

ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΗΠΕΙΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Τ.Ε.



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΑΙ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΟΥ ΠΟΝΟΥΜΕ ΧΡΗΣΗ ΔΙΕΠΑΦΩΝ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ



Αντώνιος Καλησπεράτης

Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακάς



ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ
ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ
ΙΔΡΥΜΑ
—■—
ΤΕΙ ΗΠΕΙΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Τ.Ε.

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΑΙ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΟΥ ΠΟΝΟΥΜΕ ΧΡΗΣΗ ΔΙΕΠΑΦΩΝ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Αντώνιος Καλησπερατής

Επιβλέπων Καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακέας

**Evaluation and estimation of pain through
brain-computer interfaces and methods of
machine learning**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Τόπος, Ημερομηνία

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Όνομα Επίθετο,

τίτλος, βαθμίδα

2. Μέλος επιτροπής

Όνομα Επίθετο,

τίτλος, βαθμίδα

3. Μέλος επιτροπής

Όνομα Επίθετο,

τίτλος, βαθμίδα

Ο/Η Προϊστάμενος/η του Τμήματος

Όνομα Επίθετο,

τίτλος, βαθμίδα

Δήλωση μη λογοκλοπής

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

Επίθετο, Όνομα

Υπογραφή

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου Νικόλαο Γιαννακέα για την καθοδήγηση και την πολύτιμη βοήθεια και τη συμβολή του σε ένα κλάδο σχεδόν άγνωστο για μένα καθώς και για την αφιέρωση πολύτιμου χρόνου ώστε να ολοκληρωθεί η εργασία.

Περίληψη

Σκοπός της παρούσης εργασίας είναι η συνοπτική παρουσίαση μεθόδων αξιολόγησης και εκτίμησης του πόνου μέσω της χρήσης διεπαφών εγκεφάλου και μεθόδων μηχανικής μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, στην εργασία αναλύονται συνοπτικά η φυσιολογία του ανθρώπινου εγκεφάλου και οι βασικές του λειτουργίες όπως και οι συνηθέστεροι τρόποι καταγραφής του πόνου, ενώ επίσης γίνεται μια συνοπτική παρουσίαση των βασικότερων συστημάτων διεπαφής εγκεφάλου και υπολογιστή. Στην συνέχεια παρουσιάζονται ορισμένες μέθοδοι εφυσούς μάθησης και μέθοδοι ταξινόμησης και στα τελευταία κεφάλαια παρουσιάζεται η υλοποίηση μιας τέτοιας εφαρμογής για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου σε πραγματικό χρόνο. Συγκεκριμένα, έλαβε χώρα η προσομοίωση ενός συστήματος BCI, με εστίαση στην ταξινόμηση σημάτων τα οποία ανακτώνται σε πραγματικό χρόνο από συσκευή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, και αξίζει να αναφερθεί πως τα BCI συστήματα είναι στην αιχμή της τεχνολογίας και τα τελευταία έτη έχουν αναπτυχθεί αλματωδώς, αν και η αποδοτικότητα κάποιων αλγορίθμων χρίζει βελτίωσης.

Λέξεις κλειδιά: εγkéφαλος, ανθρώπινος εγkéφαλος, εκτίμηση και αξιολόγηση του πόνου διεπαφή εγκεφάλου-υπολογιστή, μηχανικές μέθοδοι μάθησης, μέθοδοι ταξινόμησης

Abstract

The purpose of this paper is to summarize the methods of evaluation and estimation of pain using brain interfaces and machine learning methods. More specifically, the work summarizes the physiology of the human brain and its basic functions as well as the most common ways of recording the pain, and also presents a brief presentation of the most basic brain and computer interface systems. Some methods of learning and classification methods are presented below, and the final chapters present the implementation of such an application for real-time brain activities. In particular, a BCI system has been simulated, focusing on the classification of signals that are retrieved in real time by an electroencephalography device, and it is worth mentioning that BCI systems are at the cutting edge of technology and have been developing in leaps and bounds over the last few years, some algorithms are in need of improvement.

Key words: brain, human brain, brain assessment and assessment of pain, mechanical learning methods, classification methods

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	9
Abstract	10
Εισαγωγή	13
Κεφάλαιο 1: Ο ανθρώπινος εγκέφαλος	15
1.1. Φυσιολογία εγκεφάλου	15
1.1.1 Νευρώνες	15
1.2. Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ).....	16
1.2.1. Τρόποι καταγραφής	16
1.2.2. Συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου	18
1.3. Αίσθηση πόνου και νευρικό σύστημα.....	21
Κεφάλαιο 2: Συστήματα Διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή	26
2.1. Γενικά για τα συστήματα διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή	26
2.1.1. Ορισμός	26
2.2.2. Σύντομη ιστορική αναδρομή	27
2.1.3. Εφαρμογές	28
2.2. Χρησιμοποιούμενα τεστ.....	32
2.2.1 Ανοιχτάκλειστάματα	32
2.2.2. Το PS 300	32
2.2.3. Η μέθοδος του αγαπημένου τραγουδιού	33
2.3. Παρούσα επιστημονική στάθμιση.....	35
Κεφάλαιο 3: Ευφυείς μέθοδοι μηχανικής μάθησης	40
3.1. Γενικά για την μηχανική μάθηση	40
3.1.1. Εξόρυξη δεδομένων (DataMining).....	43
3.2. Μέθοδοι ταξινόμησης	45
3.2.1. Linear Discriminant Analysis (LDA)-Ανάλυση κύριων συνιστωσών	46
3.2.2. Νευρωνικά δίκτυα και παραδείγματα.....	47

3.2.3 Αλγόριθμος K-Κοντινότερου Γείτονα	51
3.2.4. Randomforests (τυχαία δάση)	54
Κεφάλαιο 4: Υποδομή	56
4.1. Η φορητήσυσκευή Εγκεφαλογραφήματος.....	56
4.2. Το λογισμικό ανοιχτού κώδικα OpenVibe.....	57
4.3 Λήψη σημάτων πραγματικού χρόνου με τη συσκευή EmotivEroc+ και το OpenVIBE.....	61
Κεφάλαιο 5:αποτελέσματα και συμπεράσματα	63
5.1 Μέτρα αξιολόγησης	63
5.2 Σενάρια του Openvibe.....	64
5.3 Αποτελέσματα Αλγορίθμων ταξινόμησης	65
6 Συμπεράσματα	74
Βιβλιογραφία	75

Εισαγωγή

Το αίσθημα του πόνου είναι ιδιαίτερα έντονο για τον ανθρώπινο εγκέφαλο, καθώς είναι ευρέως γνωστό πως για να γίνει αντιληπτός ο πόνος, χρειάζεται πρώτα να τον εντοπίσει ο εγκέφαλος και στην συνέχεια μέσω του εγκεφάλου να αποσταλεί σήμα στα μέρη του σώματος όπου εντοπίζεται ο πόνος. Η ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας τα τελευταία χρόνια έχει επιτρέψει την δημιουργία συσκευών, μέσω των οποίων είναι πλέον δυνατόν να παρατηρηθεί, να αξιολογηθεί και να εκτιμηθεί ο πόνος που νιώθει κάποιο άτομο, μέσω της χρήσης διεπαφών υπολογιστή-ανθρώπου, και ο βασικότερος στόχος αυτής της ερευνητικής εργασίας είναι να εντοπιστούν οι κυριότερες μέθοδοι μηχανικής μάθησης και ταξινόμησης και η παρουσίαση μιας εφαρμογής προκειμένου να προκύψουν κάποια ιδιαίτερα συμπεράσματα σχετικά με τον παραπάνω ισχυρισμό.

Συγκεκριμένα, στο πρώτο κεφάλαιο παρουσιάζεται αναλυτικά η φυσιολογία του ανθρώπινου εγκεφάλου και ο τρόπος ο οποίος είναι συνδεδεμένος με τους νευρώνες. Έπειτα, παρουσιάζονται οι κυριότερες μέθοδοι καταγραφής μέσω του ηλεκτρονικού εγκεφαλογραφήματος, οι συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου καθώς και ο τρόπος που συνδέεται το νευρικό σύστημα και γίνεται αισθητός ο πόνος μέσω αυτού.

Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μια συνοπτική παρουσίαση των διεπαφών υπολογιστή συμπεριλαμβανομένης μιας σύντομης ιστορικής αναδρομής για την εξέλιξη αυτών των συσκευών, και αναφέρονται ορισμένα από τα γνωστότερα τεστ που χρησιμοποιούνται μέσω αυτών, και συγκεκριμένα τα ανοιχτά-κλειστά μάτια και το τεστ PS-30.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται συνοπτικά οι κυριότερες μέθοδοι μηχανικής μάθησης και μέθοδοι ταξινόμησης, και συγκεκριμένα η διακριτή διαχωριστική ανάλυση (Linear discriminant analysis), ορισμένες μέθοδοι εξόρυξης δεδομένων (Data mining), ο αλγόριθμος KNN, ο αλγόριθμος Random forest και ορισμένες εφαρμογές νευρωνικών δικτύων.

Τέλος, στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι υποδομές για την εφαρμογή που παρατίθεται στο πέμπτο κεφάλαιο, και συγκεκριμένα η φορητή συσκευή εγκεφαλογραφήματος, το λογισμικό ανοιχτού κώδικα OpenVibe και η λήψη σημάτων

πραγματικού χρόνου με τη συσκευή EMOTIV EPOC και το OpenVIBE, ενώ στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται αναλυτικά η περίπτωση υλοποίησης με τις καταγραφές του εγκεφάλου σε πραγματικό χρόνο και διεξάγονται έπειτα τα βασικότερα συμπεράσματα.

Κεφάλαιο 1: Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

1.1.Φυσιολογία εγκεφάλου

Αναμφίβολα, ο εγκέφαλος χαρακτηρίζεται από την πολυπλοκότητα των λειτουργιών που επιτελεί. Έχοντας μάζα περίπου 1,5 kg, ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι το αποτέλεσμα μιας μακροχρόνιας εξελικτικής διαδικασίας που χρονολογείται εκατομμύρια χρόνια πίσω. Τα σύνθετα νευρωνικά δίκτυα των κυττάρων του είναι υπεύθυνα για ένα ευρύ φάσμα γνωστικών, συναισθηματικών και κινητικών λειτουργιών. Οι εγκεφαλικές λειτουργίες επιτελούνται από έναν αξιοσημείωτο αριθμό κυττάρων (περίπου 10^{10} νευρωνικά κύτταρα τα οποία έρχονται σε επαφή μεταξύ τους σε 10^{14} ως 10^{15} σημεία). Η πολυπλοκότητα του εγκεφάλου είναι τόσο χαρακτηριστική που μέχρι σήμερα δεν έχει καταφέρει κανείς να δημιουργήσει κάποια υπολογιστική μηχανή που να φέρει εις πέρας τις ίδιες λειτουργίες που επιτελεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Ως εκ τούτου, γίνεται κατανοητό το γιατί μέχρι σήμερα αρκετές εγκεφαλικές περιοχές παραμένουν αχαρτογράφητες ενώ οι γνώσεις μας για τις εγκεφαλικές λειτουργίες είναι αρκετά περιορισμένες. Ωστόσο με τη βοήθεια της επιστήμης γίνονται διαρκώς προσπάθειες για διεύρυνση των γνώσεων πάνω στον συγκεκριμένο τομέα[1].

1.1.1 Νευρώνες

Το σύνολο των εγκεφαλικών λειτουργιών επιτελείται όπως προαναφέρθηκε από τα σύνθετα δίκτυα των κυττάρων του εγκεφάλου. Οι γνωστικές λειτουργίες όπως αυτές της μνήμης, της προσοχής, της γλώσσας, οι κινητικές λειτουργίες του ανθρώπινου σώματος αλλά και η πρόκληση και έκφραση των συναισθημάτων εξαρτώνται άμεσα από αυτά τα νευρωνικά δίκτυα τα οποία αποτελούνται από έναν μεγάλο αριθμό κυττάρων (περίπου 10^{16} νευρώνες). Ως νευρώνας ορίζεται η βασική λειτουργική μονάδα του εγκεφάλου. Η επικοινωνία μεταξύ των νευρώνων πραγματοποιείται μέσω ηλεκτρικών ώσεων που μεταφέρονται από ένα αρχικό σημείο του κυττάρου σε ένα άλλο. Παράλληλα, οι νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους με την έκκριση και την πρόσληψη διαφόρων βιοχημικών ουσιών. Μορφολογικά ένας νευρώνας μπορεί να διαφέρει κατά πολύ ως προς το σχήμα ή το μέγεθος του σε σχέση με άλλους

νευρώνες, όμως κάθε νευρώνας αποτελείται από τα εξής μέρη: το κύριο σώμα, τον άξονα, τους δενδρίτες και τις νευραξονικές απολήξεις [1].

1.2. Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι ένα διαγνωστικό μέσο με το οποίο γίνεται η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Η παραγωγή ηλεκτρισμού από τον εγκέφαλο μπορεί να πραγματοποιείται σε πολύ μικρές ποσότητες, όμως έργο του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος είναι η ανίχνευση αυτών των ποσοτήτων. Αυτό γίνεται δυνατόν προσαρμόζοντας ηλεκτρόδια στην επιφάνεια του δέρματος του κρανίου. Τα ηλεκτρόδια εντοπίζουν τις ηλεκτρικές ώσεις και στη συνέχεια με τη βοήθεια των καλωδίων τους αυτές μεταφέρονται στον ηλεκτροεγκεφαλογράφο. Εκεί γίνεται η μεγέθυνση τους κατά περίπου ένα εκατομμύριο φορές και στη συνέχεια πραγματοποιείται η καταγραφή τους στο χαρτί. Η καταγραφή αυτή είναι το εγκεφαλογράφημα. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα χρησιμοποιείται κυρίως για τη διάγνωση της επιληψίας αν και μπορεί να εντοπίσει και άλλες διάχυτες και εστιακές βλάβες στον εγκέφαλο, οι οποίες μπορεί να εμπλέκονται στην ηλεκτρική του δραστηριότητα[4]. Οι αιτίες για αυτές τις βλάβες μπορεί να σχετίζονται με μεταβολικές παθήσεις ή άλλες λοιμώξεις[2][3].

1.2.1. Τρόποι καταγραφής

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα καταγράφει την ηλεκτρική εγκεφαλική δραστηριότητα. Το σύνολο της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου διενεργείται από έναν αριθμό δισεκατομμυρίων κυττάρων. Ωστόσο, η παραγωγή και η μετάδοση ηλεκτρικών σημάτων ενός μόνο κυττάρου είναι απειροελάχιστη και για αυτό το λόγο δύσκολα ανιχνεύσιμη. Έτσι, αν η παραγωγή και μετάδοση των σημάτων ενός μόνο κυττάρου αθροιστεί με αυτή των υπόλοιπων νευρωνικών κυττάρων τότε τα σήματα είναι πολύ μεγαλύτερα, ανιχνεύσιμα και επομένως η καταγραφή τους είναι εξίσου εύκολη [5].

Για να καταγραφούν τα ηλεκτρικά σήματα από τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο τοποθετούνται στην επιφάνεια του κρανίου του ασθενή ηλεκτρόδια τα οποία

προσλαμβάνουν τα ηλεκτρικά σήματα του εγκεφαλικού φλοιού[4]. Παθολογικές εκδηλώσεις όπως αυτή της απώλειας της συνείδησης, των σπασμών, του αποπροσανατολισμού, της άνοιας, των πονοκεφάλων, της ναρκοληψίας και των διαταραχών του ύπνου μπορεί να οδηγήσουν έναν επαγγελματία να διενεργήσει μια εξέταση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

Οι ιστοί του εγκεφάλου παράγουν ρεύμα ιόντων, το οποίο μετατρέπεται από τα ηλεκτρόδια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε ηλεκτρικό ρεύμα. Στη συνέχεια, το ρεύμα αυτό μεταφέρεται στο σύνολο των προενισχυτών του ηλεκτροεγκεφαλογραφικού συστήματος. Ο τύπος του μετάλλου των ηλεκτροδίων μπορεί να καθορίσει τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά τους. Συνήθως στα ηλεκτρόδια χρησιμοποιείται άργυρος-χλωριούχος άργυρος (Ag-AgCl) ενώ τα ηλεκτρόδια που τοποθετούνται στην επιφάνεια του κρανίου μπορούν να χρησιμοποιηθούν ξανά. Πριν διενεργηθεί το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα προηγείται μια διαδικασία προετοιμασίας της επιφάνειας του κρανίου. Αρχικά, γίνεται καθαρισμός του δέρματος με χρήση οινόπνευματος ή ασετόν ώστε να απομακρυνθούν οι όποιες λιπαρές ουσίες μπορεί να υπάρχουν. Στη συνέχεια τοποθετείται στο σημείο που θα ακουμπήσουν τα ηλεκτρόδια αγωγήμη κρέμα, η οποία συμβάλλει στο να μειωθεί η αντίσταση της επαφής σε επίπεδα μικρότερα των 10 kΩ. Αυτό εξασφαλίζει ότι το προσλαμβανόμενο σήμα θα καταγραφεί όσο το δυνατόν καλύτερα. Επιπλέον, ο τρόπος που θα τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια επηρεάζει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του σήματος του ΗΕΓ όπως είναι το πλάτος του, η φάση και η συχνότητα του. Έτσι, τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται σε περιοχές μετωπιαίες, κροταφικές, πλευρικές και ινιακές. Σύμφωνα με την παγκόσμια ομοσπονδία ενώσεων ΗΕΓ, το πιο συχνά χρησιμοποιούμενο σύστημα για την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων, είναι το 10-20. Το σύστημα αυτό αναφέρεται στην επιλογή του 20% της αποστάσεως ανάμεσα στα δύο αυτιά ως την απόσταση μεταξύ δύο οποιονδήποτε ηλεκτροδίων και στην επιλογή του 10% της αποστάσεως ανάμεσα στα δύο αυτιά ως την απόσταση από το ένα αυτί ως στο κοντινότερο προς αυτό ηλεκτρόδιο. Επιπλέον, γίνεται τοποθέτηση ηλεκτροδίων σε σημεία κοντά στους οφθαλμούς αλλά και επί των λοβών του αυτιού. Όσα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στην περιοχή των αυτιών ονομάζονται ηλεκτρόδια αναφοράς[6].

Ο υπολογισμός των μετρούμενων προκλητών δυναμικών σε μια περιοχή του κρανίου γίνεται υπολογίζοντας τη διαφορά δυναμικού ανάμεσα στην περιοχή αυτή και στους

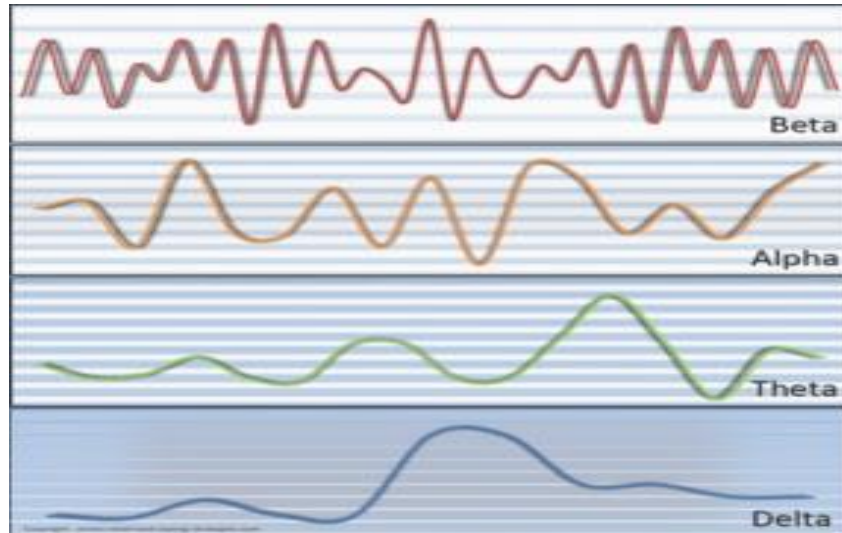
λοβούς, οι οποίοι παρουσιάζουν χαμηλό και σταθερό δυναμικό εξαιτίας του μικρού αριθμού νευρώνων και της χαμηλής τους αιμάτωσης[8].

Τα δυναμικά που φτάνουν από το εσωτερικό του εγκεφαλικού φλοιού στην εξωτερική επιφάνεια του κρανίου στην οποία είναι τοποθετημένα τα ηλεκτρόδια αποτελούν επί της ουσίας ρεύματα ιόντων που διατρέχουν την κυτταρική μεμβράνη των νευρωνικών κυττάρων συμμετέχοντας έτσι σε κάθε δραστηριότητα του εγκεφάλου. Τα ρεύματα ιόντων δημιουργούνται σε ένα συγκεκριμένο σημείο και από εκεί μεταφέρονται σε άλλες περιοχές του εγκεφαλικού φλοιού φτάνοντας μέχρι την εξωτερική επιφάνεια του κρανίου. Αυτό είναι δυνατόν καθώς ο εγκεφαλικός ιστός, το κρανίο, οι μήνιγγες και το δέρμα διευκολύνουν την αγωγιμότητα του ηλεκτρικού ρεύματος. Έτσι, πραγματοποιείται μια διάκριση ως προς τη διαμεμβρανιακή ρευματική ροή η οποία έχει να κάνει με τις πληροφορίες που μεταδίδουν και επεξεργάζονται οι νευρώνες και ως εκ τούτου προκαλούνται διαφορετικών ειδών δυναμικά. Το ένα αναφέρεται ως δυναμικό δράσης (ActionPotential) και το άλλο ως μετασυναπτικό δυναμικό (Post-SynapticPotential) [7].

1.2.2. Συχνότητες για τις δραστηριότητες του εγκεφάλου

Η συχνότητα με την οποία εναλλάσσονται τα εγκεφαλικά κύματα αντικατοπτρίζει διαφορετικές καταστάσεις της συνείδησης στον εγκέφαλο. Τα κύματα αυτά διακρίνονται σε κύματα ΒΗΤΑ, ΑΛΦΑ, ΘΗΤΑ και ΔΕΛΤΑ και υπολογίζονται σε Hz.

Με την ανακάλυψη του ΗΕΓ διαπιστώθηκε ότι ο εγκέφαλος ασχολείται με την παραγωγή διαφορετικών τύπων εγκεφαλικών κυμάτων. Έτσι, έγινε η καταγραφή και η καταχώριση αυτών των τεσσάρων τύπων κυμάτων[8]. Η μέτρηση τους γίνεται ανάλογα με την ταχύτητα που έχουν οι ηλεκτρικοί τους παλμοί, δηλαδή ανάλογα με τη συχνότητα τους, αλλά και ανάλογα με το εύρος και τη δύναμη τους. Επιπλέον, κάθε τύπος εγκεφαλικών κυμάτων αντικατοπτρίζει και μια διαφορετική κατάσταση της συνείδησης του ατόμου.



Εικόνα1.1: Εγκεφαλικά κύματα

Ο τύπος κυμάτων ΑΛΦΑ έχει συχνότητα 8-12 Hz/sec. Τα κύματα αυτά παρατηρούνται όταν το άτομο βρίσκεται σε κατάσταση χαλάρωσης χωρίς ωστόσο να χάνει την επαφή με το περιβάλλον του. Ένα άτομο μπορεί να εισέλθει σε μια κατάσταση ΑΛΦΑ κυμάτων όταν για παράδειγμα έχει φέρει εις πέρας μια εργασία που απαιτεί πνευματική ή φυσική προσπάθεια ή όταν πραγματοποιεί μια παύση για να σκεφτεί. Επιπλέον, παρατηρείται μια αύξηση στα κύματα ΑΛΦΑ όταν ένα άτομο χαλαρώνει κάνοντας αναπνοές ή κλείνει για λίγο τα μάτια του, με αποτέλεσμα τα κύματα alpha να αυξομειώνεται το επίπεδο τους ανάλογα με τις αντιδράσεις του ατόμου[8].

Ο τύπος κυμάτων ΒΗΤΑ έχει συχνότητα 14-30 Hz/sec και παρατηρείται όταν το άτομο βρίσκεται σε κατάσταση έντασης, εγρήγορσης ή φόβου. Για παράδειγμα ένα άτομο που συζητάει με ένταση, μιλάει δημόσια ή κάνει παρουσίαση μιας διάλεξης έχει βρεθεί ότι λειτουργεί με συχνότητα κυμάτων ΒΗΤΑ.

Ο τύπος ΔΕΛΤΑ κυμάτων έχει συχνότητα 0.1-4Hz/sec και έχει καταγραφεί όταν τα άτομα κοιμούνται βαθιά ή είναι αναισθητά. Όταν η δραστηριότητα αυτών των κυμάτων είναι αυξημένη έχει βρεθεί ότι υπάρχει αύξηση σε ορμόνες αντιγήρανσης[8].

Ο τύπος κυμάτων ΘΗΤΑ έχει συχνότητα μεγαλύτερη ή μικρότερη από 4-7 Hz/sec. Ο συγκεκριμένος τύπος καταγράφεται σε καταστάσεις όπου η συνείδηση είναι αρκετά μειωμένη όπως σε περίπτωση υπνηλίας. Τα ΘΗΤΑ κύματα σχετίζονται με τα χαρακτηριστικά της αυξημένης διαίσθησης, της δημιουργικότητας και του

υποσυνειδήτου. Μάλιστα, έχει διαπιστωθεί ότι άτομα που ασχολούνται με δημιουργικές δουλειές αλλά και πολλοί καλλιτέχνες έχουν μειωμένα επίπεδα στρες και σταθερότητα της δραστηριότητας των κυμάτων ΘΗΤΑ.

Γενικότερα, οι άνθρωποι συνηθίζουν να λειτουργούν σε ρυθμούς ΒΗΤΑ εγκεφαλικών κυμάτων. Ωστόσο, τα ΑΛΦΑ εγκεφαλικά κύματα είναι αυτά που συμβάλλουν και διευκολύνουν την εσωτερίκευση καινούργιων πληροφοριών, την εκμάθηση ξένων γλωσσών, την διεκπεραίωση σύνθετων καθηκόντων και την ανάλυση σύνθετων καταστάσεων. Μερικοί τρόποι για να εισέλθει ο εγκέφαλος σε κατάσταση κυμάτων ΑΛΦΑ είναι οι ασκήσεις χαλάρωσης και διαλογισμού. Πολλές έρευνες τονίζουν ότι σε καταστάσεις βαθιάς χαλάρωσης οι μειωμένοι εγκεφαλικοί παλμοί οδηγούν σε αύξηση της παραγωγής βήτα ενδορφίνης, νορεπινεφρίνης και ντοπαμίνης. Οι ουσίες αυτές έχουν συνδεθεί με περιπτώσεις αυξημένης διαύγειας, ευφορίας και βελτιωμένης μνημονικής ικανότητας. Η κατάσταση ΑΛΦΑ κυμάτων συμβάλλει επίσης στη δημιουργικότητα και τη σκέψη, η επεξεργασία των οποίων γίνεται από το δεξί εγκεφαλικό ημισφαίριο. Το συγκεκριμένο ημισφαίριο έχει περιοχές στις οποίες γίνεται η επεξεργασία εικόνων και συναισθημάτων. Έτσι, γίνεται κατανοητό ότι η μάθηση μπορεί να διευκολυνθεί κατά πολύ όταν οι μέθοδοι διδασκαλίας εμπλουτίζονται από τα παραπάνω στοιχεία.

Οι λειτουργίες της λογικής, της διανοητικής ανάλυσης, της μάθησης, της μελέτης και της επικοινωνίας γραπτής ή προφορικής σχετίζονται με τη συχνότητα των ΒΗΤΑ κυμάτων. Επιπλέον ο εγκέφαλος μπαίνει σε κατάσταση ΒΗΤΑ κυμάτων όταν το άτομο έρχεται αντιμέτωπο με στρεσογόνες καταστάσεις, καταστάσεις φόβου ή σύγχυσης. Η κατάσταση αυτών των κυμάτων είναι απαραίτητη για να μπορεί ο άνθρωπος να δρα στην καθημερινότητα του.

Τα κύματα ΑΛΦΑ βρίσκονται σε συχνότητα χαμηλότερη από αυτή των Βητα κυμάτων αλλά διαθέτουν μεγαλύτερη δύναμη και έχουν πιο υψηλή δόνηση. Μερικά από τα χαρακτηριστικά των κυμάτων ΑΛΦΑ είναι ότι συμβάλλουν στην σύνδεση συνειδητού-υποσυνειδήτου αλλά και στην επικοινωνία αριστερού-δεξιού ημισφαιρίου. Η ενεργοποίηση αυτών των κυμάτων παρατηρείται κατά την ακρόαση μουσικής ή όταν το άτομο βρίσκεται κοντά στη φύση και γενικότερα σε καταστάσεις που προάγουν την ηρεμία και τη χαλάρωση. Η δραστηριότητα αυτών των κυμάτων συμβαίνει επίσης όταν το άτομο είναι συγκεντρωμένο σε ένα συγκεκριμένο ζήτημα

αποκλείοντας περιφερειακά ερεθίσματα. Τέλος αυτός ο τύπος κυμάτων συμβάλλει στην επίτευξη καλής διάθεσης, στην ενίσχυση της λειτουργίας του παρασυμπαθητικού συστήματος, στην επίλυση προβλημάτων, στην κατασκευή δημιουργικών ιδεών.

Η ενεργοποίηση των ΘΗΤΑ κυμάτων συμβαίνει όταν το άτομο βρίσκεται σε κατάσταση ύπνου. Ένας άλλος τρόπος να επιτευχθεί η ενεργοποίηση αυτού του τύπου των κυμάτων είναι ο διαλογισμός και οι ασκήσεις για βαθιά χαλάρωση. Σε αυτήν την κατάσταση η σκέψη δεν λειτουργεί πλέον συμβατικά. Αντίθετα γίνεται χρήση συμβόλων μέσω των ονείρων. Το δεξί ημισφαίριο του εγκεφάλου εμπλέκεται σε αυτές τις διαδικασίες. Η συχνότητα των κυμάτων ΘΗΤΑ είναι 4-7Hz/sec, συχνότητα ίδια με αυτή της Γης. Η συχνότητα αυτή λέγεται κύματα Schumann και παίρνει το όνομα της από τον επιστήμονα που την ανακάλυψε και πραγματοποίησε την μαθηματική της απόδειξη το 1952. Επιπλέον, η συχνότητα ΘΗΤΑ κυμάτων εμπλέκεται στην εξισορρόπηση ανάμεσα στο συμπαθητικό και το παρασυμπαθητικό νευρικό σύστημα.

Η συχνότητα των ΔΕΛΤΑ κυμάτων είναι η βραδύτερη από όλους τους άλλους τύπους εγκεφαλικών κυμάτων (0.5-3Hz/sec). Παρόλα αυτά ο συγκεκριμένος τύπος κυμάτων διαθέτει μεγαλύτερο εύρος και δύναμη ενώ οι δονήσεις του είναι οι πιο υψηλές συγκριτικά με τους άλλους τύπους κυμάτων[9]. Η δραστηριοποίηση των ΔΕΛΤΑ κυμάτων γίνεται σε καταστάσεις βαθύ ύπνου. Τα άτομα συνήθως δεν έχουν ανάμνηση των εμπειριών τους όταν βρίσκονται σε κατάσταση ΔΕΛΤΑ κυμάτων. Η επίδραση αυτών των κυμάτων στην υγεία του ατόμου είναι ιδιαίτερα ευεργετική τόσο σε σωματικό όσο και σε ψυχολογικό επίπεδο. Με τη βοήθεια των ΔΕΛΤΑ κυμάτων το άτομο έρχεται σε στενότερη επαφή με τον βαθύτερο εαυτό του και την συνείδηση του.

Οι τύποι των εγκεφαλικών κυμάτων που αναφέρθηκαν παραπάνω περιγράφουν τέσσερις διαφορετικές καταστάσεις συνείδησης του ανθρώπινου εγκεφάλου[9][7].

1.3. Αίσθηση πόνου και νευρικό σύστημα

Όταν η φυσιολογική κατάσταση ισορροπίας του οργανισμού διαταράσσεται, το νευρικό σύστημα είτε επηρεάζεται είτε επηρεάζει το σύνολο του ανθρώπινου

οργανισμού. Η επίδραση που ασκεί το νευρικό σύστημα πάνω σε άλλα συστήματα του ανθρώπινου οργανισμού γίνεται φανερή σε περιπτώσεις ενδοκρινικών παθήσεων, όπου το νευρικό σύστημα επηρεάζει άμεσα τη λειτουργία του ενδοκρινολογικού συστήματος. Αντίστοιχα, άλλα οργανικά συστήματα επηρεάζουν με τη σειρά τους το νευρικό σύστημα. Αυτό μπορεί να παρατηρηθεί σε περιπτώσεις διαφόρων παθήσεων όπως λοιμώξεων, τοξικών, μεταβολικών, νεοπλασματικών, αιματολογικών και άλλων[10].

Ένας από τους πιο σημαντικούς αμυντικούς μηχανισμούς του ανθρώπινου σώματος είναι το αίσθημα του πόνου. Ο πόνος οδηγεί στην κινητοποίηση μηχανισμών αποφυγής-άμυνας και προωθεί την επιδιόρθωση πιθανής βλάβης στους ιστούς. Ο κλινικός ιατρός με τη σειρά του ενδιαφέρεται κυρίως για τον βραδύ πόνο. Ο βραδύς πόνος προκαλείται από μηχανικά ή θερμικά ερεθίσματα. Τα πρώτα δημιουργούν μια αίσθηση πίεσης ενώ τα δεύτερα μια αίσθηση ψύξης ή θέρμανσης. Η δράση αυτών των ερεθισμάτων πραγματοποιείται με την καταστροφή των ιστών ενώ στη συνέχεια απελευθερώνουν χημικές ουσίες που προκαλούν ερεθισμό των ελεύθερων νευρικών απολήξεων των ιστών[10]. Για παράδειγμα σε περιπτώσεις τοπικής ισχαιμίας οι ιστοί καταστρέφονται ενώ η ίδια η ισχαιμία έχει δράση αλγογόνου ερεθίσματος. Ο βραδύς πόνος συνοδεύεται από πληροφορίες που δημιουργούν μια διέγερση του ενεργοποιητικού συστήματος του δικτυωτού σχηματισμού. Οι πληροφορίες αυτές οδηγούν στην πρόκληση ψυχικών και σωματικών συμπτωμάτων τα οποία ακολουθούν τον κλινικό πόνο και εκφράζονται ως ταχυκαρδία, εφίδρωση, άγχος, εγρήγορση. Κατά την καταστροφή τους τα παρεγχυματώδη σπλάχνα δεν προκαλούν αίσθημα πόνου. Ο πόνος προκαλείται σε περιπτώσεις καψών, περιτονίας και κοίλων σπλάχνων. Ο πιο πιθανός νευροδιαβιβαστής του πόνου τόσο όσον αφορά στον Νωτιαίο Μυελό που αποτελεί πύλη εισόδου όσο και στις περιφερειακές απολήξεις θεωρείται η ουσία P[11].

Ύστερα από την εγκατάστασή τους στην μόνιμη θέση τους, οι νευροβλάστες προβαίνουν σε έκταση του άξονα τους. Αυτός με τη σειρά του διαμορφώνεται ώστε να δημιουργείται στην κορυφή του ένας κώνος, ο λεγόμενος κώνος ανάπτυξης, ο οποίος τείνει προς τον γενετικά προσδιορισμένο εκ των προτέρων επόμενο νευρώνα. Το επόμενο βήμα είναι η μετατροπή του κώνου σε προσυναπτικό αξονικό κομβίο ενώ ο νευροβλάστης παίρνει τη θέση προσυναπτικού κυττάρου. Έτσι, το σύνολο το νευρώνων οδηγεί στην δημιουργία μιας ενιαίας μονάδας, αυτής του

εγκεφάλου-Νευρικού Συστήματος. Μετά την αναμεταξύ τους σύνδεση, οι νευρώνες ξεκινούν μια διαδικασία πρόσληψης και μετάδοσης πληροφοριών. Το σύνολο των αισθήσεων έχει και ενδομήτρια λειτουργία εκτός από την όραση. Για αυτήν δεν υπάρχει ενδομήτριο ερέθισμα. Για τη διατήρηση της ισορροπίας ανάμεσα στο ενδοκυττάριο και εξωκυττάριο υγρό αλλά και για την καλύτερη επικοινωνία του νευρωνικού κυττάρου με το εξωτερικό περιβάλλον υπεύθυνα είναι τα ιόντα που διαπερνούν ελεύθερα το κύτταρο. Κάθε κύτταρο φέρει στην επιφάνεια της μεμβράνης του έναν αριθμό οπών για να περνούν από μέσα τα ιόντα. Αυτό ονομάζεται κανάλια ιόντων. Η ηλεκτροχημική ισορροπία της κυτταρικής μεμβράνης μπορεί ανά πάσα στιγμή να διαταραχθεί από ένα ερέθισμα, το οποίο έχει με αυτόν τον τρόπο την δυνατότητα είτε να αποκαταστήσει είτε να διαταράξει την επικοινωνία. Όταν η ισορροπία αποκαθίσταται, τότε και η μετάδοση των πληροφοριών είναι επιτυχής. Αυτή η μετάδοση των πληροφοριών στην ουσία της αφορά στις ηλεκτροχημικές μεταβολές που λαμβάνουν χώρα στην μεμβράνη.

Οι νευρώνες ποικίλουν ενώ η εγκατάστασή τους γίνεται κατά κύριο λόγο στον νωτιαίο μυελό, δηλαδή εσωτερικά αλλά και εξωτερικά στην περιοχή του εγκεφάλου. Σε συνδυασμό με τα τριχοειδή παίρνουν το όνομα «φαιά ουσία» ή αλλιώς «φλοιός» και «νεοφλοιός». Όταν η συγκέντρωσή τους είναι εσωτερική, τότε παίρνουν το όνομα «πυρήνες» ή αλλιώς «κέντρα». Το χρώμα της νευρογλοίας και των αξόνων είναι περίπου οπάλ και για τον λόγο αυτό παίρνουν το όνομα «λευκή ουσία». Όλοι οι άξονες διαθέτουν καλή μόνωση η οποία διατηρείται ακόμα και στο εσωτερικό του εγκεφάλου.

Η κατηγοριοποίηση των νευρώνων γίνεται βάσει της μορφής, της προέλευσης, των λειτουργιών τους αλλά και ορισμένων ιδιοτεροτήτων που μπορεί να έχουν. Τα είδη των νευρώνων είναι περίπου 210. Οι πιο βασικές κατηγορίες νευρώνων είναι οι αισθητικοί και οι κινητικοί. Οι αισθητικοί μεταφέρουν πληροφορίες από την περιοχή της περιφέρειας σε αυτή του εγκεφάλου. Οι αισθητικοί νευρώνες διακρίνονται επιπλέον σε μονοαισθητηριακούς και πολυαισθητηριακούς ανάλογα με την προέλευση των πληροφοριών που μεταφέρουν. Αν οι πληροφορίες προέρχονται από περισσότερα από ένα αισθητήρια συστήματα τότε οι νευρώνες θεωρούνται πολυαισθητηριακοί ενώ σε αντίθετη περίπτωση μονοαισθητηριακοί. Από την άλλη οι κινητικοί νευρώνες είναι υπεύθυνοι για την μετάδοση πληροφοριών οι οποίες έχουν πορεία που ξεκινά

από την περιοχή του εγκεφάλου και κατευθύνεται προς τους αδένες και τους μύες. Όσοι νευρώνες είναι ενδιάμεσοι συμβάλλουν στην ενημέρωση μεταξύ των νευρώνων.

Ανεξαρτήτως του είδους τους το σύνολο των νευρώνων επιτελεί κάποιες όμοιες και βασικές λειτουργίες. Οι ιδιαιτερότητες που προαναφέρθηκαν αναφέρονται σε σχέση με λειτουργίες προσανατολισμού ή και έχουν να κάνουν με τους λεγόμενους νευρώνες-καθρέφτες. Αυτές οι ιδιαιτερότητες σχετίζονται με την ύπαρξη υποκατηγοριών κινητικών νευρώνων. Στο σημείο αυτό πρέπει να αναφερθεί ότι όταν μιλάει κανείς για νευρώνες αναφέρεται πάντα στα νευρωνικά δίκτυα, δεδομένου ότι δεν υπάρχει μεμονωμένος νευρώνας. Επιπλέον, προσυναπτικοί νευρώνες ονομάζονται όσοι προηγούνται των επόμενων ενώ μετασυναπτικοί είναι αυτοί που ακολουθούν τους προηγούμενους τους. Όσον αφορά στους άξονες, αυτοί έχουν μήκος το οποίο μπορεί να είναι μικρό σε περιοχές όπου υπάρχουν οι ενδιάμεσοι νευρώνες του φλοιού ενώ σε περιοχές κινητικών νευρώνων μπορεί να αγγίξουν και το 1.5 μέτρο. Σε σχέση με τους δενδρίτες το μήκος τους ποικίλλει.

Το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ) είναι επιφορτισμένο με τον έλεγχο και την ρύθμιση της ευαισθησίας των πυλών εισόδου του πόνου. Αυτό καθίσταται δυνατών μέσω κάποιων μηχανισμών οι οποίοι διακρίνονται στους ενδογενείς και τους περιφερειακούς. Οι ενδογενείς μηχανισμοί αναλγησίας αναφέρονται στο οπιούχο σύστημα, η λειτουργία του οποίου πραγματοποιείται εκλύοντας ενδορφίνες (ενδογενείς ουσίες σαν την μορφίνη που έχουν αναλγητική δράση). Σε αυτούς τους μηχανισμούς ανήκει όμως και το μη οπιούχο σύστημα, του οποίου η λειτουργία γίνεται από τις νοραδρενεργικές οδούς. Όσον αφορά στους περιφερειακούς μηχανισμούς, αυτοί ελέγχουν τις πύλες εισόδου του πόνου μέσω εξωδεκτικών μη αλγογόνων ερεθισμάτων, κατά κύριο λόγο πίεση και αφής (gate control theory).

Ανάμεσα στα συχνότερα κλινικά συμπτώματα βρίσκεται και η αίσθηση του πόνου. Ένας από τους στόχους της όποιας ιατρικής παρέμβασης είναι σίγουρα η μείωση ή και η απαλοιφή του πόνου. Ο πόνος ανάγεται σε κεντρικό ζήτημα που αφορά την ιατρική κοινότητα και αυτό γιατί αν και σήμερα είναι γνωστοί οι νευροβιολογικοί μηχανισμοί που σχετίζονται με τη δημιουργία του αλλά και οι φυσιολογικοί μηχανισμοί ενδογενούς αναλγησίας, ωστόσο οι χρησιμοποιούμενες για την αντιμετώπιση του πόνου μέθοδοι είναι ακόμα ελλειμματικές. Όπως και να έχει όμως

το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα μπορεί να διασφαλίσει την εύρυθμη λειτουργία του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος.

Κεφάλαιο 2: Συστήματα Διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή

2.1. Γενικά για τα συστήματα διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή

2.1.1. Ορισμός

Το σύνολο των τεχνολογιών οι οποίες προσπαθούν να επιτύχουν αλληλεπιδράσεις και δημιουργία επικοινωνίας (αμφίδρομες ή μονόδρομες) στο ανθρώπινο νευρικό σύστημα (κεντρικό ή/και περιφερειακό) και στον υπολογιστή ονομάζονται διαδικασίες διεπαφής εγκεφάλου με τους υπολογιστές. Αυτής της μορφής οι τεχνολογίες είναι σε θέση να δημιουργήσουν σχέσεις επικοινωνίας παραδείγματος χάρη χρήσεις των υπολογιστών ή των τεχνιτών ανθρώπων μελών αποκλειστικά με τη σκέψη ή είναι σε θέση να ενισχύσουν τις προσπάθειες που κάνουν άτομα που αντιμετωπίζουν σοβαρό πρόβλημα όρασης όπως η τύφλωση και τους δίνεται η δυνατότητα για αντίληψη κάποιων βασικών χαρακτηριστικών από το περιβάλλον.

Η κύρια σκέψη γύρω από αυτό το ζήτημα των τεχνολογιών είναι να δημιουργηθούν νέα κατάλληλα τεχνολογικά και προγραμματιστικά περιβάλλοντα τα οποία θα μπορούν να διαβάσουν τις πυροδοτήσεις στους νευρώνες, να ερμηνεύσουν αυτές τις πυροδοτήσεις και να εκτελέσουν τις αντίστοιχες λειτουργίες οι οποίες έχουν συνοδευτεί από τις ερμηνείες των πυροδοτήσεων αυτών. Η κύρια λύση για αυτή την προσπάθεια είναι τα ίδια τα χαρακτηριστικά που διαθέτουν οι νευρώνες. Το σύνολο αυτών των περίτεχνων βιομηχανικών μονάδων για την επεξεργασία των δεδομένων, είναι σε θέση να διαπράξουν επικοινωνιακές σχέσεις ανάμεσα τους με την δημιουργία ηλεκτροχημικών εκκενώσεων με περιορισμένη έκταση. Με βάση τις χρήσεις πολλών ειδών τεχνολογιών υπάρχει η δυνατότητα για καταγραφή αυτής της δραστηριότητας για τους νευρώνες τόσο στα ατομικά όσο και στα συλλογικά επίπεδα και γίνεται μετάφραση αυτών με επιτυχία.

Οι διαδικασίες διεπαφής ανάμεσα στον εγκέφαλο-υπολογιστή (BCI) αποτελούν ένα είδος συστήματος για την επικοινωνία οι οποία δεν χρειάζεται περιφερικές μυϊκές δραστηριότητες. Στην πραγματικότητα, το σύνολο των συστημάτων BCI επιτρέπει στα άτομα να στέλνουν εύρος εντολών σε ηλεκτρονικές συσκευές αποκλειστικά μέσα

από τις δραστηριότητες στον εγκέφαλο. Το άθροισμα των διεπαφών αυτών είναι σε θέση να χαρακτηριστούν ως ο αποκλειστικός τρόπος για τη δημιουργία επικοινωνίας από άτομο σε άτομο το οποίο έχει υποστεί σύνολο συγκεκριμένων κινητικών δυσκολιών.

Σε αυτή τη συγκεκριμένη φάση με βάση τα κατάλληλα ηλεκτρόδια γίνεται λήψη του σήματος από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ). Το σύνολο των σημάτων αυτών ακολούθως πρόκειται να υποβληθεί σε επεξεργασία με στόχο να δημιουργηθούν δράσεις ανάπτυξης σε συγκεκριμένες διεπαφές. Το άθροισμα των κατηγοριών που μπορούν να διαχωριστούν οι διαδικασίες της φάσης αυτής έχουν σχέση με την πραγματοποίηση ή όχι χειρουργικών επεμβάσεων για τις τοποθετήσεις του εκάστοτε ηλεκτροδίου [12].

Όταν πραγματοποιούνται επεμβατικές μέθοδοι, μεγάλος αριθμός ηλεκτροδίων υποβάλλονται σε ενδοκρανιακή εμφύτευση, με το σύνολο των λαμβανόμενων σημάτων να κατέχουν τα καλύτερα ποιοτικά χαρακτηριστικά, με την απουσία αποφυγής του ρίσκου των επεμβάσεων, και ειδικότερα σε περιπτώσεις όπου αυτές οι επεμβάσεις γίνονται στον εγκέφαλο.

Μια ειδικότερη κατηγοριοποίηση σχετίζεται με τις καταγραφές σημάτων από ένα μόνο μέρος ή τις ταυτόχρονες καταγραφές σε σήματα από εύρος περιοχών. Η πρώτη περιοχή είναι πιο εξειδικευμένη και αντιστοιχεί με ένα ζήτημα πολύ ειδικό και η δεύτερη περιοχή φαίνεται να είναι υπεύθυνη για την πλειοψηφία των δυνατοτήτων αλλά και των τεχνικών δυσκολιών. Με βάση την κάθε ομάδα από τους νευρώνες οι οποίοι συμμετέχουν τις μετρήσεις, οι διαδικασίες αλλάζουν.

2.2.2. Σύντομη ιστορική αναδρομή

Το σύνολο των πρώτων πρωτόγονων βημάτων για τις καταγραφές των εγκεφαλικών δραστηριοτήτων έχουν ξεκινήσει από την αρχή του αιώνα που πέρασε με πρώτο εκφραστή αυτόν που εφηύρε το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, τον Hans Beger. Η καταγραφή ενός ανθρώπινου ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος που στέφθηκε από επιτυχία, επιτελέστηκε στο 1924.

Ωστόσο, πρόκειται να περάσει αρκετό χρονικό διάστημα μέχρι να επέλθει ανάπτυξη για τις συγκεκριμένες τεχνικές και πολύ πιο πολλά μέχρι ένας άνθρωπος να

προχωρήσει στη σύλληψη της ιδέας για δημιουργία επικοινωνιακών συστημάτων τα οποία θα αξιοποιούν τις καταγεγραμμένες εγκεφαλικές δραστηριότητες. Το πρόγραμμα ARPA στις ΗΠΑ, αποτελεί την πρώτη προσπάθεια για δημιουργία διάδρασης μέσω επικοινωνιακού συστήματος ανάμεσα στον ανθρώπινο εγκέφαλο και στον υπολογιστή. Έπειτα από τις ραγδαίες εξελίξεις που γνώρισαν οι πρώτοι υπολογιστές στις αρχές της δεκαετίας του 1970, είχε τεθεί ως στόχος από την ARPA, να δημιουργήσει ένα διαδραστικό επικοινωνιακό σύστημα ανάμεσα στον εγκέφαλο του ανθρώπου και στους υπολογιστές το οποίο θα μπορούσε να παρέχει ενίσχυση των γνωστικών και κινητικών ικανοτήτων των ανθρώπων.

Ωστόσο, η σωστή χρονική στιγμή για κάτι τέτοιο, έρχεται μετά από τρεις δεκαετίες, σε μια εποχή όπου η τεχνολογικές επιτεύξεις θα μπορέσουν να υποστηρίξουν τις πολυπόθητες αλληλεπιδράσεις ανάμεσα στον εγκέφαλο και στον υπολογιστή. Μέσα σε μια από τις αρχικές μελέτες σε αυτόν τον κλάδο, ο Chapin (1999)[13] προχώρησε σε επίτευξη εκπαίδευσης ποντικών να εκτελούν κινήσεις ενός στοιχειώδους τεχνητού χεριού με στόχο να πιούν νερό. Μετά από λίγα χρόνια, ο Nicolelis, ένας επίσης δημοφιλής μελετητής τους τομέα, προχώρησε σε εκπαίδευση μιας μαϊμούς να πραγματοποιεί επιτυχημένες χρήσεις τεχνητών χεριών με τρόπο τόσο λειτουργικό που έμοιαζε να ήταν δικό της. Όπως είναι αναμενόμενο το επόμενο στάδιο σχετίζεται με τη δοκιμή αυτών των μεθόδων και στο ανθρώπινο είδος. Και η αλήθεια είναι ότι το 2006, ένα σύνολο επιστημόνων στις ΗΠΑ με καθοδηγητή των Hochberg προχώρησε σε εμφύτευση μιας σειράς από ηλεκτρόδια εντός του εγκεφαλικού φλοιού του MattNagle, ο οποίος ήταν τετραπληγικός ασθενής, και μπόρεσε να τον εκπαιδεύσει με στόχο να ασκεί με επιτυχία έλεγχο του κέρσορα στην οθόνη του υπολογιστή. Στην πραγματικότητα, έπρεπε να εκπαιδευτεί πολύ και οι αλγόριθμοι συνεχώς αναπροσαρμόζονταν με στόχο οι αποκωδικοποιήσεις των εγκεφαλικών δραστηριοτήτων να γίνουν με επιτυχία και τέλος, οι προσπάθειες του συστήματος οδήγησαν σε σημαντικά και επιτυχημένα αποτελέσματα.

2.1.3. Εφαρμογές

Παρότι το σύνολο των μεθόδων οι οποίες εφαρμόστηκαν κατά τις αρχικές δοκιμές αποτελούσαν στην ουσία εμφυτεύσεις σε ηλεκτρόδια εντός του εγκεφαλικού φλοιού σε κάθε πειραματόζωο και ασθενή, το άθροισμα των μεθόδων οι οποίες βρίσκουν

ανταπόκριση μέχρι σήμερα για να δημιουργηθούν συστήματα διεπαφών στον εγκέφαλο και στον υπολογιστή είναι κατά βάση πολύ πιο πολλές. Γενικότερα, μπορεί να γίνει διαχωρισμός δύο κύριων κατηγοριών, των επεμβατικών και των μη επεμβατικών. Οι πρώτες κατηγορίες αναφέρονται σε σύνολο μεθόδων για τις οποίες οι χρήστες χρειάζεται να υποβάλλονται σε επεμβάσεις, χειρουργικής μορφής, με στόχο την τοποθέτηση συσκευών ανάγνωσης των εγκεφαλικών δραστηριοτήτων. Ένα δημοφιλές είδος επεμβατικής μεθόδου είναι οι ενσωματώσεις ηλεκτροδίων εντός της φαιάς ουσίας στον εγκέφαλο των ασθενών. Και αυτό διότι εντός της φαιάς ουσίας υπάρχει σύνολο σωμάτων από τον κάθε νευρώνα, τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των τελικών καταγεγραμμένων εγκεφαλικών σημάτων είναι εξαιρετικά. Ακόμη, αυτό το είδος μεθόδου είναι πολύ χρήσιμο με βάση σύνολο υλοποιήσεων διεπαφών του εγκεφάλου με τους υπολογιστές όταν δεν υπάρχει η ανάγκη απλής αναγνώρισης των εγκεφαλικών σημάτων αλλά γίνονται ενεργοποιήσεις σε πολύ συγκεκριμένες περιοχές στον εγκέφαλο. Παραδείγματος χάρη, το 2002 έγινε εμφύτευση ηλεκτροδίων στους ινιακούς λοβούς (εγκεφαλική περιοχή η οποία ευθύνεται για τη λειτουργία της όρασης) τυφλών ασθενών με στόχο να υποστηρίξουν το να καταφέρουν να βλέπουν μερικές σκιές. Οι σχεδιαστικές διαδικασίες αυτού του προγράμματος έχει βασιστεί στις χρήσεις ειδικών καμερών που έχουν ενσωματωθεί εντός των γυαλιών των ασθενών, κάμερες οι οποίες είχαν συνδεθεί με το σύνολο των ηλεκτροδίων εντός του ινιακού λοβού. Με βάση το ποσοστό του φωτός το οποίο συγκεντρωνόταν στις κάμερες, στέλνονταν τα κατάλληλα σήματα με στόχο την ενεργοποίηση πολύ συγκεκριμένων περιοχών στον εγκεφαλικό φλοιό επιδιώκοντας με αυτό τον τρόπο οι ασθενείς να έχουν την αίσθηση φωταψιών στα οπτικά τους πεδία, και να μπορούν να ξεχωρίσουν με αυτό τον τρόπο το σύνολο των φωτεινών από των σκοτεινών περιοχών. Οι υλοποιήσεις τέτοιας μορφής διεπαφών κατά τις οποίες υπάρχει η ανάγκη σχετικά μεγάλων λεπτομερειών στις επιλογές των νευρώνων με στόχο τον αυξημένο ερεθισμό θα ήταν πολύ πιο δύσκολό να επιτευχθούν με μη επεμβατικές μεθόδους.

Φυσικά, οι χειρουργικές επεμβάσεις του εγκεφάλου δεν αποτελούν μια απλή διαδικασία στην οποία μπορούν να υποβληθούν όλοι οι άνθρωποι και για όλους τους λόγους, διότι γίνεται η εμφάνιση ορατών κινδύνων και παρενεργειών εξαιτίας των επεμβάσεων. Συχνά ωστόσο, οι φυσιολογικές αντιδράσεις στον οργανισμό με στόχο την επούλωση των πληγών οι οποίες έχουν προκληθεί από τις χειρουργικές

επεμβάσεις είναι πιθανό να μειώσουν τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των εγκεφαλικών σημάτων, προχωρώντας σε εκμηδένιση των θετικών τα οποία είναι πιθανό να προσφερθούν από τις συγκεκριμένες μεθόδους[14].

Με στόχο την αποφυγή αυτών των προβλημάτων, στη σύγχρονη εποχή, έχει ξεκινήσει η ανάπτυξη κάποιων πιο περιορισμένων επεμβατικών μεθόδων, για παράδειγμα οι χρήσεις ηλεκτροφλοιογραφημάτων, τα οποία βασίζονται στον ίδιο τύπο λειτουργίας με τις εμφυτεύσεις ηλεκτροδίων, αλλά σε αυτές τις τεχνικές το σύνολο των ηλεκτροδίων εμφυτεύονται περιμετρικά στον εγκέφαλο και δεν εφάπτονται στην φαιά ουσία[15].

Πιο συγκεκριμένα, οι συνηθέστερες τακτικές για χρήση των ηλεκτροφλοιογραφημάτων είναι οι εμφυτεύσεις πλακών από ηλεκτρόδια κάτω από τη σκληρή μήνιγγα, στις περικρανιακές περιοχές. Το άθροισμα των προτερημάτων από την χρήση ηλεκτροφλοιογραφημάτων εστιάζονται στην επιτάχυνση των σχετικά καλών ποιοτικών σημάτων από σύνολο συγκεκριμένων εγκεφαλικών περιοχών, με αποφυγή των παρενεργειών και των κινδύνων οι οποίοι υποβόσκουν από τις εμφυτεύσεις ηλεκτροδίου απευθείας στην περιοχή της φαιάς ουσίας. Το δεύτερο μεγάλο είδος από τις μεθόδους υλοποιήσεων διεπαφών εγκεφάλου- υπολογιστών είναι εκείνες οι οποίες με στόχο την πραγματοποίησή τους δεν χρειάζεται κάθε είδος μορφών επέμβασης στις εγκεφαλικές δομές ή τα κρανία των υποψήφιων χρηστών.

Οι πιο συνηθισμένες τεχνολογίες οι οποίες εφαρμόζονται είναι τα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα. Οι χρήστες καλούνται να φορέσουν ένα ελαστικό καπέλο που εντός του υπάρχει μεγάλος αριθμός από ηλεκτρόδια, κάθε ένα από τα καλώδια αναγνωρίζει τις δραστηριότητες από διαφορετικές περιοχές του εγκεφάλου. Το μεγαλύτερο προτέρημα για αυτή την τεχνολογική μέθοδο, είναι οι ευκολίες των εφαρμογών της και οι σχετικά γρήγορες ταχύτητες καταγραφών των εγκεφαλικών σημάτων, γεγονός το οποίο βοηθά στην επίτευξη πιο διαδραστικών εφαρμογών των διεπαφών εγκεφάλου-υπολογιστών. Τα κύρια μειονεκτήματα ωστόσο είναι ότι τα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα είναι πιθανό να διαβάσουν αποκλειστικά τις περιφλοιϊκές περιοχές, κάνοντας έτσι μη εφικτές τις καταγραφές δραστηριοτήτων στις εγκεφαλικές περιοχές οι οποίες είναι εντός του βαθιού εγκεφάλου. Ακόμη, μειονέκτημα αποτελούν οι δυσκολίες για τον εντοπισμό των σημάτων μιας πολύ περιορισμένης σε έκταση εγκεφαλικής περιοχής, αλλά και το σύνολο των

ηλεκτροδίων των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων τα οποία είναι δεκάδες και έτσι κάθε ένα από αυτά μπορεί να προχωρά σε ταυτόχρονη καταγραφή μερικών χιλιάδων νευρώνων [16].

Ένα δεύτερο είδος τεχνικής το οποίο εφαρμόζεται σε μεγάλο βαθμό είναι οι λειτουργικές μαγνητικές τομογραφίες. Σε αυτές, οι χρήστες τοποθετούνται στους μαγνητικούς τομογράφους οι οποίοι είναι τοποθετημένοι σε ειδικούς θαλάμους και συνηθέστερα καλούνται να ελέγξουν τα περιεχόμενα τα οποία φαίνονται στις οθόνες οι οποίες βρίσκονται μπροστά τους, για παράδειγμα να κινήσουν τους κέρσορες, να αυξομειώσουν σύνολο μπαρών μέσω αυξομείωσης της εγκεφαλικής δραστηριότητας εντός συγκεκριμένων εγκεφαλικών περιοχών κ.α. Το κύριο θετικό για αυτή τη λειτουργική μαγνητική τομογραφία είναι οι πολύ υψηλές οπτικές αναλύσεις οι οποίες επιτρέπουν στους ερευνητές να εξάγουν σύνολο δεδομένων για κάθε περιορισμένη περιοχή του εγκεφάλου, ακόμη και αν αυτές είναι εντός του εγκεφαλικού φλοιού ή αν είναι ακόμη πιο βαθιά εντός του εγκεφάλου.

Εξαιτίας αυτού, οι διεπαφές ανάμεσα στον εγκέφαλο και στον υπολογιστή μέσω χρήσης αυτής της μεθόδου θεωρούνται ιδανικά εργαλεία για να αντιμετωπιστούν οι ψυχοφυσιολογικές διαταραχές οι οποίες έχουν σχέση με σύνολο συγκεκριμένων περιοχών στον εγκέφαλο οι οποίες δεν μπορούν να ελεγχθούν με ευκολία μέσω άλλων τρόπων.

Αντιθέτως, οι μαγνητικές τομογραφίες δεν μπορούν να πραγματοποιηθούν σε οποιοδήποτε χώρο. Οι τεράστιοι μαγνητικοί τομογράφοι δεν είναι δυνατόν να μετακινηθούν, γεγονός το οποίο κάνει το fMRI μια δύσκολη επιλογή για να υλοποιηθούν συστήματα διεπαφών προς επίλυση καθημερινών προβλημάτων που αντιμετωπίζουν οι υποψήφιοι χρήστες όπως οι χρήσεις βιονικών χεριών ή οι χρήσεις υπολογιστών με τον λογισμό. Αυτή είναι και η κύρια αιτία για την οποία οι μαγνητικές τομογραφίες χρησιμοποιούνται πιο πολύ στο ερευνητικό πλαίσιο, ενώ σύνολο άλλων μεθόδων εφαρμόζονται για να υλοποιηθούν πρακτικές εφαρμογές. Είναι δεδομένο ότι υπάρχει εύρος μεθόδων οι οποίες εφαρμόζουν την χρήση διεπαφών, για παράδειγμα τα μαγνητοεγκεφαλογραφήματα αλλά το μεγαλύτερο μέρος από τις μελέτες πραγματοποιούνται μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων, λειτουργικών μαγνητικών τομογραφιών και επεμβατικών μεθόδων για την εμφύτευση ηλεκτροδίου[17].

2.2. Χρησιμοποιούμενα τεστ

2.2.1 Ανοιχτάκλειστάμάτια

Με στόχο την ανίχνευση της δραστηριότητας των ανοιχτών ματιών και των κλεισιμάτων των ματιών, χρειάζεται αρχικά να γίνει ρύθμιση ενός περιβάλλοντος εργασίας το οποίο να εμπεριέχει συσκευές EEG και υπολογιστές εγκατεστημένους με τα απαιτούμενα λογισμικά. Οι συσκευές EEG τοποθετούνται στους εγκεφάλους των χρηστών. Αυτές οι συσκευές διαθέτουν μεγάλο αριθμό ηλεκτροδίων τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί για τις λήψεις όλων των σημάτων από τον εγκέφαλο. Το σύνολο των ηλεκτροδίων έχουν τοποθετηθεί με βάση το σύστημα με διεθνή εφαρμογή από δέκα έως είκοσι εγκεφαλικούς λοβούς. Κάθε λοβός είναι μετωπικός (F), βρεγματικός (P), κεντρικός (C), ινιακός (O) και χρονικός (T).

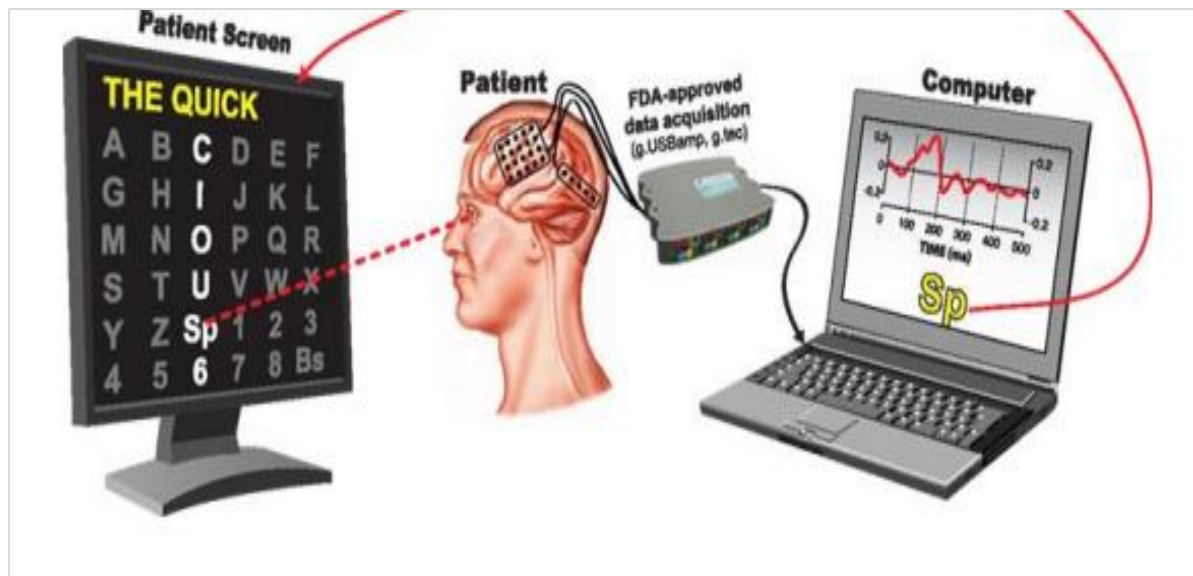
Το σύνολο αυτών έχει υποβληθεί σε επισημάνση με αρίθμηση από το 1 μέχρι το 8, εντός αριθμητικών ηλεκτροδίων, είναι 2, 4, 6 και 8 που λειτουργούν αντιπροσωπευτικά προς τα ηλεκτρόδια τα οποία έχουν τοποθετηθεί στο δεξί ημισφαίριο, ενώ το σύνολο των περιττών αριθμών από τα ηλεκτρόδια, είναι 1, 3, 5 και 7 αντιπροσωπεύουν το σύνολο των ηλεκτροδίων τα οποία είναι τοποθετημένα εντός του αριστερού ημισφαιρίου στον εγκέφαλο. Έπειτα από τις σωστές τοποθετήσεις των ηλεκτροδίων EEG σε αντιστοιχία με τα συστήματα 10-20, το σύνολο των σημάτων τα οποία δημιουργούνται στον εγκέφαλο υποβάλλονται σε καταγραφή. Οι εγγραφές είναι πιθανό να γίνονται για αποκλειστικά έναν χρήση ή σε πολλαπλό επίπεδο. Με στόχο την διεξαγωγή δεδομένων που θα διακρίνονται από ακρίβεια, δίνεται η δυνατότητα καταγραφής δεδομένων από πολλούς χρήστες με στόχο την ελαχιστοποίηση του ρυθμού των σφαλμάτων. Το σύνολο των σημάτων τα οποία υποβάλλονται σε καταγραφή από τις εγκεφαλικές δομές μοιάζουν με μορφές κυμάτων άλφα (8-13 Hz), με κύματα βήτα (>13 Hz) και κύματα δέλτα.

2.2.2. Το PS 300

Τα κύματα P300 αποτελούν δυνητικά στοιχεία τα οποία σχετίζονται με σύνολο συμβάντων και προκαλούνται στις διαδικασίες για τις λήψεις αποφάσεων. Γενικότερα, θεωρούνται ως ενδογενή δυναμικά διότι, οι εμφάνισή τους δεν έχει συνδεθεί με εύρος φυσικών ιδιοτήτων για τα ερεθίσματα αλλά με το σύνολο των αντιδράσεων των ατόμων σε αυτά. Ειδικότερα, τα P300 κύματα, θεωρούνται ως αντικατοπτρισμός των διαδικασιών οι οποίες διενεργούνται στις αξιολογήσεις ή

ταξινομήσεις για τα ερεθίσματα. Συνηθέστερα, προκαλούνται με τις χρήσεις των παραδειγματικών μοντέλων, στα οποία το σύνολο των αντικειμένων με στόχευση χαμηλών πιθανοτήτων προχωρούν σε ανάμειξη με μεγάλο αριθμό αντικειμένων μη-στοχεύσεων υψηλών πιθανοτήτων. Σε περιπτώσεις καταγραφής μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων γίνονται επιθέσεις ως θετικές εκτροπές τάσεων με λανθάνουσες καταστάσεις μεταξύ 250 μέχρι 500 ms.

Τα σήματα τυπικά μετριούνται περισσότερο μέσω των ηλεκτροδίων τα οποία δημιουργούν καλύψεις στον βρεγματικό λοβό. Η ύπαρξη, τα μεγέθη, οι τοπογραφίες και οι συγχρονισμοί αυτών των σημάτων εφαρμόζονται συχνότερα ως σύνολο μετρήσεων των γνωστικών λειτουργιών σε εύρος διαδικασιών που σχετίζονται με τις λήψεις αποφάσεων. Το άθροισμα των νευρικών υποστρωμάτων αυτών των συστατικών ERP συνεχίζουν να μην είναι ξεκάθαρα. Οι πράξεις αναπαραγωγικότητας και οι συνεχείς παρουσίες εικόνων κάνουν κοινές επιλογές για σύνολο ψυχολογικών εξετάσεων από την μια μέσω της κλινικής και από την άλλη μέσω του εργαστηρίου[18].



Εικόνα 2.1: Το σύστημαP-300

2.2.3.Η μέθοδος του αγαπημένου τραγουδιού

Με στόχο να επιτευχθεί η μάθηση φυσικών έργων, χρησιμοποιούνται μουσικοί δείκτες οι οποίοι αναπτύσσουν σε σημαντικό βαθμό μέρη στον εγκέφαλο, με βάση τις

νέες μελέτες. Το σύνολο των ανθρώπων οι οποίοι ασκούν το κύριο κινητικό πλαίσιο καθηκόντων σε συνάρτηση με μουσική υπόκρουση, φαίνεται να αυξάνονται οι δομικές συνδέσεις ανάμεσα στις περιοχές στον εγκέφαλο οι οποίες είναι υπεύθυνες για την επεξεργασία του ήχου και τον τις διαδικασίες ελέγχου για τις κινήσεις. Το σύνολο των ευρημάτων έχουν επικεντρωθεί στο μονοπάτι της λευκής ουσίας, οι καλωδιώσεις οι οποίες επιτρέπουν σε κάθε κύτταρο στον εγκέφαλο να επικοινωνήσει με άλλα κύτταρα.

Η συγκεκριμένη έρευνα[12] θα ήταν σε θέση να επιφέρει σύνολο θετικών επιπτώσεων στις μελλοντικές έρευνες για τις διαδικασίες αποκατάστασης που αφορούν ασθενή ο οποίος έχει απωλέσει κάποιο μέρος από τον έλεγχο των κινητικών πράξεων του. Ένα σύνολο τριάντα δεξιόχειρων εθελοντών έχουν χωριστεί σε δύο ομάδες και έχουν κατηγορηθεί ότι έχουν μάθει μια νέα εργασία η οποία εμπεριείχε σύνολο ακολουθιών από κινήσεις στα δάχτυλα. Το ένα σύνολο προχώρησε σε εκμάθηση του έργου με μουσική υπόκρουση ενώ το άλλο σύνολο ατόμων υποβλήθηκε σε εκμάθηση με απουσία μουσικής. Έπειτα από ένα μήνα εξάσκησης, και τα δύο σύνολα ατόμων-εθελοντών προχώρησαν σε απόδοση εξίσου καλής εκμάθησης των ακολουθιών.

Έγινε χρήση μαγνητικών τομογραφιών, διαπιστώθηκε ότι οι εθελοντές που είχαν μουσική υπόκρουση κατά την εξάσκηση αυξήσαν τις συνδέσεις στις οδούς λευκών ουσιών οι οποίες συνδέουν το σύνολο των ακουστικών και κινητικών περιοχών στις δεξιές πλευρές των εγκεφάλων. Οι εθελοντές που δεν είχαν μουσική υπόκρουση δεν φαίνεται να έχουν υποστεί κάποια διαφοροποίηση. Οι πλειοψηφία των ερευνητών ευελπιστούν στο ότι οι μελλοντικές μελέτες με μεγαλύτερο ποσοστό εθελοντών θα προχωρήσουν στην εξέταση της πιθανότητας εάν οι μουσικές υποκρούσεις μπορούν να βοηθήσουν μέσω ειδικών ειδών προγραμμάτων για την αποκατάσταση κινητικών πράξεων, για παράδειγμα έπειτα από εγκεφαλικά επεισόδια.

Τα διεπιστημονικά προγράμματα συγκεντρώνουν σύνολο ερευνητών μέσω του Ινστιτούτου Μουσικής Ανθρώπινης και Κοινωνικής Ανάπτυξης από το Πανεπιστήμιο στο Εδιμβούργο, το Κλινικό Ερευνητικό Κέντρο Απεικόνισης και το Κέντρο Κλινικών Εγκεφαλικών Επιστημών και από την Κλινική Νευροψυχολογία του Πανεπιστημίου του Λέιντεν στην Ολλανδία. Ο Katie Overy, αποτελούσε τον επικεφαλής για την ερευνητική ομάδα και ανέφερε ότι η έρευνα αποτυπώνει ότι η

ύπαρξη μουσικής δημιουργεί διαφοροποιήσεις, και οι μουσικές υποκρούσεις ενθαρρύνουν το σύνολο των ανθρώπων να εκτελέσουν κινήσεις και να δημιουργήσουν αλλαγές σε δομές των λευκών υλών εντός του εγκεφάλου[12].

2.3. Παρούσα επιστημονική στάθμιση

Μια ομάδα μελετητών, προχώρησαν στην ανάδειξη του αποτελέσματος από την μελέτη που αφορά τις οξείες επιδράσεις των χαμηλών δόσεων αιθανόλης. Από την μελέτη των γνωστικών επιδόσεων και των ηλεκτροφυσιολογιών δεικτών, χρειάστηκε να γίνει αναφορά σε ένα παράδειγμα για το οποίο υπήρχε ανάγκη νοητικών αριθμητικών προσπαθειών μνήμης. Έχει γίνει η υπόθεση ότι η ποσότητα αλκοόλ ακόμη και σε χαμηλές δόσεις είναι πιθανό να ασκήσει αρνητική επίδραση και στα δύο μέτρα συμπεριφοράς όπως γίνεται αντανάκλαση από τους χρόνους αντιδράσεων. Στη συγκεκριμένη έρευνα, το σύνολο των ευρημάτων τα οποία έχουν σχέση με την πλειοψηφία των μεταβολών στις ζώνες συχνότητας θήτα έχουν αναλυθεί με πολλές λεπτομέρειες. Οι συμμετέχοντες (32) ήταν φοιτητές, άνδρες 22 ετών. Το σύνολο των διαδικασιών έλαβαν χώρα με ύπαρξη ιατρικής και ψυχολογική εποπτείας. Καθώς γινόταν η διεξαγωγή των διαδικασιών για την πρόσληψη των συμμετεχόντων, οι πιθανοί συμμετέχοντες χρειάζονταν αρχικά να συμπληρώσουν ερωτηματολόγια, τα οποία είχαν σταλεί μέσω ηλεκτρονικού ταχυδρομείου[19].

Το άθροισμα των ατόμων έβλεπε κανονικά. Σε μια επόμενη μελέτη για ένα παρόμοιο ζήτημα ο Molnar και η ομάδα του, προχώρησαν σε ανάλυση του αποτελέσματος των χαμηλών δόσεων αλκοόλης στο ΗΕΓ το οποίο έχει καταγραφεί κατά τις νοητικές αριθμητικές. Οι οξείες επιδράσεις των μεγάλων ποσοτήτων αιθανόλης (1,0 g / kg, και σε αυτό το εύρος) και οι δόσεις στο ΗΕΓ έχουν τεκμηριωθεί σωστά και έχουν εκδηλωθεί από τις αυξήσεις στις δυνάμεις θήτα και άλφα που δεν είναι τόσο γνωστή η επίδραση του στις χαμηλές δόσεις (παρακάτω 0,5 g / kg) και ειδικότερα σχεδόν στις επιδράσεις εντός των μη γραμμικών χαρακτηριστικών του EEG. Η συγκεκριμένη έρευνα, επιδεικνύει τις επιδράσεις των χαμηλών δόσεων σε αιθανόλη όπως έχουν αναλυθεί σε γραμμικό και μη γραμμικό πλαίσιο χαρακτηριστικών πολυπλοκότητας του EEG τα οποία έχουν καταγραφεί στο στάδιο των νοητικών αριθμητικών.

Ακολουθώντας, έγινε υπολογισμός με βάση το ότι το σύνολο των χαρακτηριστικών μεταβολών των συγχρονισμών στο διάστημα και στο χρόνο αποτελούν θεμελιώδεις παραμέτρους για το άθροισμα των γνωστικών μηχανισμών, για παράδειγμα οι νοητικές αριθμητικές πράξεις. Θα ήταν παράληψη εάν δεν αναφερόταν το πόσο σημαντικές είναι οι αναλύσεις για τις αλλαγές οι οποίες έχουν παρατηρηθεί εντός της θήτα ζώνης, οι οποίες προκλήθηκαν λόγω πιθανών διαδικασιών στη μνήμη εργασίας οι οποίες έχουν καθοριστικό ρόλο στις εκτελέσεις αριθμητικών εργασιών. Με στόχο την αποκρυπτογράφηση με περισσότερες λεπτομέρειες των χαρακτηριστικών των δοσοεξαρτώμενων τροποποιήσεων από τις απεικονίσεις οι οποίες δημιουργούνται από τη μελέτη, έγινε καταγραφή των μεταβολών που δημιουργούνται στους καρδιακούς ρυθμούς (HR) και στις ηλεκτροδερμικές δραστηριότητες (EDA). Έχει γίνει αναφορά ότι το άγχος σχετίζεται με την κατανάλωση αλκοόλ [20].

Αυτή η συσχέτιση ελέγχθηκε μέσω υπολογιστή ο οποίος είναι σε θέση να παρέχει αναλύσεις αυτόματες για το σύνολο των αλλαγών στις εγκεφαλικές δομές μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων (EEG). Αυτές οι διαδικασίες είναι σε θέση να βοηθήσουν έγκαιρες διαγνώσεις ή τις καλύτερες κατανοήσεις στα αίτια και στις επιπτώσεις. Το σύνολο των επιπτώσεων οι οποίες καταγράφονται από τα αγχώδη συναισθήματα είναι οι αλλαγές στα ηλεκτροκαρδιογραφήματα, και γίνονται φανερά μέσω των χαρακτηριστικών της περιφερειακής θερμοκρασίας στο δέρμα, των αναδομήσεων, των ηλεκτροθερμικών αποκλίσεων, των κινήσεων των ματιών και μέσω των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων. Με στόχο την καταπολέμηση πολλών θανατηφόρων τροχαίων ατυχημάτων τα οποία προκαλούνται κατά την οδήγηση μετά την κατανάλωση αλκοόλ έχει γίνει κατασκευή αλκοολικών μετρητών οι οποίοι ελέγχουν την αναπνοή των οδηγών με στόχο την αποφυγή της οδήγησης μετά από κατανάλωση αλκοόλ. Η ποσότητα αλκοόλ που καταναλώνεται από οδηγούς ασκεί επιδράσεις σε σύνολο πολλών περιοχών στο σώμα και χάνεται η δύναμη της λογικής, εξουθενώνεται η μνήμη και η Υπερκινητικότητα. Η μέθοδος που προτείνεται είναι να κατασκευάσουν καταγραφείς οι οποίοι θα μετατρέπουν το σύνολο των δεδομένων EEG σε σύνολο συνιστωσών συχνότητα με χρήση του γρήγορου μετασχηματισμού Fourier (FFT). Η σύλληψη του ΗΕΓ πραγματοποιείται στον αριστερό πρόσθιο λοβό μετά από χρήση ηλεκτροδίου τύπου προσαρτήσεως. Αυτή η τεχνική γίνεται με γρήγορο ρυθμό και με ευκολία για να ληφθεί το EEG. Σε αρχικό στάδιο, το σύνολο των δεδομένων EEG εισάγονται σε καταγραφείς στα τμήματα εισόδων. Ακολουθώντας,

οι καταγραφείς EEG διαβάζουν με αυτόματο τρόπο το σύνολο των στοιχείων συχνότητας για τα δεδομένα στα τμήματα μετασχηματισμών για τα δεδομένα, στα τμήματα εξαγωγών για τα χαρακτηριστικά ενώ στο PCA και στο LDA γίνεται εφαρμογή της εξαγωγής χαρακτηριστικών από το άθροισμα των πρωτογενών εξαρτημάτων συχνότητας. Μια ομάδα μελετητών έχουν ασχοληθεί με τις οξείες λήψεις μέτρων μέχρι και υψηλών δόσεων αλκοόλης (0,05-1 g / kg) που είναι σε θέση να προκαλέσει βλάβη σε μεγάλο αριθμό διαδικασιών οι οποίες σχετίζονται με τις εκτελεστικές λειτουργίες [21].

Αυτού του είδους οι λειτουργίες αφορούν την προσοχή, την ανασταλτική διεργασία, τις γενικές οργανωτικές ικανότητες, τις αλληλουχίες αποκρίσεων και τους σχεδιασμούς. Αυτές οι επιβλαβείς επιδράσεις των οξείων λήψεων σε μέτρα μέχρι και σε υψηλές δόσεις κατανάλωσης αλκοόλ φαίνεται ότι επηρεάζουν την μετωπική λειτουργία, πόρισμα το οποίο έχει επιβεβαιωθεί μέσω διάφορων νευρο απεικονιστικών μελετών. Οι καταναλώσεις αλκοόλ μπορούν να οδηγήσουν σε εύρος χαρακτηριστικών αλλαγών στις ηλεκτροεγκεφαλικές δραστηριότητες, οι οποίες ορίζονται ως μείγματα από ρυθμικές ημιτονοειδές διακυμάνσεις των τάσεων οι οποίες παράγονται εντός του εγκεφάλου. Αυτά τα ηλεκτρικά αρχεία αντιπροσωπεύουν τις συνολικές δραστηριότητες για τα πυραμιδικά κύτταρα στον φλοιό και τις δραστηριότητες του νευρώνα στην υποφλοιώδη δομή. Στην πρώτη μισή ώρα, διενεργείται το στάδιο των απορροφήσεων (επίπεδο αυξανόντων συγκεντρώσεων αλκοόλης στο αίμα-BAC), κατά το οποίο η αλκοόλη λειτουργεί ως διεγερτικό το οποίο δημιουργεί αύξηση στην ισχύ κυμάτων και μειώσεις των αγών δραστηριοτήτων, αλλά στη συνέχεια, στις πρώιμες φάσεις της απομακρύνσεις (φθίνον επίπεδο BAC) λειτουργεί υπό την μορφή κατασταλτικού, δημιουργώντας ηρεμιστική δόση η οποία έχει δημιουργεί συσχέτιση με το αντίστροφο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (μειωμένη και αυξημένη χαμηλή ζώνη). Οι καταναλώσεις αλκοόλ είναι πιθανό να τροποποιήσουν και τις λειτουργικές συνδεσιμότητες ανάμεσα στις εγκεφαλικές περιοχές.

Οι εγκεφαλικές δραστηριότητες αναγνωρίζονται εντός των καταγραφών από τα ηλεκτρικά μαγνητικά ή μεταβολικά εγκεφαλικά σήματα, αναλύονται και μεταφράζονται εντός των ειδικών λογιστικών με στόχο την απόδοση ελέγχου για τις λειτουργίες σε εξωτερικές συσκευές. Μεταξύ των μεθόδων οι οποίες εφαρμόζονται

για τις καταγραφές, το EEG αποτελεί το συχνότερο και ευρέως εφαρμοσμένο πρόγραμμα.

Μπορεί να αποδώσει αποτελέσματα με μεγάλη ακρίβεια (temporal accuracy), είναι ικανό για μεταφορά νευρωνικών δραστηριοτήτων με σχετικά άμεσους τρόπους, δεν έχει μεγάλο κόστος, είναι πολύ διαδεδομένο και μπορεί να χρησιμοποιηθεί με ευκολία. Εντός των χαρακτηριστικών που διαθέτει το EEG τα οποία εφαρμόζονται ως μεταφορές για πληροφορίες, κεντρικό όλο κατέχουν οι έλεγχοι (modulation) για τον μ ρυθμό που αφορούν την κινητική λειτουργία και το P300 ERP το οποίο αφορά τις επικοινωνιακές αλληλεπιδράσεις. Ο μ ρυθμός σχετίζεται σε μεγάλο βαθμό με το BCI σύστημα το οποίο έχει σχεδιαστεί για τις αποκαταστάσεις κινητικών δράσεων ενώ για τις αδυναμίες στην επικοινωνία ανάμεσα στους ασθενείς έχει γίνει εντοπισμός των εφαρμογών BCI που είναι γνωστές ως P300 spellers.

Το σύνολο των μ και των P300-based BCIs έχουν κερδίσει μεγάλη δημοτικότητα αλλά από την άλλη δεν αποτελούν τα μοναδικά τα οποία έχουν υποβληθεί σε μελέτη. Εντός των χαρακτηριστικών των EEG τα οποία θα χρησιμοποιηθούν πιο σπάνια είναι το N200 ERP για επίτευξη επικοινωνίας, το Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP) για αποκαταστάσεις των κινήσεων και τα Slow Cortical Potentials (SCPs). Επιπροσθέτως, το BCI σχεδιάζεται με βάση διαφορετικό είδος μη επεμβατικών απεικονιστικών για τη λειτουργία του εγκεφάλου, μεθόδους γνωστές όπως είναι το fMRI, το NIRS και το MEG-based BCIs. Το σύνολο των μη επεμβατικών τεχνικών, για παράδειγμα τα ηλεκτροκορτικογραφήματα (ECoG) είναι πιθανό να μην εφαρμόζονται κατά βάση σε ασθενείς εξαιτίας του μεγάλου αριθμού κινδύνων και του κάθε ηθικού προβλήματος το οποίο προκύπτει αλλά είναι αποτελεσματικό με μεγάλη ακρίβεια. Η τεχνική αυτή είναι πιο οικονομική, διαδεδομένη και σχετικά απλή για χρήσεις. Εντός των χαρακτηριστικών του EEG τα οποία εφαρμόζονται ως σύνολο φορέων πληροφορίας, κυρίαρχες θέσεις κατέχουν οι έλεγχοι (modulation) για τον μ ρυθμό που αναφέρονται σε σύνολο κινητικών λειτουργιών και το P300 ERP που βασίζεται στην επικοινωνία. Ο μ ρυθμός λειτουργεί ως βάση για μεγάλο αριθμό BCI συστημάτων σχεδιασμένων για αποκαταστάσεις κινητικών λειτουργιών, ενώ με βάση τα χαρακτηριστικά αδύναμης επικοινωνίας που διακατέχουν τους ασθενείς, γίνεται εφαρμογή BCI γνωστή και ως P300 spellers.

Εκτός από το BCI speller, οι τεχνολογικές εφαρμογές BCI οι οποίες βρίσκονται πλησιέστερα στην υλοποίηση των λειτουργικών μορφών, είναι πιο πιθανό να μπορούν να ελέγξουν το αναπηρικό αμαξίδιο. Προσφέρονται από την αρχή, οι κατάλληλες πλατφόρμες για αναρτήσεις των ημιφορητών BCI συστημάτων και απαιτούνται σχετικά απλές υλοποιήσεις για τα πρότυπα κίνησης. Το σύνολο των τεχνολογιών των εικονικών εφαρμογών πραγματικότητας (visualreality) εφαρμόζεται για να σχεδιάσει και να βελτιστοποιήσει συστήματα BCI τα οποία έχουν ως στόχο την αποκατάσταση των κινήσεων με υψηλή επίδοση. Καταληκτικά, οι έλεγχοι για τις νευροπροθέσεις (neuroprosthetics) αποτελούν ένα τομέα κατά τον οποίο το BCI αποδίδει στη σύγχρονη εποχή, θετικά αποτελέσματα.

Κεφάλαιο 3: Ευφυείς μέθοδοι μηχανικής μάθησης

3.1. Γενικά για την μηχανική μάθηση

Ως μηχανική μάθηση ορίζεται η επιστήμη του υπολογιστή η οποία παρέχει στον υπολογιστή την επιλογή να μάθει να προγραμματίζεται. Ένας Αμερικάνος, ο Samuel, θεωρείται ο πρώτος που ασχολήθηκε με τα τυχερά παιχνίδια και την τεχνητή νοημοσύνη. Ξεκίνησε να επεξεργάζεται την ‘‘μηχανική μάθηση’’ γύρω στο 1959. Μέσω από τις μελέτες που ασχολούνται με τις αναγνωρίσεις προτύπων και τις θεωρίες σχετικά με την υπολογιστική μάθηση στη τεχνητή νοημοσύνη. Η μηχανική μάθηση εκτελεί έρευνα στις μελέτες και τις κατασκευές αλγορίθμων οι οποίοι είναι σε θέση να μαθευτούν και να διενεργήσουν σύνολο προβλέψεων. Η χρήση της μηχανικής μάθησης γίνεται σε ένα σύνολο από υπολογιστικές εργασίες, στις οποίες οι σχεδιασμοί και οι προγραμματισμοί αφορούν σαφείς αλγορίθμους με καλή επίδοση οι οποίοι είναι δύσκολοι ή μη εφικτοί. Σύνολο παραδειγμάτων από εφαρμογές εμπεριέχουν το φιλτράρισμα για το ηλεκτρονικό ταχυδρομείο, τις ανιχνεύσεις για εισβολές δικτύου οι οποίες εκτελούνται για τις παραβιάσεις σε δεδομένα, τις οπτικές αναγνωρίσεις σε χαρακτήρες, την μάθηση στις κατατάξεις και την όραση στους υπολογιστές. Η μηχανική μάθηση έχει συνδεθεί πολύ άμεσα με το σύνολο των στατιστικών της υπολογιστικής, οι οποίες έχουν επικεντρωθεί στις προβλέψεις μέσα από τη χρήση υπολογιστή. Υπάρχουν ισχυροί δεσμοί με τις μαθηματικές βελτιστοποιήσεις, οι οποίες παρέχουν την μέθοδο, το θεωρητικό υπόβαθρο και το σύνολο των τομέων για την εφαρμογή στο πεδίο. Οι διαδικασίες της μηχανικής μάθησης έχει συνδυαστεί συχνά με τις εξορύξεις σε δεδομένα. Σε αυτό το πλαίσιο γίνεται εστίαση πιο πολύ στις αναλύσεις που αφορούν διερευνητικά δεδομένα και είναι γνωστό ως μάθηση χωρίς επιβλέψεις. Ακόμη, η μηχανική μάθηση είναι σε θέση να μην διενεργεί επιτηρήσεις στις διαδικασίες μάθησης και κατάρτισης των βασικών προφίλ συμπεριφοράς για πλήθος οντοτήτων. Σε συμφωνία με τους κύκλους δημοσκόπησης του Gartner (2016), οι διαδικασίες μηχανικής μάθησης είναι στην κορυφή των διευρυμένων προσδοκιών. Οι αποτελεσματικές μηχανικές μαθήσεις είναι δύσκολές, καθώς το σύνολο των μοτίβων για την εύρεση διαθέτουν σύνολο σκληρών χαρακτηριστικών και συνήθως δεν περιέχουν σύνολο επαρκών δεδομένων για κατάρτιση. Έτσι, τα προγράμματα μηχανικής μάθησης συνήθως μπορεί να αποτύχουν

και να μην επιτύχουν. Σύνολο παραλλαγών έχουν δημιουργηθεί στους τρόπους που θα καθοριστούν οι τύποι αλγορίθμων για την μηχανική μάθηση, αλλά συχνότερα μπορεί να γίνει χωρισμός σε υποκατηγορίες αναλόγως με τους σκοπούς που έχουν και το άθροισμα των κύριων κατηγοριών, οι οποίες είναι οι ακόλουθες:

- Εποπτευόμενη μάθηση (supervised learning)
- Μη-εποπτευόμενη μάθηση (unsupervised learning)
- Ημι-εποπτευόμενη μάθηση (semi-supervised learning)
- Ενίσχυση της μάθησης (reinforcement learning)

Οι διαδικασίες εποπτευόμενης μάθησης είναι αρκετά συνηθισμένες σε σύνολο προβλημάτων που αφορούν την ταξινόμηση, καθώς ο στόχος αφορά το να μάθουν οι υπολογιστές συστήματα ταξινομήσεων τα οποία έχουν δημιουργηθεί από τους ανθρώπους. Οι ψηφιακές αναγνωρίσεις, επίσης αποτελούν ένα γνωστό παράδειγμα ταξινομήσεων για την μάθηση. Γενικώς, η μάθηση μπορεί να θεωρηθεί κατάλληλη για όλα τα προβλήματα, σε περιπτώσεις όπου οι αποκτήσεις ταξινομήσεων είναι χρήσιμες και οι ταξινομήσεις μπορούν να προσδιοριστούν με ευκολία. Αυτό θα αποτελούσε ένα παράδειγμα μη εποπτευόμενης μάθησης εντός των πλαισίων για τις ταξινομήσεις. Οι διαδικασίες εποπτευόμενης μάθησης χρειάζεται να χρησιμοποιούνται με στόχο την γενίκευση νέων περιπτώσεων. Ως πρώτο στάδιο ορίζονται οι συλλογές δεδομένων. Σε περίπτωση που οι απαιτούμενοι εμπειρογνώμονες είναι διαθέσιμοι, τότε θα υπάρχει η πρόταση των κατάλληλων πεδίων από το σύνολο των πεδίων που διαθέτουν κοινές τεχνικές για τις καταρτίσεις του νευρωνικού δικτύου και απόφασης. Το άθροισμα και των δύο αυτών τεχνικών έχουν εξαρτηθεί πολύ από το πλαίσιο των πληροφοριών οι οποίες έχουν αποδοθεί από το σύνολο των προκαθορισμένων ταξινομήσεων. Όταν αναφερόμαστε σε νευρωνικά δίκτυα, οι ταξινομήσεις χρησιμοποιούνται με στόχο τον προσδιορισμό των σφαλμάτων για το δίκτυο και ακολούθως με στόχο την προσαρμογή του δικτύου για τις ελαχιστοποιήσεις. Το σύνολο των ταξινομήσεων έχουν χρησιμοποιηθεί για τον καθορισμό των χαρακτηριστικών τα οποία αποδίδουν το πλήθος των περισσότερων πληροφοριών οι οποίες είναι δυνατό να εφαρμοστούν για να επιλυθεί το πάζλ των ταξινομήσεων. Θα γίνει εξέταση και των δύο με πιο πολλές πληροφορίες. Στην αρχή, επαρκεί η γνώση ότι και το ένα και το άλλο παράδειγμα ευδοκιμεί στο να υπάρχουν εποπτείες υπό τον όρο προκαθορισμένης ταξινόμησης. Οι διαδικασίες της μη επιτηρούμενης μάθησης είναι πολύ πιο δύσκολη διαδικασία. Στοχεύει στον

υπολογισμό της μάθησης του τρόπου εκτέλεσης των πραγμάτων με την απουσία της ανθρώπινης βοήθειας. Η αλήθεια είναι ότι έχουν δημιουργηθεί δυο είδη προσεγγίσεων για τις ανεξέλεγκτες διαδικασίες μάθησης. Το πρώτο είδος είναι να γίνεται διδασκαλία των πρακτόρων όχι με χρήση ρητών κατηγοριοποιήσεων αλλά με την εφαρμογή συστημάτων ανταμοιβής για την επίτευξη της επιτυχίας. Αυτού του είδους η κατάρτιση θα ενταχθεί γενικώς στα πλαίσια μιας προβληματικής απόφασης διότι οι στόχοι δεν αφορούν την παραγωγή ταξινομήσεων αλλά την ανάληψη αποφάσεων οι οποίες αυξάνουν το όφελος. Αυτό το είδος προσέγγισης έχει ωριμάσει εντός του πραγματικού κόσμου, στον οποίο ο πράκτορας θα μπορούσε να ανταμειφθεί για να κάνει κάποια πράξη και να τιμωρηθεί για να κάνει άλλη. Συνήθως, οι μορφές για την ενισχυτική μάθηση είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν για την μάθηση με απουσία επίβλεψης. Οι πράκτορες βασίζονται στο σύνολο των ενεργειών τους στο πλαίσιο των προηγούμενων ανταμοιβών και τιμωριών με την απουσία της απαραίτητης μάθησης για όλες τις πληροφορίες που σχετίζονται με τον ακριβή τρόπο από τον οποίο, η ενέργεια ασκεί επιδράσεις στον κόσμο. Το σύνολο αυτών των πληροφοριών είναι περιττές, καθώς με τις διαδικασίες εκμάθησης των ανταμοιβών, οι πράκτορες απλώς γνωρίζουν τι θα χρειαστεί να κάνουν χωρίς άλλες επεξεργασίες διότι γνωρίζουν τις ακριβείς ανταμοιβές οι οποίες αναμένονται αν επιτευχθούν όλες οι ενέργειες οι οποίες θα μπορούσαν να ληφθούν. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε θετικά αποτελέσματα σε περίπτωση που οι υπολογισμοί όλων των πιθανοτήτων είναι πολύ χρονοβόροι. Αντίθετα, είναι δυνατό να παίρνουν πολύ χρόνο να μαθευτούν οι δοκιμασίες και τα λάθη. Ειδικότερα, μερικές φορές, το σύνολο των ταξινομήσεων είναι δυνατό να μην θεωρείται το καλύτερο. Παραδείγματος χάρη, οι συνηθισμένες σκέψεις σοφίας για το τάβλι. Οι προγραμματισμένοι ηλεκτρονικοί υπολογιστές οι οποίοι έχουν μάθει μέσα από τις ανεξέλεγκτες διαδικασίες μάθησης να γίνουν πιο δυνατοί από τον καλύτερο ανθρώπινο σκακιστή, απλά κάνοντας διαρκή εξάσκηση. Το σύνολο αυτών των προβλημάτων έχουν δημιουργήσει την ανακάλυψη αρχών οι οποίες δημιούργησαν έκπληξη στον εμπειρογνώμονα για το τάβλι και έκαναν παρουσίαση καλύτερων προγραμμάτων από τα τάβλι στα οποία είχαν εκπαιδευτεί σε προ ταξινομημένο παράδειγμα [22].

3.1.1. Εξόρυξη δεδομένων (DataMining)

Η εξόρυξη πληροφοριών είναι ο τρόπος για να διακρίνει κανείς τα κρυμμένα μοτίβα σε τεράστιους δείκτες πληροφόρησης. Ενσωματώνει στρατηγικές στο σημείο διέλευσης της μηχανικής μάθησης, της μηχανικής λογισμικού, της τεχνητής νοημοσύνης, των διακριτών μαθηματικών, των μετρήσεων και των βάσεων δεδομένων. Πρόκειται για μια θεμελιώδη διαδικασία όπου χρησιμοποιούνται στρατηγικές με έξυπνο τρόπο για την άρση των σχεδίων των πληροφοριών. Είναι ένας διεπιστημονικός τομέας της μηχανικής λογισμικού. Το καθολικά χρήσιμο αποτέλεσμα από τη διαδικασία εξόρυξης πληροφοριών είναι να διαχωρίσει τα δεδομένα από ένα πληροφοριακό δείκτη και να μετατραπεί σε αυτό σε μια κατανοητή δομή για επιπλέον χρήση. Παρά την κύρια φάση της εξέτασης, ενσωματώνει τμήματα της διαχείρισης βάσεων δεδομένων και προετοιμάζει πληροφορίες, μετρητές μοντέλων και συμπερασμάτων, εκτιμήσεις ενδιαφερόντων, αξιολογήσεις πολλών πλευρών ποιότητας. Η μεταχείριση δομών που βρέθηκαν, η αναπαράσταση και τα ηλεκτρονικά δεδομένα. Η εξόρυξη πληροφοριών είναι η εξέλιξη της εξέτασης της «αποκάλυψης της μάθησης σε βάσεις δεδομένων» ή της KDD (αποκάλυψη της μάθησης σε βάσεις δεδομένων). Το θέμα είναι να εξαχθούν μοτίβα και να γίνει μάθηση πολλών πληροφοριών, όχι να γίνει εξόρυξη των ίδιων των πληροφοριών. Είναι επιπλέον μια λέξη-κλειδί και συνδέεται τακτικά με κάθε είδους ουσιαστική διαχείριση πληροφοριών (συλλογή, αποστολή, χωρητικότητα, εξέταση και μετρήσεις). Ωστόσο, επιπλέον σε οποιαδήποτε χρήση του PC επιλογή αποφάσεων λειτουργεί ως υποστηρικτικό δίκτυο, μηχανική μάθηση και βοηθά στις επιχειρηματικές γνώσεις. Τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται πρακτικά και οι στρατηγικές μηχανικής μάθησης με την Java (που κατά κύριο λόγο καλύπτουν τον εξοπλισμό μηχανικής μάθησης) αρχικά ονομάζονταν λογική μηχανική μάθηση και ο όρος "digging" συμπεριλήφθηκε για διαφημιστικούς σκοπούς. Τακτικά, ευρύτερες (τεράστια κλίμακα) πληροφορίες, η συλλογιστική και η μηχανική μάθηση είναι πιο κατάλληλες όταν αναφερθούν σε πραγματικές τεχνικές. Η αυθεντική εξόρυξη πληροφοριών είναι η αυτο-φόρτωση ή η μηχανική διερεύνηση πολλών πληροφοριών για να στείλετε εκ των προτέρων ασαφή παραδείγματα για πρότυπα. Παραδείγματος χάριν, συλλογή πληροφοριών (εξέταση μάζας), ασυνήθιστα έγγραφα (αναγνώριση ιδιαιτεροτήτων) και εξαρτήσεις (εξόρυξη οδηγού σύνδεσης, διαδοχική εξόρυξη αρχών). Αυτό συνηθέστερα περιλαμβάνει τη χρήση συστημάτων βάσεων δεδομένων,

για παράδειγμα, χωρικών δεικτών. Αυτά τα μέτρα θα μπορούσαν στη συνέχεια να θεωρηθούν ως ένα είδος περιγραφής πληροφοριών. Στη συνέχεια, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως μέρος της περαιτέρω εξέτασης. Για παράδειγμα, το βήμα εξόρυξης πληροφοριών μπορεί να αναγνωρίσει πολυάριθμες συγκεντρώσεις στις πληροφορίες, οι οποίες στη συνέχεια θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για να επιτευχθεί ακριβέστερη προσδοκία έρχεται από μια επιλογή συναισθηματικά υποστηρικτικό δίκτυο, μηχανική μάθηση και προφητική εξέταση. Ομοίως, η εξόρυξη πληροφοριών, ο προγραμματισμός της πληροφόρησης, η αποσαφήνιση και η λεπτομερής περιγραφή των αποτελεσμάτων δεν αποτελούν μέρος του βήματος εξόρυξης πληροφοριών, αλλά έχουν μια θέση με τη γενική διαδικασία KDD ως επιπλέον πρόοδο. Σημαντικοί όροι ανασκαφής πληροφοριών, ψαρέματος πληροφοριών και πληροφορίες snooping υπογραμμίζουν τη χρήση στρατηγικών αναζήτησης πληροφοριών για την επιθεώρηση μιας μεγάλης συλλογής πληροφοριών για τον πληθυσμό. Αυτά είναι (ή θα μπορούσαν να είναι) πολύ λίγα για αξιόπιστες μετρήσιμες αποφάσεις σχετικά με τη νομιμότητα των παραδειγμάτων που βρέθηκαν. Αυτές οι τεχνικές μπορούν, όπως είναι δυνατόν, να χρησιμοποιηθούν για να δημιουργήσουν νέες υποψίες για να δοκιμάσουν ενάντια σε μεγαλύτερους πληθυσμούς πληροφοριών.

Το σύνολο των εξορύξεων για δεδομένα εμπεριέχει έξι κοινές κατηγορίες για εργασίες:

- Να ανιχνευθούν ανωμαλίες (anomaly detection): που αφορά το να εντοπιστούν ασυνήθιστα αρχεία για δεδομένα, τα οποία είναι πιθανόν να έχουν ενδιαφέρον ή σύνολο λαθών σε δεδομένα τα οποία χρειάζονται περισσότερη διερεύνηση.
- Να γίνει εκμάθηση των κανόνων για τις συνδέσεις (Association rule learning): όπου αφορά την έρευνα για την σχέση ανάμεσα στις μεταβλητές. Παραδείγματος χάρη, τα σούπερ μάρκετ μπορεί να συγκεντρώνουν σύνολο δεδομένων που να σχετίζονται με την αγοραστική συνήθεια του πελάτη. Γίνεται χρήση της μάθησης για κανόνες συνδέσεων με τα σούπερ μάρκετ οι οποίες είναι πιθανό να καθορίσουν το ποιο προϊόν αγοράζεται πιο πολύ και να χρησιμοποιηθεί αυτή η πληροφορία για μάρκετινγκ. Αυτές οι διαδικασίες πολλές φορές αναφέρονται ως αναλύσεις για καλάθια αγοράς.

- Ομαδοποιήσεις (clustering): αποτελούν καθήκοντα για την ανακάλυψη ομάδων και δομών στο σύνολο των δεδομένων τα οποία αποτελούν κατά μια έννοια “παρόμοια είδη”, με την απουσία χρήσης γνωστών δομών σε αυτό το δεδομένο.
- Ταξινομήσεις (classifications): αποτελούν τα καθήκοντα των γνωστών δομών τα οποία πρόκειται να κάνουν την εμφάνισή τους στο πλαίσιο των νέων δεδομένων. Παραδείγματος χάρη, τα προγράμματα που αφορούν το ηλεκτρονικό ταχυδρομείο είναι δυνατό να επιχειρήσουν την ταξινόμηση ενός μηνύματος ηλεκτρονικού ταχυδρομείου ως “νόμιμο” ή ως “spam”.
- Οπισθοδρομήσεις (regressions): αποτελούν τις προσπάθειες να βρεθούν συναρτήσεις οι οποίες διαμορφώνουν το σύνολο των δεδομένων με τα λιγότερα σφάλματα, για τις εκτιμήσεις κάθε σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα ή το σύνολο των δεδομένων.
- Συνοπτικές παρουσιάσεις (summarizations): αποτελούν τις συμπαγείς αναπαραστάσεις των συνολικών δεδομένων, εμπεριέχοντας τις απεικονίσεις και τις δημιουργίες αναφορών [22].

3.2. Μέθοδοι ταξινόμησης

Τα μοντέλα ταξινομήσεων καταδεικνύουν την προσπάθεια να αγγίξουν την βάση σε ένα συμπέρασμα από τις παρακολουθούμενες εκτίμησης. Λαμβάνοντας υπόψη τουλάχιστον ένα πρότυπο, ένα μοντέλο ρύθμισης θα προσπαθήσει να προβλέψει την εκτίμηση τουλάχιστον ενός αποτελέσματος. Τα αποτελέσματα είναι ονόματα που μπορούν να συνδεθούν σε μια διάταξη πληροφοριών. Για παράδειγμα, ενώ κοσκινίζονται μηνύματα "ανεπιθύμητης αλληλογραφίας" ή "χωρίς μηνύματα ανεπιθύμητης αλληλογραφίας" όταν λαμβάνονται πληροφορίες σχετικά με την ανταλλαγή πληροφοριών. Υπάρχουν δύο τρόποι αντιμετώπισης της μηχανικής μάθησης: υπό την επίβλεψη και χωρίς επιτήρηση. Σε ένα κατευθυνόμενο μοντέλο, στη συλλογή παραγγελιών διατηρείται μια ενημερωτική συλλογή προετοιμασίας. Αυτό επιτρέπει στο μοντέλο να αναγνωρίζει αυτό που είναι, για παράδειγμα, οι «επιβεβαιωμένες» ανταλλαγές. Στη συνέχεια, η δοκιμή πληροφοριών δοκιμών αντιπαραβάλλεται με αυτό και αποφασίζει αν υπάρχει ανταλλαγή. Αυτό το είδος μάθησης είναι στην τάξη "Διακανονισμού".

Στη συνέχεια, τα μη ελεγμένα μοντέλα ενθαρρύνονται με μια μη-επισημασμένη συλλογή πληροφοριών και αναζήτηση για εκθέματα σημείων πληροφοριών. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναζήτηση πληροφοριών για ομοιομορφίες, τη διάκριση θεμάτων ή την αναγνώριση αποθεμάτων σε ένα ενημερωτικό ευρετήριο. Μια διαδρομή του στιγμιότυπου της χρήσης θα μπορούσε να ανακαλύψει συγκριτικές εικόνες. Τα μη υποστηριζόμενα μοντέλα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για να ανακαλύψουν ανταλλαγές που αναζητούν περίεργες εντάσεις σε ένα ενημερωτικό ευρετήριο. Κατά των spam χρησιμοποιείται ο υπολογισμός του χαρακτηρισμού NaiveBayes. Καθώς τα άτομα αποκτούν ανεπιθύμητα μηνύματα, το σημαίνουν ως ανεπιθύμητα μηνύματα. Οι λέξεις σε αυτό το μήνυμα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου εισέρχονται σε μια βάση δεδομένων που ονομάζεται spam. Μεγάλη αλληλογραφία εισέρχεται στη βάση δεδομένων. Μετά από κάποιο χρονικό διάστημα, γίνεται η μείωση των λέξεων και των εκφράσεων spam. Ο υπολογισμός κατά antis spam θα μπορούσε τότε να διαπιστώσει την πιθανότητα ένα μήνυμα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου να είναι ανεπιθύμητο ή ανεπιθύμητο και να διευθετήσει την επιλογή του ενόψει αυτού. Υπάρχουν μερικά μοντέλα τακτοποίησης. Τα μοντέλα ρύθμισης περιλαμβάνουν LogisticRegression, δέντρα αποφάσεων, τυχαίο δάσος, δέντρα βαθμίδων, πολλαπλά Perceptron, ένα ενάντια στα υπόλοιπα και NaiveBayes.

3.2.1. Linear Discriminant Analysis (LDA)-Ανάλυση κύριων συνιστωσών

Οι αναλύσεις για τις κύριες συνιστώσες είναι η πιο απλή και η πιο διάσημη πολυμεταβλητή ανάλυση και έχει ως στόχο να βρει μέσα από ένα πλήθος P μεταβλητών ορισμένες νέες ολιγάριθμες μεταβλητές που μπορούν να λειτουργήσουν γραμμικά ως συνδυασμοί για τις αρχικές μεταβλητές και αντίστοιχα να μην δημιουργούν συσχετίσεις αναμεταξύ τους. Πιο θετικό πλεονέκτημά που διαθέτουν είναι τα ποσοστά ιδιαιτερότητάς τους, εξαιτίας αναλύσεων, την δυνατότητα εξήγησης πολύ μεγάλων ποσοστών των ολικών μεταβλητοτήτων οι οποίες αναπτύσσονται ανάμεσα στις p μεταβλητές, ποσοστά τα οποία στο τέλος κατανέμονται σε μέρος των νέων μεταβλητών. Με αυτό τον τρόπο, τα μέγιστα μέρη των πληροφορήσεων τα οποία θα είχαν αντληθεί αν είχε ληφθεί υπόψιν η p μεταβλητή θα συγκρατούνται λόγω της δημιουργίας αυτού του νέου μέρους μεταβλητών. Οι διαδικασίες των αναλύσεων βασίζονται στις ακόλουθες αρχές:

Χρησιμοποιείται για:

- **Μοντελοποιήσεις σε σύνολο διαστάσεων:** Στις γραμμικές παλινδρομήσεις υπάρχει μια εξαρτημένη και σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών. Υπάρχει πλήθος μοντέλων πολυμεταβλητών παλινδρομήσεων με άθροισμα περισσότερων εξαρτημένων μεταβλητών
- **Ποσοτικοποιήσεις για μη παρατηρήσιμες ποσότητες:** Όπως είναι μια αφηρημένη και μη μετρήσιμη έννοια (π.χ. ευφυΐα, αλληλεγγύη). Μέσω του συνδυασμού όλων αυτών των μετρήσιμων μεταβλητών καταλήγει κανείς στις ποσοτικοποιήσεις αυτών των εννοιών (γίνεται εμπερίεξη ωστόσο των βαθμών αυθαιρεσίας και επισφάλειας). Υπάρχει δυνατότητα να γίνει ερμηνεία των συσχετίσεων μεταξύ των αρχικών μεταβλητών, να γίνει μείωση των διαστάσεων για το πρόβλημα (των συνιστωσών). Πρακτικά αποτελούν αποκλειστικά ένα είδος μαθηματικού μετασχηματισμού για τα δεδομένα στον οποίο, βρίσκονται οι γραμμικοί συνδυασμοί για τα αρχικά δεδομένα με στόχο οι πληροφορίες να μη χάνονται, αλλά το σύνολο των νέων μεταβλητών, συνιστωσών να μην έχουν συσχέτιση. Μπορεί να γίνει εύρεση και ερμηνείες για τους παράγοντες οι οποίοι δεν μπορούν να μετρηθούν αλλά υπάρχουν και δημιουργούν τις συσχετίσεις ανάμεσα στις παρατηρούμενες μεταβλητές. Έχει δημιουργηθεί ένα σοβαρό θεωρητικό πλαίσιο και έτσι επιτρέπονται οι στατιστικές εξετάσεις για διάφορες υποθέσεις σε σχέση με τα φαινόμενα που βρίσκονται σε έρευνα[23].

3.2.2. Νευρωνικά δίκτυα και παραδείγματα

Το σύνολο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (artificialneuralnetworks) στην αρχή είχαν προταθεί ως ένα είδος μαθηματικού μοντέλου προσομοιώσεων των πολύπλοκων λειτουργιών που αφορούν τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Οι δομές του εγκεφάλου είναι αυτού του είδους ώστε επιτρέπονται οι παράλληλες επεξεργασίες σε δεδομένα και οι δυνατότητες για συνεχή μάθηση μέσα από αλληλεπιδράσεις με το περιβάλλον. Το σύνολο των βασικών χαρακτηριστικών τα οποία εντάσσονται στις ικανότητες αυτού είναι από την μια η εκτέλεση δύσκολων καθηκόντων όπως είναι το πόσο γρήγορα αναγνωρίζονται μορφές, γίνονται ταξινομήσεις κ.α. και από την άλλη,

η εξέλιξη διαρκών στις μάθηση από το περιβάλλον κατά τις αλληλεπιδράσεις με εκείνο. Οι δομές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων μιμούνται όσο μπορούν εκείνες του βιολογικού νευρωνικού δικτύου με στόχο την εμφάνιση παρόμοιων ιδιοτήτων. Αντίστοιχα, με τα δίκτυα στον εγκέφαλο, τα τεχνητά δίκτυα αποτελούνται από μεγάλο αριθμό τεχνητών νευρώνων που βρίσκονται σε αλληλεπίδραση, έχουν συνδεθεί μεταξύ τους με το σύνολο των λεγόμενων συνάψεων (synapses). Το ποσοστό που διενεργούνται αλληλεπιδράσεις διαφέρει για τα ζεύγη των νευρώνων και καθορίζονται από το λεγόμενο συναπτικό βάρος (synaptic weights). Ειδικότερα, όταν τα νευρωνικά δίκτυα αλληλοεπιδρούν με το περιβάλλον και μαθαίνουν από εκείνο, το συναπτικό βάρος μεταβάλλεται διαρκώς, δημιουργώντας ενδυνάμωση και αποδυνάμωση στην ισχύ των δεσμών. Όλες οι εμπειρικές γνώσεις οι οποίες αποκτούνται επομένως από τα νευρωνικά δίκτυα μέσω του περιβάλλοντος κωδικοποιούνται στο σύνολο των συναπτικών βαρών. Αυτό αποτελεί το γνώρισμα το οποίο παρέχει στα δίκτυα τις επιλογές για εξελίξεις και προσαρμογές στα περιβάλλοντα. Έχει γίνει πρόταση δύο τρόπων για εκπαίδευση του δικτύου. Πρώτος τρόπος είναι, οι εκπαιδεύσεις να γίνουν με επόπτες. Σε αυτό το στάδιο, τα δίκτυα τροφοδοτούνται με γνωστά παραδείγματα, από πολλές καταστάσεις στις οποίες είναι δυνατό να καταλήξουν τα δίκτυα, μαζί με το αποτέλεσμα το οποίο επιδιώκεται να δοθεί, είναι να παρέχεται το δίκτυο για σύνολο καταστάσεων αυτού του είδους. Με στόχο να μαθευτεί από τα δίκτυα το παράδειγμα αυτό, γίνεται χρήση ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης. Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης οι οποίοι εφαρμόζονται εξαρτώνται από τα εκάστοτε προβλήματα και από τις δομές των δικτύων τα οποία επιλέγονται για να γίνει αντιμετώπιση των ζητημάτων. Ο δεύτερος τρόπος αφορά τις εκπαιδεύσεις που εκτελούνται με απουσία εποπτείας. Σε αυτό το στάδιο, τα δίκτυα πρέπει να αναγνωρίζουν σύνολο ομοιοτήτων και μοτίβων για δεδομένα τα οποία έχουν τροφοδοτηθεί. Το σύνολο των δεδομένων υποβάλλονται σε παρουσιάσει στα δίκτυα και αυτά είναι υπεύθυνα για την προσαρμογή με στόχο να χωριστούν σε ομάδες. Οι διαδικασίες αυτές επαναλαμβάνονται, μέχρι να μην παρατηρούνται μεταβολές στις ταξινομήσεις στα δεδομένα. Τα βασικά πλεονεκτήματα για τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι είναι σε θέση να κάνουν αποθήκευση γνώσεων και εμπειριών από το περιβάλλοντα χώρο, γνώσεις οι οποίες είναι δυνατό να ανακαλεστούν στην συνέχεια. Ακόμη, υπάρχει επιλογή για γενίκευση, ώστε να γίνει εξαγωγή των βασικών χαρακτηριστικών των συστημάτων ακόμη και σε περίπτωση που εκείνα έχουν κρυφτεί εντός θορυβωδών δεδομένων.

Σε ομοιότητα με τον οργανικό νευρώνα που βρίσκεται στον εγκέφαλο, οι τεχνητοί νευρώνες είναι οι βασικές μονάδες των ψεύτικων νευρωνικών συστημάτων. Όλη η προετοιμασία των δεδομένων συμβαίνει σε αυτό. Κάθε νευρώνας λαμβάνει δεδομένα, διαμορφώνει και αποδίδει εκτίμηση. Οι πηγές δεδομένων του είναι είτε οι αποδόσεις διαφορετικών νευρώνων είτε η σημαία βασικών πληροφοριών του συστήματος. Υπάρχουν μερικά είδη νευρώνων. Το είδος που πρόκειται να κατασκευαστεί ένα συγκεκριμένο τεχνητό νευρικό σύστημα βασίζεται στην ιδέα του θέματος που διαχειριζόμαστε. Μεγάλο μέρος του χρόνου χρησιμοποιείται ένα μίγμα διαφόρων ειδών νευρώνων. Στο συνοδευτικό σχήμα, από κάτω, δείχνουμε ότι ο θεμελιώδης νευρώνας αποδεικνύει ότι χρησιμοποιείται τακτικά ως μέρος των πλαστών εκτελέσεων του νευρικού συστήματος.

Στους νευρώνες αυτούς, οι πληροφορίες ρέουν πάντοτε με μια κατεύθυνση, από αριστερά προς τα δεξιά, δεν υπάρχουν πιο συγκεκριμένα βρόχοι αναδράσεων. Με βάση αυτό, υπάρχει η δυνατότητα διάκρισης τριών βασικών φάσεων των λειτουργιών του.

- Στο πρώτο στάδιο, όλες οι εισοδοί πολλαπλασιάζονται με τα συναπτικά βάρη που αντιστοιχούν στην κάθε μια.
- Στο δεύτερο στάδιο, το σύνολο των σταθμισμένων εισόδων και ένας εξωτερικά εφαρμοζόμενος παράγοντας, η μεροληψία ή οι πολώσεις ή τα κατώφλια (bias, threshold) αποτελούν το άθροισμα και αποδίδουν τα τοπικά πεδία (netinput, induced local field, activation potential). Για σύνολο λόγων απλούστευσης, οι διαδικασίες μεροληψίας είναι δυνατό να θεωρηθούν ως μια πρόσθετη είσοδος, με συναπτικά βάρη ίσα προς τις τιμές τους και πάγιες τιμές εισόδου ίσες προς τις ομάδες.

Μέχρι αυτό το σημείο, οι νευρώνες δεν κάνουν καμία άλλη διαδικασία πέρα από το να παρέχουν γραμμικούς συνδυασμούς για τις εισόδους, με χρήση συντελεστών από το προσαρμοζόμενο συναπτικό βάρος. Αν οι λειτουργίες τους με αυτό τον τρόπο σταματούσαν σε αυτό το σημείο, τότε θα υπήρχε ένας γραμμικός νευρώνας, ο οποίος θα παρείχε γραμμικά προσαρμοζόμενα φίλτρα (linear adaptive filter). Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα τα οποία αποτελούνται από το σύνολο τέτοιων νευρώνων θα είναι γραμμικά. Καταληκτικά, στο τρίτο στάδιο, γίνεται εφαρμογή της συνάρτησης για

ενεργοποίηση ή της συνάρτησης για μεταφορές (activation function ή squashing function) στα τοπικά πεδία και τα αποτελέσματα δίνουν τις εξόδους των νευρώνων.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα καθορίζονται από τους τύπους ή τον τύπο του νευρώνα ο οποίος υπάρχει σε αυτό, από τους τρόπους με τους οποίους έχει γίνει η σύνδεση των νευρώνων του, από τους αλγορίθμους που εφαρμόζονται για να γίνει η εκπαίδευση τους, από το αν γίνεται χρήση επόπτη ή όχι κατά την εκπαιδευτική διαδικασία κ.α. Εντός αυτής της εργασίας γίνεται μελέτη των δικτύων τα οποία διαθέτουν νευρώνες που έχουν δομηθεί εντός επιπέδων και όπου οι εκπαιδεύσεις αυτών γίνονται με επόπτες. Οι πιο απλές μορφές τέτοιων δικτύων είναι αυτές των απλών αισθητήρων (perceptron), τα οποία είναι τα πρώτα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα τα οποία εισήχθησαν από τον Rosenblatt (1958).

Ειδικότερα, οι αισθητήρες είναι τα δίκτυα που διαθέτουν δυο επίπεδα. Στο πρώτο επίπεδο εμπεριέχονται οι εισόδοι των δικτύων, δεν υπάρχει νευρώνας και έτσι δεν διενεργούνται επεξεργασίες πληροφοριών εντός αυτού. στο δεύτερο επίπεδο, εντάσσονται νευρώνες της μορφής McCulloch-Pitts και αποτελεί το επίπεδο εξόδου για το δίκτυο. Ο αισθητήρας, διαθέτει έξι εισόδους και τέσσερα είδη νευρώνων στα επίπεδα εξόδων.

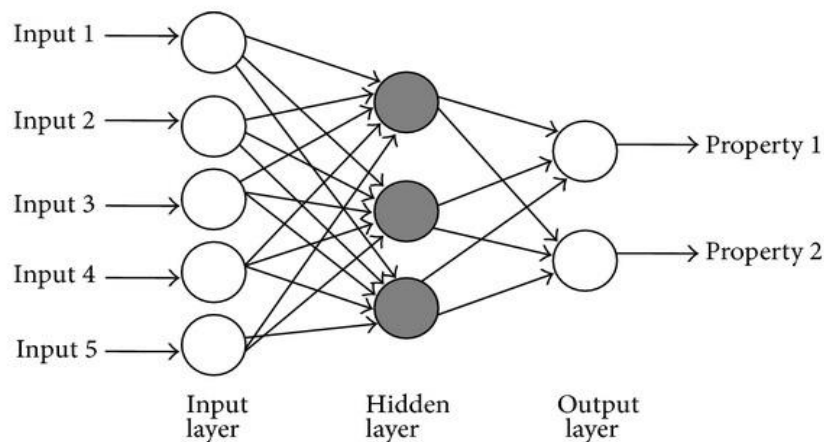
Οι στόχοι των απλών αισθητήρων είναι να γίνει γνωστό το πως θα λύνονται τα προβλήματα των ταξινομήσεων, να γίνεται αντιστοίχιση, όλων των σετ εισόδων οι οποίες δέχονται τις σωστές κλάσεις. Το σύνολο των αισθητήρων μπορούν να επιλύσουν μεγάλο αριθμό από προβλήματα με σωστό τρόπο. Ένα σημαντικό θετικό στοιχείο των δικτύων αυτών είναι ότι υπάρχουν σαφείς αλγόριθμοι με βάση τους οποίους μπορούν να γίνουν οι εκπαιδεύσεις με στόχο να αποδοθεί σωστό αποτέλεσμα.

Υπάρχει το παράδειγμα του νευρωνικού δικτύου 2 (με πολυεπίπεδους αισθητήρες, multilayer preceptors MLPs)

Τα τροποποιημένα αυτά μοντέλα των απλών αισθητήρων ονομάζονται πολυεπίπεδοι αισθητήρες (multilayer perceptron ή multilayer feed forward networks). Εντός αυτών των νευρωνικών δικτύων, ανάμεσα στα επίπεδα εισόδου και εξόδου, γίνεται η διαμεσολάβηση ενός ή περισσότερων επιπέδων ακόμα, το ονομαζόμενο κυφό επίπεδο (hiddenlayers).

Οι ροές των πληροφοριών εντός τέτοιων δικτύων γίνονται πάντοτε από αριστερά προς τα δεξιά, δεν υπάρχουν βρόχοι αναδράσεων. Θεωρείται ακόμη ότι ο νευρώνας σε όλα τα επίπεδα αλληλοεπιδρά αποκλειστικά με εκείνο τον νευρώνα που ανήκει στο άμεσο γειτονικό επίπεδο. Έτσι, τα πρώτα κρυφά επίπεδα δέχονται το σύνολο των τιμών των επιπέδων εισόδου, το αποτέλεσμα του πρώτου κρυφού επιπέδου περνά στα δεύτερα κρυφά, των οποίων το αποτέλεσμα ακολούθως περνά στα επίπεδα εξόδων.

Τα δίκτυα πολυεπίπεδη αισθητήρων στα οποία εμπεριέχεται το σύνολο των επιτρεπτών συνδέσεων ανάμεσα στους νευρώνες, ορίζονται ως πλήρως συνδεδεμένα (fullyconnected), διαφορετικά ορίζονται ως μερικώς συνδεδεμένα (partiallyconnected). Όπως έχει φανεί πιο πάνω, οι απλοί αισθητήρες δεν μπορούν να δώσουν σωστό αποτέλεσμα σε μη γραμμικό διαχωρισμένο προβλήματα, διότι δεν μπορούν να χωρίσουν τα επίπεδα σε πάνω από δύο περιοχές. Αν λοιπόν, ήταν εφικτό να γίνουν συνδέσεις των αποτελεσμάτων από δύο διαφορετικούς αισθητήρες, τότε θα μπορούσε να γίνει διαχωρισμός των επιπέδων σε πλήθος περιοχών και θα καταλήγαμε σε ορθά αποτελέσματα [24].



Εικόνα 3.1 Σχηματική σχεδίαση νευρωνικών δικτύων πολλαπλών επιπέδων perceptron.

3.2.3 Αλγόριθμος K-Κοντινότερου Γείτονα

Στην αναγνώριση προτύπων, ο αλγόριθμος k-πλησιέστερων γειτόνων (k-NN) είναι μια μη παραμετρική μέθοδος που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση και την παλινδρόμηση. Και στις δύο περιπτώσεις, η είσοδος αποτελείται από τα πλησιέστερα

παραδείγματα εκπαίδευσης στο χώρο των χαρακτηριστικών. Η έξοδος εξαρτάται από το εάν το k-NN χρησιμοποιείται για ταξινόμηση ή παλινδρόμηση:

Στην ταξινόμηση k-NN, η έξοδος είναι μέλος της τάξης. Ένα αντικείμενο ταξινομείται με πλειοψηφία των γειτόνων του, με το αντικείμενο να ανατίθεται στην τάξη που είναι πιο συνηθισμένη στους πλησιέστερους γείτονές. Αν $k = 1$, τότε το αντικείμενο απλώς αποδίδεται στην κλάση εκείνου του μοναδικού πλησιέστερου γείτονα.

Στην παλινδρόμηση k-NN, η έξοδος είναι η τιμή ιδιότητας για το αντικείμενο. Αυτή η τιμή είναι ο μέσος όρος των τιμών των πλησιέστερων γειτόνων του k.

Το k-NN είναι ένας τύπος εκμάθησης βασισμένης σε στιγμές μάθησης(instance-based learning) ή τεμπέλικης μάθησης(lazy learning), όπου η λειτουργία προσεγγίζεται μόνο τοπικά και όλοι οι υπολογισμοί αναβάλλονται μέχρι την ταξινόμηση. Ο αλγόριθμος k-NN είναι από τους απλούστερους όλων των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση, μια χρήσιμη τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αποδώσει το βάρος στις συνεισφορές των γειτόνων, έτσι ώστε οι πλησιέστεροι γείτονες να συνεισφέρουν περισσότερο στον μέσο όρο από τους πιο μακρινούς. Για παράδειγμα, ένα κοινό σχήμα βαρύτητας συνίσταται στην παροχή σε κάθε γείτονα ενός βάρους $1 / d$, όπου d είναι η απόσταση από τον γείτονα.

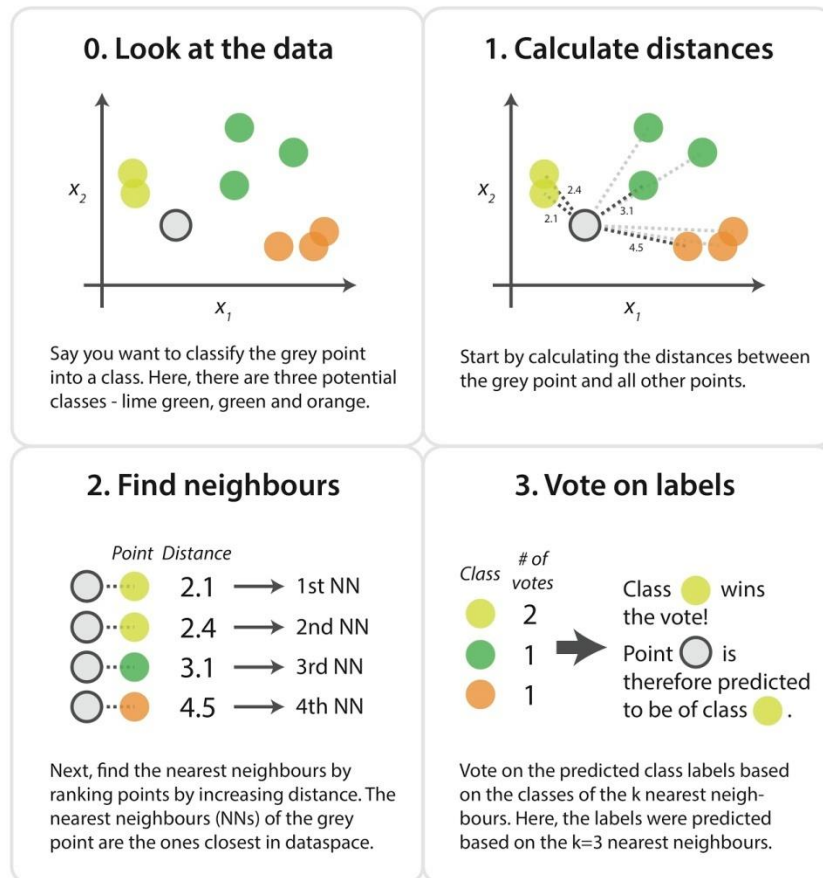
Οι γείτονες λαμβάνονται από ένα σύνολο αντικειμένων για τα οποία είναι γνωστή η κλάση (για την ταξινόμηση k-NN) ή η τιμή ιδιότητας αντικειμένου (για παλινδρόμηση k-NN). Αυτό μπορεί να θεωρηθεί ως το σετ κατάρτισης για τον αλγόριθμο, αν και δεν απαιτείται ρητό βήμα κατάρτισης[20].

Τα παραδείγματα εκπαίδευσης είναι φορείς σε πολυδιάστατο χαρακτηριστικό χώρο, ο καθένας με ετικέτα κλάσης. Η φάση κατάρτισης του αλγορίθμου συνίσταται μόνο στην αποθήκευση των διανυσμάτων χαρακτηριστικών και των ετικετών κλάσης των δειγμάτων εκπαίδευσης.

Στη φάση ταξινόμησης, k είναι μια σταθερά καθορισμένη από το χρήστη και ένας μη επισημασμένος φορέας ταξινομείται με την ανάθεση της ετικέτας η οποία είναι πιο συχνή μεταξύ των δειγμάτων κατάρτισης k πλησιέστερα στο εν λόγω σημείο αναζήτησης.

Μια κοινώς χρησιμοποιούμενη απόσταση μέτρησης για συνεχείς μεταβλητές είναι η ευκλείδεια απόσταση. Για διακριτές μεταβλητές, όπως για την ταξινόμηση κειμένου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια άλλη μέτρηση, όπως η μέτρηση επικάλυψης. Στο πλαίσιο των δεδομένων μικροσυστοιχίας γονιδιακής έκφρασης, για παράδειγμα, το k-NN έχει επίσης χρησιμοποιηθεί με συντελεστές συσχέτισης όπως οι Pearson και Spearman. Συχνά, η ακρίβεια ταξινόμησης του k-NN μπορεί να βελτιωθεί σημαντικά εάν η μέτρηση απόστασης αποκτηθεί με εξειδικευμένους αλγόριθμους όπως η ανάλυση των συστατικών γειτονιάς (Neighborhood component analysis) και ο αλγόριθμος όπως ο πλησιέστερος γείτονας μεγάλου περιθωρίου (Large Margin Nearest Neighbor).

kNN Algorithm



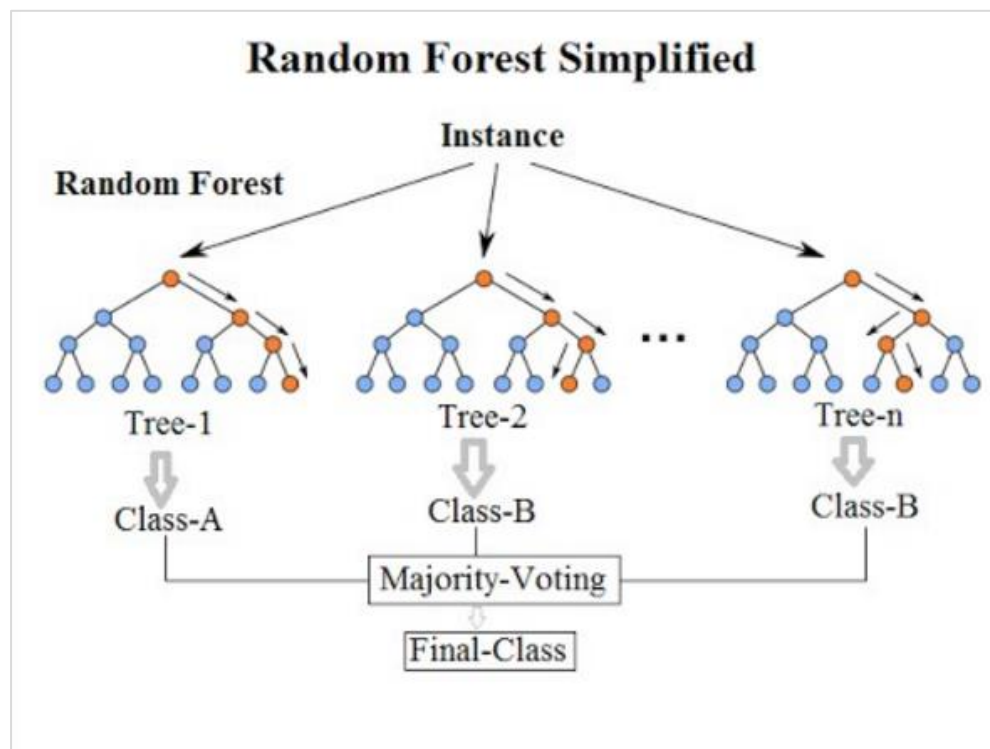
Εικόνα 3.2 Απλή εξήγηση του KNN αλγόριθμου.

Ένα μειονέκτημα της βασικής ταξινόμησης "ψηφοφορίας με πλειοψηφία" συμβαίνει όταν η κατανομή της τάξης είναι λοξή. Δηλαδή, παραδείγματα μιας πιο συχνής τάξης τείνουν να κυριαρχούν στην πρόβλεψη του νέου παραδείγματος, επειδή τείνουν να

είναι κοινά μεταξύ των πλησιέστερων k γειτόνων λόγω του μεγάλου αριθμού τους. Ένας τρόπος για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα είναι να σταθμίσετε την ταξινόμηση, λαμβάνοντας υπόψη την απόσταση από το σημείο δοκιμής σε καθέναν από τους πλησιέστερους γείτονές του k . Η κλάση κάθε ένα από τα πλησιέστερα σημεία k πολλαπλασιάζεται με ένα βάρος ανάλογο προς το αντίστροφο της απόστασης από αυτό το σημείο στο σημείο δοκιμής. Ένας άλλος τρόπος για να ξεπεραστεί η παραμόρφωση είναι η αφαίρεση στην αναπαράσταση δεδομένων [25].

3.2.4. Random forests (τυχαία δάση)

Τα τυχαία δάση ή αλλιώς τα τυχαία δένδρα αποφάσεων είναι μια μέθοδος ταξινόμησης. Ο αλγόριθμος είναι αποτελεσματικής μάθησης και λειτουργεί δημιουργώντας ένα "δάσος" το οποίο αποτελείται από δένδρα αποφάσεων όπου κάθε δένδρο πραγματοποιεί μια ταξινόμηση η οποία καταλήγει στην προτίμηση μιας κλάσης. Επομένως η τελική ταξινόμηση γίνεται με την κλάση η οποία είχε τα περισσότερα κοινά αποτελέσματα. Τα δένδρα αποφάσεων χρησιμοποιούν την μέθοδο bagging. Όπου γενικότερη ιδέα για το bagging είναι ότι οι συνδιασμοί μαθησιακών μοντέλων αυξάνουν το συνολικό αποτέλεσμα.



Εικόνα 3.3 παράδειγμα randomforest.

Για την ταξινόμηση που κάνουν τα δάση υπάρχουν μεταβλητές που επηρεάζουν τον τρόπο με τον οποίο λειτουργούν. Αυτές οι μεταβλητές είναι η συσχέτιση που έχουν τα δένδρα μεταξύ τους και η δυναμική του κάθε δένδρου. Στα δένδρα αποφάσεων πολλές φορές υπάρχουν αρκετές ομοιότητες με αποτέλεσμα ο ρυθμός λάθους που μπορεί να έχει το δάσος να αυξηθεί. Σε αυτό το πρόβλημα που δημιουργείται, η λύση έρχεται μέσω της τεχνικής boots trap sampling. Η οποία για να κρατήσει σε χαμηλά επίπεδα τον ρυθμό λάθους χρησιμοποιεί διαφορετικά διανύσματα εισαγωγής των δεδομένων με αποτέλεσμα την διαφοροποίηση των δένδρων και έτσι ο βαθμός συσχέτισης περιορίζεται. Μέσω της δυναμικής που διαθέτει το κάθε δένδρο μπορούμε να δούμε πόσο καλός ταξινομητής είναι. Δένδρα που έχουν μικρό ρυθμό λάθους θεωρούνται καλοί ταξινομητές με αποτέλεσμα το τυχαίο δάσος να έχει μικρότερη πιθανότητα για λάθη [26].

Κεφάλαιο 4: Υποδομή

4.1. Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος

Για να μπορέσουν να πραγματοποιηθούν τα πειράματα της εργασίας αυτής, χρειαζόταν με κάποιο τρόπο να ληφθούν τα ΗΕΓ σήματα, χρησιμοποιώντας μία συσκευή με την οποία γίνεται η συγκεκριμένη διαδικασία. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιήθηκε η συσκευή EmotivEpoC της Emotivsystems η οποία παρέχει τη δυνατότητα να αποκτηθούν τα ΗΕΓ σήματα εστιάζοντας στους ρυθμούς άλφα και βήτα, με μέτρα ευαισθησίας την εστίαση, το διαλογισμό και το βλεφάρισμα των ματιών. Η EmotivEpoC της Emotivsystems αποτελεί μία συσκευή καταγραφής ΗΕΓ, που έχει ασύρματη επικοινωνία με τον ηλεκτρονικό υπολογιστή ή το κινητό τηλέφωνο για τη διαδικασία της καταγραφής, της αποθήκευσης και την επεξεργασία των ΗΕΓ σημάτων.

Η συσκευή της Emotivsystems παρουσιάζει συμβατότητα με ηλεκτρονικούς υπολογιστές οι οποίοι χρησιμοποιούν λειτουργικό σύστημα Windows ή MacOSX και ως προς τα κινητά τηλέφωνα, με συσκευές λειτουργικού συστήματος iOS ή ANDROID. Δεν είναι συμβατή με συσκευές που έχουν λειτουργικό σύστημα Linux. Η ζεύξη των συσκευών πραγματοποιείται με Bluetooth, για να μπορεί να ανιχνεύσει τη συσκευή της Emotivsystem στον ηλεκτρονικό υπολογιστή ή το κινητό τηλέφωνο, ο διακόπτης ON/OFF πρέπει να μείνει στο ON για μερικά δευτερόλεπτα και με αυτό τον τρόπο να γίνει ζεύξη της μίας συσκευής με την άλλη, όπου μετέπειτα τοποθετείται στο κρανίο για να ληφθούν τα σήματα.

Η συσκευή της Emotivsystems διαθέτει δεκατέσσερις αισθητήρες, που εφάπτονται στο δεξιό και αριστερό μέρος του κρανίου και τα ηλεκτρόδια. Επιπρόσθετα για περαιτέρω γνώση της συσκευής της Emotivsystems παρατίθενται κάποια τεχνικά χαρακτηριστικά. Η τροφοδοσία γίνεται με μια μπαταρία πολυμερούς λιθίου 640mAh που αποδίδει χρήση της συσκευής για 12 ώρες με δέκτη usb και έως 6 ώρες με χαμηλή ενέργεια bluetooth.



Εικόνα4.3:Η συσκευή καταγραφής ΗΕΓ της Emotivsystems.

Για τη λειτουργία στα σήματα του εγκεφαλογράφηματος η συσκευή έχει μέθοδο δειγματοληψίας διαδοχική δειγματοληψία και μονή ADC.Ανάλυση σήματος στα 14 bit με $LSB=0.51\mu V$ και με εύρος ζώνης 0.16-43Hz.Δείκτης δειγματοληψίας: 2048 εσωτερικά και υποδειγματοληψία σε 128 SPS ή 256 SPS ανάλογα με το τι επιθυμεί ο χρήστης,.Οι αισθητήρες κίνησης έχουν επιταχυνσιόμετρο: 3-άξονικό $\pm 8g$,γυροσκόπιο: 3-άξονικό ± 2000 dps,μαγνητόμετρο: 3-άξονικό ± 112 gauss,ποσοστό δειγματοληψίας: 32/64/128 Hz (διαμορφωμένο από το χρήστη),η ανάλυση είναι στα 16 bits.[27]

4.2. Τολογισμικό ανοιχτούκώδικα OpenVibe

Το OpenVIBE αποτελεί ένα λογισμικό ανοιχτού κώδικα που δημιουργήθηκε για την ανάπτυξη συστημάτων BCI καθώς και των νευροεπιστημών σε πραγματικό χρόνο, και διατίθεται δωρεάν απ' το Γαλλικό Εθνικό Ινστιτούτο Inria το οποίο επικεντρώνεται στον τομέα της επιστήμης των Η/Υ και τα εφαρμοσμένα μαθηματικά. Η λήψη του λογισμικού είναι δυνατόν να πραγματοποιηθεί απ' την κεντρική ιστοσελίδα του Inria. Το OpenVIBE αποτελεί μια πλατφόρμα λογισμικού που αποσκοπεί στο σχεδιασμό, τη δοκιμή όπως και τη χρήση των BCI συστημάτων. Χρησιμοποιείται για την επεξεργασία των ΗΕΓ σημάτων σε πραγματικό χρόνο (νευροεπιστημών πραγματικού χρόνου), όπως λήψη, φιλτράρισμα, επεξεργασία, κατηγοριοποίηση και απεικόνιση των σημάτων σε πραγματικό χρόνο.

Επιπλέον, το εν λόγω λογισμικό παρουσιάζει συμβατότητα με συσκευές λειτουργικού συστήματος Windows ή Linux . Το βασικό πεδίο εφαρμογής του αφορά ιατρικούς σκοπούς, που προαναφέρθηκαν και στο 2ο κεφάλαιο όπως υποστήριξη ατόμων με ειδικές ανάγκες, πραγματοποίηση διάγνωσης σε πραγματικό χρόνο, για τη βιοανάδραση πραγματικού χρόνου και τη νευροανάδραση. Ωστόσο, ένα επιπλέον πεδίο εφαρμογής του αποτελούν τα πολυμέσα όπως τα βιντεοπαιχνίδια και η εικονική πραγματικότητα. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί από προγραμματιστές χωρίς βεβαίως αυτό να είναι αναγκαίο, επομένως μπορεί επίσης χρησιμοποιηθεί από άτομα που δεν είναι εξοικειωμένα με τον προγραμματισμό.

Το OpenVIBE ουσιαστικά έχει πληθώρα δυνατοτήτων που σχετίζονται με αλγόριθμους επεξεργασίας σήματος, λειτουργίες για μηχανική μάθηση και υποστήριξη σεναρίων. Επίσης διαθέτει ποικίλους οδηγούς υλικού συσκευών HEG. Όσα προαναφέρθηκαν είναι και ο λόγος που η δομή αυτού του λογισμικού πραγματοποιήθηκε σαφώς σε διάφορες ενότητες. Η δομή αυτή βοηθά κάποιον στην άμεση και ευκολότερη χρήση των διάφορων δυνατοτήτων που παρέχονται από το λογισμικό αυτό, κάνοντας πιο εύκολη την εφαρμογή καθώς και την προσθήκη καινούργιων διαφορετικών στοιχείων, π.χ. αλγόριθμων ή κουτιών. Η οργάνωσή του γίνεται με έναν κατάλογο από φακέλους, όπου σε κάθε φάκελο περιέχονται υποκατάλογοι με πληροφορίες για μια διαφορετική μονάδα. Η δομή κάθε φακέλου βοηθά στο να ξεχωρίσει πού πρέπει το κάθε στοιχείο να σωθεί, όπως και ποια αρχεία χρειάζεται να τροποποιηθούν για να αναδημιουργηθεί το πρόγραμμα, παρέχοντας την επιλογή ποικίλων γλωσσών προγραμματισμού για το νέο κώδικα τον οποίο θα προσθέσει ο χρήστης. Έτσι είναι δυνατή η επεξεργασία των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και η οργάνωση τη επεξεργασίας τους σε διαφορετικές σπείρες ώστε να γίνει το λογισμικό πιο χρήσιμο. Όμως, προκειμένου να γίνουν αντιληπτά όσα προαναφέρθηκαν, πρέπει να επεξηγηθούν κάποιες βασικές έννοιες της λειτουργίας του OpenVIBE, οι έννοιες αυτές είναι οι παρακάτω:

Το σενάριο αποτελεί τον καμβά σχεδίασης του προγράμματος, όπου τοποθετείται το σύνολο των κουτιών που θα συνδεθούν μεταξύ τους για ένα μεγαλύτερο σκοπό. Παραδείγματος χάριν εάν συνδεθούν πολλά διαφορετικά κουτιά μεταξύ τους, μπορεί το σενάριο που θα δημιουργηθεί να δώσει το μέγιστο, το οποίο ενδέχεται να είναι η λήψη και η επεξεργασία των σημάτων.

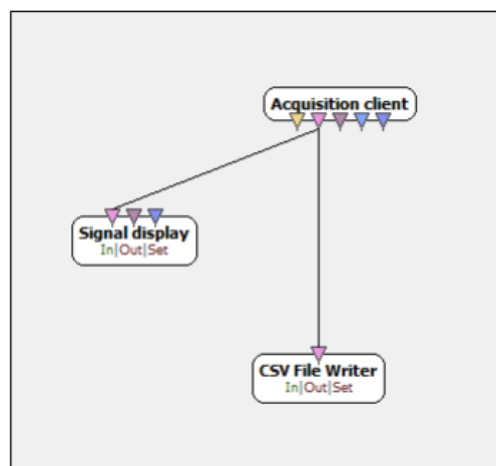
Το κουτί είναι το πιο βασικό στοιχείο του προγράμματος, το κάθε κουτί υφίσταται για να εξυπηρετεί μια δεδομένη εργασία, π.χ. το φιλτράρισμα των σημάτων ή την ταξινόμηση. Επιπρόσθετα για να πραγματοποιηθεί μια ακολουθία διακριτών καθηκόντων, μπορούν τα κουτιά να συνδεθούν μεταξύ τους.

Τέλος οι ενότητες που χρησιμεύουν για το διαχωρισμό στο ρόλο που έχει το κάθε κουτί. Με τη ενότητες οι φάσεις της ανάλυσης των δεδομένων χωρίζονται σε ομάδες που είναι η λήψη και η αποθήκευση των δεδομένων, η επεξεργασία των σημάτων, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών, η ταξινόμηση και η απεικόνιση για την διευκόλυνση του εντοπισμού των κουτιών. Οι ενότητες που συναντώνται στο συγκεκριμένο λογισμικό, έχουν σημαντικό ρόλο για όλες τις λειτουργίες που αναφέρθηκαν όπως τη λήψη των σημάτων, το φιλτράρισμα κτλ., με αυτό να είναι σημαντικό διότι κάθε ενότητα εμπεριέχει μια δόση ανάλυσης των δεδομένων. Με τη λήψη των δεδομένων, πραγματοποιείται η απόκτηση των δεδομένων με ποικίλους τρόπους όπως μέσω ενός αρχείου, μίας συσκευής ΗΕΓ, κάποιου διαδικτυακού αποθηκευτικού χώρου και άλλους πολλούς. Η δυνατότητα του λογισμικού για την απόκτηση των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο για την επικοινωνία δυο συσκευών, του παρέχεται απ' τα εργαλεία που διαθέτει. Η επεξεργασία των δεδομένων, αποτελεί την ενότητα κατά την οποία λαμβάνει χώρα η ανάλυση των δεδομένων προ της εξαγωγής χαρακτηριστικών, όπου με τη βοήθεια διαδικασιών τα δεδομένα που έχουν αποκτηθεί υποβάλλονται σε φιλτράρισμα, παραθύρωση και σε πολλές ακόμη διαδικασίες. Στην ενότητα εξαγωγής των χαρακτηριστικών, τα δεδομένα που έχουν αποκτήθηκαν αφού έχουν υποστεί επεξεργασία οδηγούνται εκεί ούτως ώστε να εξαχθούν τα χαρακτηριστικά τους με μαθηματικές μεθόδους για να ταξινομηθούν στις κλάσεις που θα προκύψουν, βάσει της μεθόδου που έχει επιλεγεί.

Η κατηγοριοποίηση αποτελεί ενότητα που ουσιαστικά χαρακτηρίζεται και ως το τελευταίο στάδιο ολόκληρης της ενέργειας που έχει πραγματοποιηθεί εντός του σεναρίου. Εκεί αναγνωρίζονται τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί απ' τα δεδομένα κι η ταξινόμηση τους στις κλάσεις ανάλογα με τον αλγόριθμο που έχει επιλεγεί, προκειμένου να προκύψει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα κατηγοριοποίησης. Επίσης, η ενότητα της απεικόνισης, παρέχει τη δυνατότητα με ορισμένα εργαλεία που δίνονται απ' το λογισμικό, έτσι ώστε να φαίνονται στην οθόνη του ηλεκτρονικού υπολογιστή τα σήματα όταν λαμβάνονται ή να συγκρίνονται μεταξύ τους, για παράδειγμα ένα σήμα εισόδου με το σήμα εξόδου αφού έχει υποστεί

επεξεργασία ή για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων της κατηγοριοποίησης. Επίσης, περιλαμβάνει εργαλεία που παρέχουν τη δυνατότητα καταγραφής του σήματος σε αρχείο. Επιπρόσθετα, στο λογισμικό του OpenVIBE δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στην ενότητα της κατηγοριοποίησης με την οποία μπορούν να αποκτηθούν τα αποτελέσματα ενός σεναρίου το οποίο έχει σχέση με BCI συστήματα καθώς και την εκμετάλλευση των συγκεκριμένων αποτελεσμάτων για τη διαμόρφωση παρεμφερών σεναρίων εκπαίδευσης, χωρίς βέβαια να κρίνονται οι υπόλοιπες ενότητες λιγότερο σημαντικές καθότι συντελούν κι αυτές για να ολοκληρωθεί η όλη ενέργεια του σεναρίου. Αυτό φαίνεται από τα κουτιά που υπάρχουν για την κατηγοριοποίηση, με εμφανέστερο παράδειγμα το κουτί του classification trainer που περιλαμβάνει στις ρυθμίσεις πληθώρα παραμέτρων για να βρεθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα κατηγοριοποίησης.

Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται ένα απλό παράδειγμα σεναρίου το οποίο είναι σχεδιασμένο με το λογισμικό του OpenVIBE και στο οποίο γίνεται καταγραφή των σημάτων που λαμβάνονται σε πραγματικό χρόνο. Αναλυτικά, στο συγκεκριμένο σενάριο πραγματοποιείται λήψη των σημάτων που στέλνει η συσκευή ΗΕΓ στο κουτί του acquisition client που συνδέεται με ένα κουτί signal display το οποίο χρησιμεύει για να απεικονίζονται τα σήματα που λαμβάνονται κατά τη λήψη τους σε πραγματικό χρόνο, επίσης ο acquisition nclient συνδέεται με ένα κουτί CSV filewriter το οποίο χρησιμοποιείται για την αποθήκευση των δεδομένων των σημάτων τα οποία λαμβάνονται σε ένα CSV αρχείο.



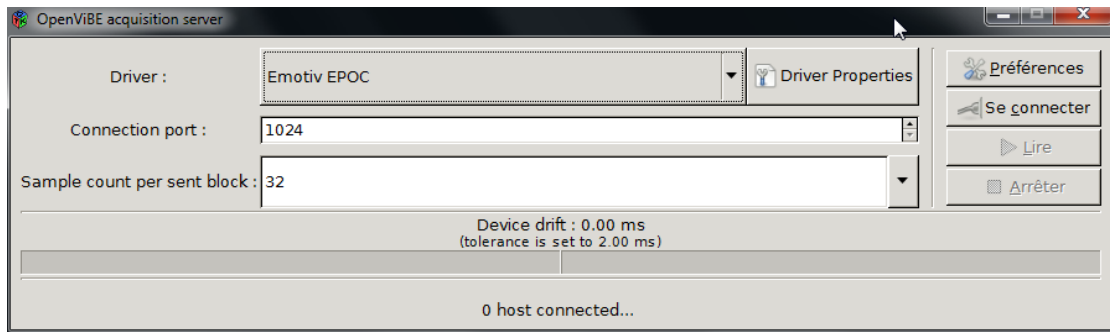
Εικόνα 4.4: Παράδειγμα σεναρίου που έχει σχεδιαστεί με το λογισμικό OpenVibe.

4.3 Λήψη σημάτων πραγματικού χρόνου με τη συσκευή EmotiveEroc+ και το OpenVIBE

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως στο κεφάλαιο αυτό χρειαζόταν να βρεθεί κάποιος τρόπος ώστε να ληφθούν τα σήματα σε πραγματικό χρόνο, προκειμένου να γίνει εκπαίδευση των σεναρίων τα οποία προορίζονται για ένα σύστημα BCI και φτιάχτηκαν για τη συγκεκριμένη εργασία. Τα εργαλεία που πρόσφεραν τη δυνατότητα αυτή όπως αναφέρεται και πιο πάνω στο κεφάλαιο αυτό, είναι η συσκευή λήψης ΗΕΓ σημάτων της EmotiveEroc καθώς και το λογισμικό ανοιχτού κώδικα που διατίθεται δωρεάν απ' το Εθνικό Γαλλικό Ινστιτούτο Inria.

Η διαδικασία λήψεως των σημάτων άρχισε γυρνώντας τον διακόπτη ON/OFF της συσκευής ΗΕΓ της emotiveEroc στο ON, στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε ενεργοποίηση των Bluetooth του ηλεκτρονικού υπολογιστή, κατόπιν για να ανιχνευτεί από τον ηλεκτρονικό υπολογιστή η συσκευή ΗΕΓ έμεινε σταθερός για κάποια δευτερόλεπτα ο διακόπτης ON/OFF της συσκευής ΗΕΓ στο ON (pair), εμφανίζοντας με αυτόν τον τρόπο τη συσκευή ΗΕΓ στο παράθυρο ανίχνευσης του Bluetooth του Η/Υ επιτρέποντας έτσι να γίνει ζεύξη μεταξύ της συσκευής ΗΕΓ και του ηλεκτρονικού υπολογιστή. Αφότου ολοκληρωθεί η επικοινωνία της συσκευής ΗΕΓ και του Η/Υ, χρειάζεται το άτομο που θα λάβει μέρος στο πείραμα για να καταγραφούν τα εγκεφαλικά του σήματα να φοράει τη συσκευή ΗΕΓ στο κεφάλι του. Στη συνέχεια στο παράθυρο του acquisition server το οποίο είναι ένα εργαλείο του λογισμικού OpenVIBE, με τον οποίο γίνεται επιλογή του οδηγού υλικού από τη λίστα που περιέχει για τη συγκεκριμένη συσκευή που χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα. Εντούτοις στον acquisition server κάποιος έχει τη δυνατότητα να ορίσει τις ρυθμίσεις σύνδεσης, π.χ. τον αριθμό δειγμάτων που λαμβάνονται ανά μπλοκ κ.ά.[28]

Αφού λοιπόν έχει επιλεγεί ο κατάλληλος οδηγός υλικού και έχουν οριστεί οι ρυθμίσεις σύνδεσης, με το κουμπί “Σύνδεση” η συσκευή θα αναγνωρίσει ως κατευθυντήριο στόχο εκπομπής των σημάτων τον acquisition client του παραθύρου του OpenVIBE όπου υπάρχει το σενάριο. Κατόπιν, πατώντας το κουμπί Αναπαραγωγή του acquisition server αρχίζει η συσκευή την εκπομπή σημάτων στον acquisition client. Προκειμένου να σταματήσει η συσκευή τη συγκεκριμένη διαδικασία πρέπει απλώς να πατηθεί το κουμπί Διακοπή του acquisition server.



Εικόνα 4.5: Παράθυρο του Acquisition Server

Μετά τη διαδικασία που προαναφέρθηκε με τη βοήθεια του acquisition server, τα σήματα τα οποία εκπέμπονται στον acquisition client που συνδέεται με ένα κουτί CSV filewriter στις ρυθμίσεις του οποίου έχει δοθεί το μονοπάτι του αρχείου CSV που γίνεται η αποθήκευση των σημάτων, που είναι και ο λόγος σύνδεσης των δύο κουτιών του σεναρίου του OpenViBE μεταξύ τους. Συνεπώς η διαδικασία που μόλις περιεγράφηκε ήταν και ο τρόπος ο οποίος χρησιμοποιήθηκε για τη λήψη των σημάτων σε πραγματικό χρόνο, που χρειάστηκαν για την εκπαίδευση των σεναρίων συστήματος BCI στα πειράματα που έγιναν στη συγκεκριμένη εργασία[28].

Κεφάλαιο 5:αποτελέσματα και συμπεράσματα

5.1 Μέτρα αξιολόγησης

Τα μέτρα αξιολόγησης που χρησιμοποιήσαμε για το πείραμα της εργασίας είναι η ευαισθησία (sensitivity) και η εξιδίκευση (specificity). Στην ευαισθησία ή αλλιώς αληθινός πραγματικός ρυθμός μετράμε τα ποσοστά των πραγματικών θετικών που βρέθηκαν σωστά. Ενώ στη εξιδίκευση ή αλλιώς αρνητικός πραγματικός αριθμός μετράμε τα ποσοστά των αρνητικών που βρέθηκαν σωστά [29].

Με λίγα λόγια, στην ορολογία που έχουμε το ψευδώς (false) και το πραγματικό (true) αναφέρεται στην ταξινόμηση για το εάν είναι σωστή ή λανθασμένη. Ενώ το θετικό (positive) ή αρνητικό (negative) αναφέρεται στην κατηγορία.

Για να το δείξουμε πιο απλά:

- Πραγματικά θετικό=σωστά θετικό
- Ψευδώς θετικό=λάθος θετικό
- Πραγματικά αρνητικό=σωστά αρνητικό
- Ψευδώς αρνητικό=λάθος αρνητικό

Μια πιο μαθηματική ματιά για την ευαισθησία, την εξιδίκευση και την ακριβεια φέρεται εδώ:

Όπου TRP: sensitivity, TNR: specificity, ACC: accuracy, TP: true positive, FN: false negative, FNR: false negative rate

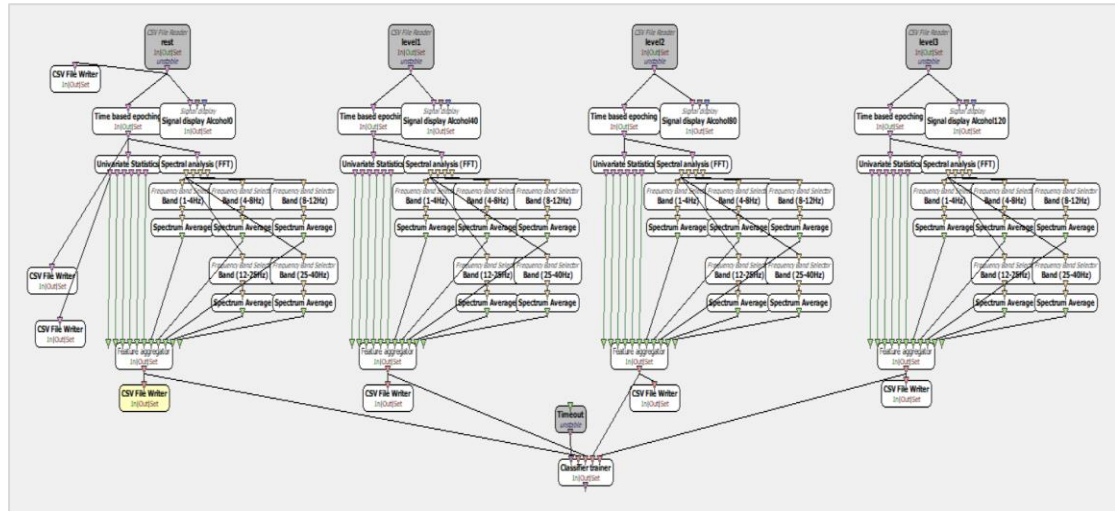
$$TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN} = 1 - FPR \quad \text{εξ. 5.1}$$

$$TNR = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN + FP} = 1 - FPR \quad \text{εξ. 5.2}$$

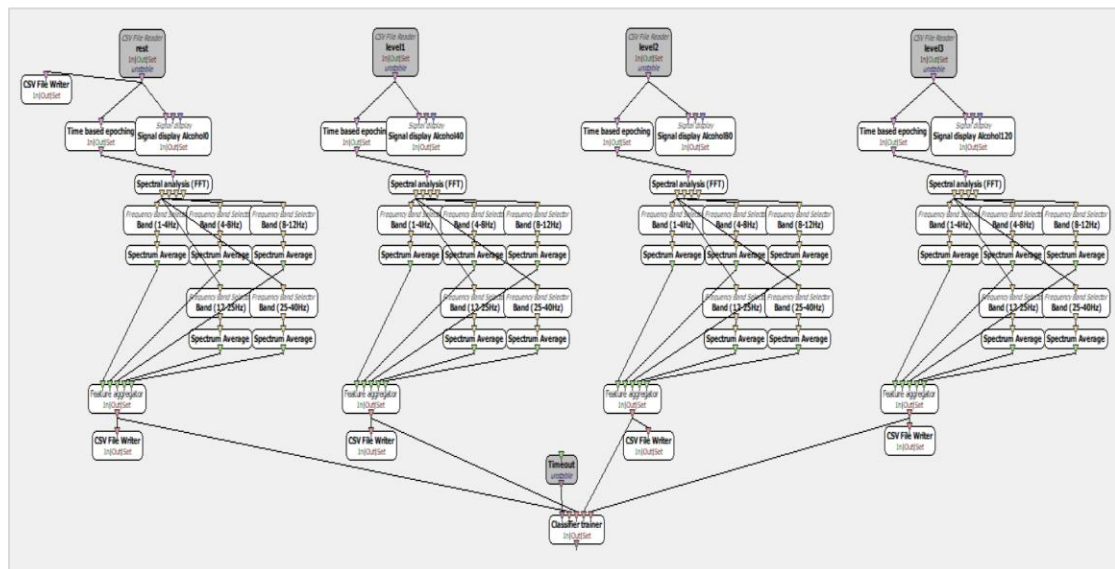
$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{εξ. 5.3}$$

5.2 Σενάρια του Openvibe

Παρακάτω παρατίθενται τα σενάρια που χρησιμοποιήσικάν για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών.



Εικόνα 5.1: σενάριο με όλα τα χαρακτηριστικά.



Εικόνα 5.2: σενάριο με spectrum

5.3 Αποτελέσματα Αλγορίθμων ταξινόμησης

Στις παρακάτω εικόνες φαίνονται τα αναλυτικά αποτελέσματα των αλγορίθμων ταξινόμησης όπως ακριβώς εξήχθησαν από το λογισμικό weka.

```

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

Correctly Classified Instances      442           91.3223 %
Incorrectly Classified Instances    42           8.6777 %
Kappa statistic                    0.7772
Mean absolute error                 0.0887
Root mean squared error             0.2939
Relative absolute error             23.6077 %
Root relative squared error         67.875 %
Total Number of Instances          484

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,884    0,077    0,793     0,884    0,836      0,779    0,903     0,719     1
                0,923    0,116    0,960     0,923    0,941      0,779    0,903     0,949     2
Weighted Avg.   0,913    0,106    0,918     0,913    0,915      0,779    0,903     0,891

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
107 14 |  a = 1
 28 335 |  b = 2

```

Εικόνα 5.3 τα αποτελέσματα του knn αλγόριθμου με 2 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      398           82.4017 %
Incorrectly Classified Instances    85           17.5983 %
Kappa statistic                    0.7654
Mean absolute error                 0.0906
Root mean squared error             0.2953
Relative absolute error             24.1621 %
Root relative squared error         68.1969 %
Total Number of Instances          483

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,810    0,061    0,817     0,810    0,813      0,751    0,878     0,720     1
                0,826    0,083    0,769     0,826    0,797      0,726    0,859     0,672     2
                0,736    0,022    0,918     0,736    0,817      0,772    0,849     0,750     3
                0,925    0,069    0,816     0,925    0,867      0,823    0,930     0,782     4
Weighted Avg.   0,824    0,059    0,830     0,824    0,823      0,768    0,879     0,731

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
98 10  3 10 |  a = 1
 9 100 5  7 |  b = 2
 8 16 89  8 |  c = 3
 5  4  0 111 |  d = 4

```

Εικόνα 5.4 τα αποτελέσματα του knn αλγόριθμου με 4 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      330          90.9091 %
Incorrectly Classified Instances    33           9.0909 %
Kappa statistic                    0.7975
Mean absolute error                0.0934
Root mean squared error            0.3006
Relative absolute error            20.9981 %
Root relative squared error        63.7668 %
Total Number of Instances         363

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,884    0,079    0,849      0,884    0,866      0,798    0,900     0,801     1
                0,921    0,116    0,941      0,921    0,931      0,798    0,900     0,920     2
Weighted Avg.   0,909    0,103    0,910      0,909    0,910      0,798    0,900     0,880

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
107 14 |  a = 1
 19 223 |  b = 2

```

Εικόνα 5.5 τα αποτελέσματα του knn αλγόριθμου με 2 κλάσεις σε spectrum

```

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

Correctly Classified Instances      389          80.3719 %
Incorrectly Classified Instances    95          19.6281 %
Kappa statistic                    0.7383
Mean absolute error                0.1007
Root mean squared error            0.3119
Relative absolute error            26.8421 %
Root relative squared error        72.0219 %
Total Number of Instances         484

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,818    0,069    0,798      0,818    0,808      0,743    0,887     0,718     1
                0,843    0,085    0,767      0,843    0,803      0,735    0,892     0,715     2
                0,702    0,028    0,895      0,702    0,787      0,736    0,845     0,730     3
                0,851    0,080    0,780      0,851    0,814      0,750    0,878     0,711     4
Weighted Avg.   0,804    0,065    0,810      0,804    0,803      0,741    0,875     0,718

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
99  6  4 12 |  a = 1
 6 102 4  9 |  b = 2
12 16 85  8 |  c = 3
 7  9  2 103 | d = 4

```

Εικόνα 5.6 τα αποτελέσματα του knn αλγόριθμου με 4 κλάσεις σε spectrum

```

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

Correctly Classified Instances      377          77.8926 %
Incorrectly Classified Instances    107          22.1074 %
Kappa statistic                    0.1641
Mean absolute error                0.3282
Root mean squared error            0.4055
Relative absolute error            87.3976 %
Root relative squared error        93.6401 %
Total Number of Instances          484

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,116   0,000   1,000     0,116   0,207     0,299   0,713    0,488    1
                1,000   0,884   0,772     1,000   0,872     0,299   0,713    0,869    2
Weighted Avg.   0,779   0,663   0,829     0,779   0,706     0,299   0,713    0,774

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
14 107 |  a = 1
 0 363 |  b = 2

```

Εικόνα 5.7 τα αποτελέσματα του αλγόριθμου MLP με 2 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      181          37.4741 %
Incorrectly Classified Instances    302          62.5259 %
Kappa statistic                    0.1667
Mean absolute error                0.3323
Root mean squared error            0.4134
Relative absolute error            88.609 %
Root relative squared error        95.4763 %
Total Number of Instances          483

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,306   0,193   0,346     0,306   0,325     0,117   0,619    0,377    1
                0,207   0,119   0,368     0,207   0,265     0,109   0,628    0,371    2
                0,421   0,157   0,472     0,421   0,445     0,275   0,694    0,547    3
                0,567   0,364   0,340     0,567   0,425     0,178   0,645    0,435    4
Weighted Avg.   0,375   0,208   0,382     0,375   0,365     0,170   0,647    0,432

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
37 12 21 51 |  a = 1
28 25 21 47 |  b = 2
23 13 51 34 |  c = 3
19 18 15 68 |  d = 4

```

Εικόνα 5.8 τα αποτελέσματα του αλγόριθμου MLP με 4 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      250          68.8705 %
Incorrectly Classified Instances    113          31.1295 %
Kappa statistic                    0.2061
Mean absolute error                 0.3722
Root mean squared error             0.4387
Relative absolute error             83.6728 %
Root relative squared error         93.0582 %
Total Number of Instances          363

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,298    0,116    0,563      0,298    0,389      0,225    0,717    0,574    1
                0,884    0,702    0,716      0,884    0,791      0,225    0,717    0,825    2
Weighted Avg.   0,689    0,507    0,665      0,689    0,657      0,225    0,717    0,741

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
36  85 |   a = 1
28 214 |   b = 2

```

Εικόνα 5.9 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου MLP σε 2 κλάσεις με spectrum

```

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

Correctly Classified Instances      182          37.6033 %
Incorrectly Classified Instances    302          62.3967 %
Kappa statistic                    0.168
Mean absolute error                 0.3333
Root mean squared error             0.4164
Relative absolute error             88.8852 %
Root relative squared error         96.1664 %
Total Number of Instances          484

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,463    0,355    0,303      0,463    0,366      0,096    0,579    0,319    1
                0,463    0,273    0,361      0,463    0,406      0,176    0,646    0,413    2
                0,322    0,055    0,661      0,322    0,433      0,354    0,691    0,504    3
                0,256    0,149    0,365      0,256    0,301      0,122    0,651    0,434    4
Weighted Avg.   0,376    0,208    0,422      0,376    0,377      0,187    0,641    0,418

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
56 35 11 19 |   a = 1
41 56  4 20 |   b = 2
39 28 39 15 |   c = 3
49 36  5 31 |   d = 4

```

Εικόνα 5.10 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου MLP σε 4 κλάσεις με spectrum

```

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

Correctly Classified Instances      348          71.9008 %
Incorrectly Classified Instances    136          28.0992 %
Kappa statistic                    0.2423
Mean absolute error                 0.2994
Root mean squared error             0.4679
Relative absolute error             79.7204 %
Root relative squared error         108.0451 %
Total Number of Instances          484

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,421   0,182   0,436    0,421   0,429     0,242   0,731    0,402    1
          0,818   0,579   0,809    0,818   0,814     0,242   0,731    0,887    2
Weighted Avg.   0,719   0,479   0,716    0,719   0,717     0,242   0,731    0,766

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
51 70 |  a = 1
66 297 |  b = 2

```

Εικόνα 5.11 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου LDA με 2 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      209          43.2712 %
Incorrectly Classified Instances    274          56.7288 %
Kappa statistic                    0.2437
Mean absolute error                 0.2908
Root mean squared error             0.4643
Relative absolute error             77.5408 %
Root relative squared error         107.2178 %
Total Number of Instances          483

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,455   0,227   0,401    0,455   0,426     0,219   0,674    0,394    1
          0,446   0,232   0,391    0,446   0,417     0,205   0,700    0,394    2
          0,322   0,099   0,520    0,322   0,398     0,267   0,589    0,410    3
          0,508   0,198   0,459    0,508   0,482     0,300   0,749    0,451    4
Weighted Avg.   0,433   0,189   0,443    0,433   0,431     0,248   0,678    0,412

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
55 30 16 20 |  a = 1
31 54 12 24 |  b = 2
27 27 39 28 |  c = 3
24 27  8 61 |  d = 4

```

Εικόνα 5.12 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου LDA με 4 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      261          71.9008 %
Incorrectly Classified Instances    102          28.0992 %
Kappa statistic                     0.3571
Mean absolute error                 0.3418
Root mean squared error            0.4497
Relative absolute error             76.8483 %
Root relative squared error        95.3958 %
Total Number of Instances          363

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,545   0,194   0,584     0,545   0,564      0,358    0,753    0,526     1
                0,806   0,455   0,780     0,806   0,793      0,358    0,753    0,869     2
Weighted Avg.   0,719   0,368   0,715     0,719   0,716      0,358    0,753    0,755

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
66 55 |  a = 1
47 195 |  b = 2

```

Εικόνα 5.13 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου LDA με 2 κλάσεις σε spectrum

```

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

Correctly Classified Instances      219          45.2479 %
Incorrectly Classified Instances    265          54.7521 %
Kappa statistic                     0.27
Mean absolute error                 0.3065
Root mean squared error            0.4217
Relative absolute error             81.7254 %
Root relative squared error        97.3775 %
Total Number of Instances          484

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,463   0,220   0,412     0,463   0,436      0,234    0,691    0,438     1
                0,438   0,253   0,366     0,438   0,398      0,174    0,673    0,386     2
                0,347   0,088   0,568     0,347   0,431      0,312    0,668    0,497     3
                0,562   0,168   0,527     0,562   0,544      0,386    0,770    0,486     4
Weighted Avg.   0,452   0,183   0,468     0,452   0,452      0,276    0,701    0,452

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
56 36 14 15 |  a = 1
31 53 13 24 |  b = 2
26 31 42 22 |  c = 3
23 25  5 68 |  d = 4

```

Εικόνα 5.14 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου LDA με 4 κλάσεις σε spectrum

```

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

Correctly Classified Instances      415          85.7438 %
Incorrectly Classified Instances    69          14.2562 %
Kappa statistic                     0.5369
Mean absolute error                 0.2697
Root mean squared error            0.3306
Relative absolute error             71.8121 %
Root relative squared error        76.3538 %
Total Number of Instances          484

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,446   0,006   0,964     0,446   0,610     0,597   0,932    0,864    1
                0,994   0,554   0,843     0,994   0,913     0,597   0,932    0,965    2
Weighted Avg.   0,857   0,417   0,874     0,857   0,837     0,597   0,932    0,940

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
54 67 |  a = 1
 2 361 |  b = 2

```

Εικόνα 5.15 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Randomforest με 2 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      354          73.2919 %
Incorrectly Classified Instances    129          26.7081 %
Kappa statistic                     0.6439
Mean absolute error                 0.28
Root mean squared error            0.346
Relative absolute error             74.6632 %
Root relative squared error        79.9107 %
Total Number of Instances          483

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,645   0,086   0,716     0,645   0,678     0,579   0,854    0,746    1
                0,727   0,094   0,721     0,727   0,724     0,632   0,910    0,809    2
                0,727   0,075   0,765     0,727   0,746     0,664   0,916    0,743    3
                0,833   0,102   0,730     0,833   0,778     0,701   0,950    0,878    4
Weighted Avg.   0,733   0,089   0,733     0,733   0,732     0,644   0,908    0,794

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
78 16 13 14 |  a = 1
10 88 12 11 |  b = 2
 9 12 88 12 |  c = 3
12  6  2 100 |  d = 4

```

Εικόνα 5.16 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Randomforest με 4 κλάσεις

```

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

Correctly Classified Instances      310           85.3994 %
Incorrectly Classified Instances    53           14.6006 %
Kappa statistic                    0.6566
Mean absolute error                0.2923
Root mean squared error            0.3376
Relative absolute error            65.7066 %
Root relative squared error        71.6142 %
Total Number of Instances         363

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,694   0,066   0,840     0,694   0,760     0,663   0,939    0,907    1
                0,934   0,306   0,859     0,934   0,895     0,663   0,939    0,951    2
Weighted Avg.   0,854   0,226   0,853     0,854   0,850     0,663   0,939    0,936

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
84 37 |  a = 1
16 226 |  b = 2

```

Εικόνα 5.17 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Randomforest με 2 κλάσεις σε spectrum

```

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

Correctly Classified Instances      355           73.3471 %
Incorrectly Classified Instances    129           26.6529 %
Kappa statistic                    0.6446
Mean absolute error                0.2826
Root mean squared error            0.3493
Relative absolute error            75.3705 %
Root relative squared error        80.6699 %
Total Number of Instances         484

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,686   0,099   0,697     0,686   0,692     0,590   0,874    0,756    1
                0,760   0,099   0,719     0,760   0,739     0,649   0,908    0,796    2
                0,744   0,072   0,776     0,744   0,759     0,682   0,902    0,737    3
                0,744   0,085   0,744     0,744   0,744     0,658   0,917    0,838    4
Weighted Avg.   0,733   0,089   0,734     0,733   0,733     0,645   0,900    0,781

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
83 10 12 16 |  a = 1
13 92  9  7 |  b = 2
 9 14 90  8 |  c = 3
14 12  5 90 |  d = 4

```

Εικόνα 5.18 τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Randomforest με 4 κλάσεις σε spectrum

	KNN (%)	MLP (%)	LDA (%)	RF (%)
2-class all features	91.32	77.89	71.90	85.74
2-class spectrum	90.91	68.87	71.90	85.39
4-class all features	82.40	37.47	43.27	73.29
4-class spectrum	80.37	37.60	45.24	73.34

Πίνακας 5.1: Συγκεντρωτικός πίνακας ακρίβειας αλγορίθμων (%) του πειράματος που της εργασίας

6 Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία έλαβε χώρα η προσομοίωση δύο σεναρίων ενός συστήματος BCI, με εστίαση στην ταξινόμηση σημάτων και πιο συγκεκριμένα την ταξινόμηση του πόνου σε κατηγορίες. Για να υλοποιηθεί το πείραμα χρησιμοποιήθηκε η συσκευή της Emotiv, το EmotivEpoC+ όπου λαμβάνουμε τα σήματα και το Openvibe για να δημιουργήσουμε τα σενάρια. Στα πλαίσια της εργασίας επιχειρήθηκε να ταξινομηθούν σήματα διαφορετικής φύσεως. Στο πρώτο σενάριο οι κατηγορίες που έχουμε ήταν 2 και χωρίζονται στην περίοδο πριν τον πόνο και στην περίοδο που αρχίζουμε να πονάμε. Ενώ για το δεύτερο σενάριο έχουμε 4 κατηγορίες όπου στην πρώτη κατηγορία έχουμε την περίοδο που δεν πονάμε καθόλου, την περίοδο που πονάμε λίγο, την περίοδο που πονάμε περισσότερο και την περίοδο στην οποία ο πόνος είναι πλέον αφόρητος.

Στα σενάρια μας ένα πρόβλημα που προκύπτει κάποιες φορές συνήθως λόγω αλλοίωσης του σήματος ή λόγω εξωτερικών παραγόντων είναι η επιλογή της κατηγορίας να γίνεται τυχαία. Ενώ τα ποσοστά ακριβείας των αλγορίθμων είναι ψηλά επειδή έχουν 50% πιθανότητα να βρουν το σωστό. Στο πρόβλημα όμως τον 4 κατηγοριών η πιθανότητα είναι 25% με αποτέλεσμα να έχουν μικρότερη πιθανότητα να βρουν το σωστό. Παρόλα αυτά και στα 2 προβλήματα τα ποσοστά ακριβείας των αλγορίθμων KNN και Random forest έχουν ικανοποιητικά υψηλά ποσοστά. Στα αποτελέσματα που έχουμε όμως ο πιο αξιόπιστος αλγόριθμος φαίνεται να είναι ο KNN που άμα κοιτάξουμε τον συγκεντρωτικό πίνακα που είναι παραπάνω θα δούμε ότι έχει τα περισσότερα ποσοστά ακριβείας σε όλα τα σενάρια.

Βιβλιογραφία

- [1]. M. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας, «Ιατρική Πληροφορική», Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016. ISBN: 978-960-603-231-8
- [2]. Dwyer, T. M. (2006). The Electrochemical Basis of Nerve Function. In: Haines, D. E. (ed.) *Fundamental Neuroscience for Basic and Clinical Applications*. (pp. 35-68), 3rd ed. Philadelphia: Elsevier
- [3]. K.D. Tzimourta, Α.Τ. Τζallas, Ν. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis and M. Tsipouras, “Epileptic seizures classification based on long-term EEG signal Wavelet analysis,” *International Conference on Biomedical and Health Informatics*, Thessaloniki, Greece, 2017.
- [4]. Haines, D. E. (2006). *Fundamental Neuroscience for Basic and Clinical Applications*. 3rd ed. Philadelphia: Elsevier.
- [5]. . T. Tzallas, Ν. Giannakeas, Κ. Zoulis, Μ. G. Tsipouras, Ε. Glavas, Κ. D. Tzimourta, L. G. Astrakas and S. Konitsiotis, “EEG Classification and Short-Term Epilepsy Prognosis using Brain Computer Interface Software,” In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Thessaloniki, Greece, 2017.
- [6]. Κ. D. Tzimourta, Μ. G. Tsipouras, Ν. Giannakeas, L. G. Astrakas, S. Konitsiotis and Α. Τ. Τζallas, “Wavelet based classification of epileptic seizures in EEG signals,” In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Thessaloniki, Greece, 2017.
- [7]. Κ. D. Tzimourta, Μ. G. Tsipouras, Ν. Giannakeas, L. G. Astrakas, S. Konitsiotis and Α. Τ. Τζallas, “Wavelet based classification of epileptic seizures in EEG signals,” In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Thessaloniki, Greece, 2017.

- [8]. Γεώργιος Δ Σεργιάδης, "Βιοϊατρική τεχνολογία" εκδόσεις University studio press, 2009
- [9]. Αγοραστός, Δ. (2011). Διεπαφήεγκεφάλου-υπολογιστή: Μέθοδοι. [online] Available at: <http://psychologein.dagorastos.net/2011/09/28/bci2/> [Accessed 13 Jul. 2018].
- [10]. Rizzolatti, G. & Craighero, L. (2004). The Mirror-Neuron System. *Annual Review of Neuroscience*, 27:169.
- [11]. Tassinary L.G., Geen T.H., Cacioppo J.T., Edelberg R., Issues in biometrics: offset potentials and the electrical stability of Ag/AgCl electrodes, *Psychophysiology*, 27: 236 – 242, 1990.
- [12]. Hochberg et al. (2006). "Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia". *Nature* 442, 164-171
- [13]. Chapin et al. (1999). "Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex". *Nature Neuroscience* 2, 664 – 670
- [14]. Nicolelis et al. (2000). "Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates". *Nature* 408 (6810): 361
- [15]. Jasper H.H., The 10 – 20 electrode system of the International Federation, *Electroenceph. Cl. Neurophysiology* 10, p. 370 – 375, 1958.
- [16]. K.D. Tzimourta, L.G. Astrakas, A.-M. Gianni, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, I. Paliokas, D. G. Tsalikakis M. G. Tsipouras, "Evaluation of window size in classification of epileptic short-term EEG signals using a Brain Computer Interface software," *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 8, no. 4, 2018.
- [17]. Sitaram et al. (2007). "fMRI brain-computer interface: a tool for neuroscientific research and treatment". *Computational Intelligence and Neuroscience*. 25487
- [18]. Rik van Dinteren; MartijnArns; Marijtje L. A. Jongsma; Roy P. C. Kessels (2014). "P300 Development across the Lifespan: A Systematic

- Review and MetaAnalysis". PLOS ONE. 9: e87347. doi:10.1371/journal.pone.0087347. PMC 3923761 . PMID 24551055
- [19]. K. Tzimourta , I. Tsoulos , Th. Bilerio, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, **N. Giannakeas**, "Direct Assessment of Alcohol Consumption in Mental State using Brain Computer Interfaces and Grammatical Evolution," *Inventions*, vol. 3, no 51, 2018.
- [20]. Mark Molnar, Roland Boha, BalazsCzigler, Zsofia Anna Gall, Mate Benyovszky, Kalman Rona, Gabriella Klausz,(2009),"The acute effect of low-dose alcohol on working memory during mental arithmetic II. Changes of nonlinear and linear EEGcomplexity in the theta band, heart rate and electrodermal activity"
- [21]. Roland Boha, Mark Molnar, Zsofia Anna Gaal, BalazsCzigler, Kalman Rona, KrisztinaKass, Gabriella Klausz,(2009)," The acute effect of low-dose alcohol on working memory during mental arithmetic. I. Behavioralmeasures and EEG thetabandspectralcharacteristics."
- [22]. Ian H. Witten &Eibe Frank DATAMINING Practical Machine Learning Tools and Techniques(2011)
- [23]. An Introduction to Statistical Learning, G.Casella, S. Fienberg, I. Olkin και The Elements of Statistical Learning, Data Mining, Inference and Prediction, Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman(2013)
- [24]. Fundamentals of Artificial Neural Networks, Mohamad H. Hassoun, *D. Coomans; D.L. Massart (1982). "Alternative k-nearest neighbour rules in supervised pattern recognition : Part 1. k-Nearestneighbour classification by using alternative voting rules".*
- [25].]*D. Coomans; D.L. Massart (1982). "Alternative k-nearest neighbour rules in supervised pattern recognition : Part 1. k-Nearest neighbour classification by using alternative voting rules"*
- [26]. https://en.wikipedia.org/wiki/Random_forest#RF_in_scientific_works
- [27]. Ιστοσελίδα της συσκευής Emotiv. <https://www.emotiv.com> accessed 20-09-2018

- [28]. Ιστοσελίδα της εφαρμογής Openvibe <http://openvibe.inria.fr> accessed 20-09-2018
- [29]. https://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity