:length(spikeTimes{m})
        if (i <= N)
            [minimum, spikesCounted{m}(i)] =
min(abs(spikeTimesEst{m}(:)-spikeTimes{m}(i)));
        end
    end
end

disp("Q2.4")
%% Q2.4
attr = cell(4,1);
for i=1:1:4
    %let's begin with two attributes
    attr{i} = zeros(length(spikesEst{i}(:,64)),2);
    for j=1:1:length(spikesEst{i}(:,64))
        %attr{1} peak to peak amplitude
        attr{i}(j,1) = peak2peak(spikesEst{i}(j,:));
        %attr{2} zero crossing frequency
        count = 0;
        for k=1:1:63
            if (spikesEst{i}(j,k)*spikesEst{i}(j,k+1) < 0)

```

```

        attr{i}(j,2) = attr{i}(j,2) + 1;
    end
    if (spikesEst{i}(j,k) > T(i))
        count = count + 1;
    end

end
%attr{3} median frequency
attr{i}(j,3) = medfreq(spikesEst{i}(j,:));
%attr{4} power of the signal
attr{i}(j,4) = sum(spikesEst{i}(j,:).^2);
%attr{5} mean of the signal
attr{i}(j,5) = mean(spikesEst{i}(j,:));
%attr{6} variance of the signal
attr{i}(j,6) = var(spikesEst{i}(j,:));
%attr{7} maximum diff between two consecutive values
attr{i}(j,7) = max(diff(spikesEst{i}(j,:)));
%attr{8} trapezoid integral of signal
attr{i}(j,8) = trapz(spikesEst{i}(j,:));
%attr{9} fft max appearing frequency
[value,index] = max(abs(fft(spikesEst{i}(j,:)))); 
attr{i}(j,9) = index;
%attr{10} rms value
attr{i}(j,10) = rms(spikesEst{i}(j,:));
%attr{10} kurtosis
attr{i}(j,11) = kurtosis(spikesEst{i}(j,:));
%attr{12} distance between min and max
[value, minIndex] = min(spikesEst{i}(j,:));
[value, maxIndex] = max(spikesEst{i}(j,:));
attr{i}(j,12) = maxIndex - minIndex;
%attr{13} number of values above threshold
attr{i}(j,13) = count;
%attr{14} skewness
attr{i}(j,14) = skewness(spikesEst{i}(j,:));
end
data = mapminmax(attr{i}(spikesCounted{i}(:, :), 0, 1);
neuron_1 = data((spikeClass{i}(1:length(data)) == 1),:);
[coef, neuron_1_pca, lat] = pca(neuron_1);
neuron_2 = data((spikeClass{i}(1:length(data)) == 2),:);
[coef, neuron_2_pca, lat] = pca(neuron_2);
neuron_3 = data((spikeClass{i}(1:length(data)) == 3),:);
[coef, neuron_3_pca, lat] = pca(neuron_3);
%2D plot - selected power and kurtosis as attributes
figure()
plot(neuron_1(:,11), neuron_1(:,4), '.r',neuron_2(:,11), neuron_2(:,4),
'.g',neuron_3(:,11), neuron_3(:,4), '.b');
title('2D plot - selected power and kurtosis as attributes')

```

```

legend({'neuron 1','neuron 2', 'neuron 3'},'Location','northeast')
%2D plot - selected first 2 principal components
figure()
plot(neuron_1_pca(:,1), neuron_1_pca(:,2),'.r',neuron_2_pca(:,1),
neuron_2_pca(:,2), '.g',neuron_3_pca(:,1), neuron_3_pca(:,2), '.b');
title('2D plot - selected power and kurtosis as attributes')
legend({'neuron 1','neuron 2', 'neuron 3'},'Location','northeast')
%2D plot - selected last 2 principal components
figure()
plot(neuron_1_pca(:,13), neuron_1_pca(:,14),'.r',neuron_2_pca(:,13),
neuron_2_pca(:,14), '.g',neuron_3_pca(:,13), neuron_3_pca(:,14), '.b');
title('2D plot - selected last 2 principal components')
legend({'neuron 1','neuron 2', 'neuron 3'},'Location','northeast')
%3D plot - selected first 3 principal components
figure()
scatter3(neuron_1_pca(:,1), neuron_1_pca(:,2), neuron_1_pca(:,3),'.r')
hold on
scatter3(neuron_2_pca(:,1), neuron_2_pca(:,2), neuron_2_pca(:,3),'.g')
hold on
scatter3(neuron_3_pca(:,1), neuron_3_pca(:,2), neuron_3_pca(:,3),'.b')
title('3D plot - selected first 3 principal components')
legend({'neuron 1','neuron 2', 'neuron 3'},'Location','northeast')
end

%% Q2.5
acc = zeros(4,1);
data = cell(4,1);
for i=1:1:4
    data{i} = attr{i}(spikesCounted{i}(:, :));
    [coef, data{i}, lat] = pca(data{i});
    data{i} = data{i}(:,1:10);
    spikeClass{i} = spikeClass{i}(1:length(data{i}));
    acc(i) = MyClassify(data{i},spikeClass{i}(:));
end

disp(acc);

```