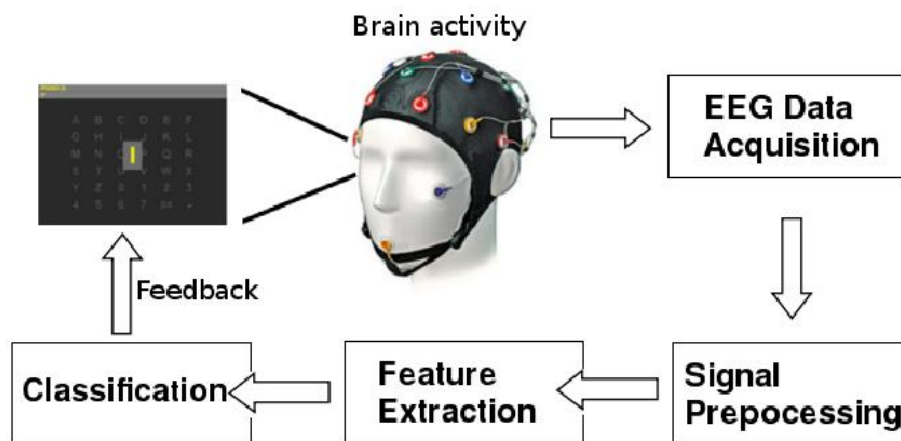


ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**ΜΕΛΕΤΗ ΤΗΣ ΕΠΙΔΡΑΣΗΣ ΙΛΙΓΓΟΥ ΚΑΙ ΤΡΟΜΟΥ ΣΤΗΝ
ΕΓΚΕΦΑΛΙΚΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΣΥΣΚΕΥΩΝ ΔΙΕΠΑΦΗΣ
ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ**



Ονοματεπώνυμο Σπουδαστών: Τσαναχτσίδου Ιωάννα Κατσουλίδη Μαρίνα

Επιβλέπων Καθηγητής : Γιαννακέας Νικόλαος

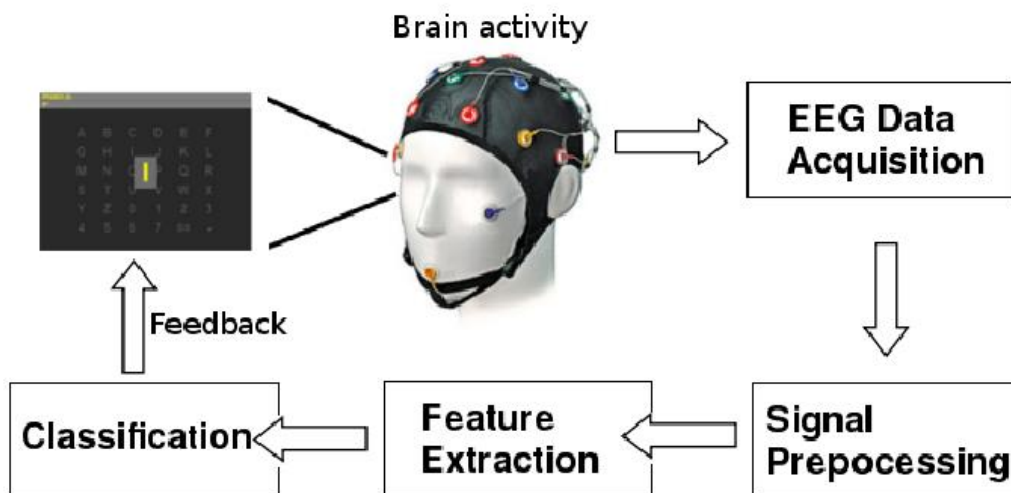
Άρτα, 2019

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

ΜΕΛΕΤΗ ΤΗΣ ΕΠΙΔΡΑΣΗΣ ΙΛΙΓΓΟΥ ΚΑΙ ΤΡΟΜΟΥ ΣΤΗΝ ΕΓΚΕΦΑΛΙΚΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΣΥΣΚΕΥΩΝ ΔΙΕΠΑΦΗΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ



Ονοματεπώνυμο Σπουδαστών: Τσαναχτσίδου Ιωάννα Κατσουλίδη Μαρίνα

Επιβλέπων Καθηγητής : Γιαννακέας Νικόλαος

Άρτα 2019-

**Evaluation and estimation of vertico and real – time emotion
through brain-computer interfaces and methods of machine
learning**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, Φεβρουάριος 2019

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακέας,

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

2. Μέλος επιτροπής

Αλέξανδρος Τζάλλας,

Λέκτορας

3. Μέλος επιτροπής

Μάρκος Τσίπουρας,

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Ο Προϊστάμενος/η του Τμήματος

Ευριπίδης Γλαβάς,

Καθηγητής

© Επίθετο, Όνομα, έτος.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. Allrightsreserved

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.

Περίληψη

Η εργασία αφορά στην μελέτη της επίδρασης του ίλιγγου και του συναισθήματος τρόμου σε πραγματικό χρόνο με χρήση συσκευών διαπεφής εγκεφάλου υπολογιστή (Brain Computer Interfaces – BCIs). Με την βοήθεια συσκευής εικονικής πραγματικότητας (Virtual Reality – VR) θα δημιουργηθεί στα αντικείμενα τεχνητά είτε ίλιγγος είτε συναισθήματα τρόμου, ενώ παράλληλα θα καταγράφεται η εγκεφαλική δραστηριότητα με την χρήση BCI συσκευής. Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης θα εκπαιδευτούν από τα εγκεφαλογραφήματα σε κατάσταση ηρεμίας και σε στιγμές των δύο ανωτέρω καταστάσεων με σκοπό κατά την φάση ελέγχου να αναγνωρίζεται το αντίστοιχο συναίσθημα του αντικειμένου σε πραγματικό χρόνο.

Λέξεις – κλειδιά: εγkéφαλος, ανθρώπινος εγkéφαλος, μηχανική μάθηση , μάθηση με επίβλεψη , αλγόριθμοι

Abstract

The paper deals with the study of the vertigo effect and real-time emotion with the use of Brain Computer Interfaces (BCIs). With Virtual Reality (VR), artificially vertigo or horror feelings will be created artificially, while brain activity will be recorded using a BCI device. Machine learning algorithms will be trained by brainstorming in a state of relaxation and at moments of the two above-mentioned situations in order to identify the corresponding real-time emotion during the control phase.

Keywords: brain, human brain, data mining, supervised learning, algorithm

Περιεχόμενα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Ο ανθρώπινος Εγκέφαλος	17
1.1 Ο ανθρώπινος Εγκέφαλος.....	17
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ).....	23
1.3 Επιδράσεις της συναισθηματικής κατάστασης στο ΗΕΓ.....	30
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ^ο : Συστήματα Διεπαφής Εγκατάστασης-Υπολογιστή	32
2.1 Ορισμός BCI και Εφαρμογές.....	32
2.2 Τεστ που έχουν γίνει με τη χρήση BCI	37
2.3 Έρευνες που έχουν γίνει	40
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 : Υποδομή.....	42
3.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv Eroc+).....	42
3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe	46
3.2.1 Πλεονεκτήματα OpenVibe	46
3.2.2 Τρόπος χρήσης του OpenVibe	47
3.2.3 Δημιουργία σεναρίου στο OpenVibe.....	47
3.3 Λογισμικό Weka για εξόρυξη Δεδομένων	49
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ^ο : Μεθοδολογία.....	56
4.1 Μηχανική μάθηση και data mining	56
4.2 Σύνολο δεδομένων.....	59
4.3 Εξαγωγή των χαρακτηριστικών.....	59
4.4 Μέθοδοι ταξινόμησης (Περιγραφή Αλγορίθμων)	61
4.4.1 Linear Discriminant analysis (LDA)	61
4.4.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron).....	64
4.4.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)	68
4.4.4 Δένδρα Απόφασης – (Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)	68
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ^ο : Αποτελέσματα Πειράματος	71
5.1 Μέτρα αξιολόγησης	71
5.2. Αποτελέσματα ανά αλγόριθμο	71
5.2.1 Linear Discriminant Analysis (LDA).....	72
5.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM).....	74
5.3.4 Δένδρα Απόφασης (DT)	75
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 ^ο : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	77
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	79
ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ	Error! Bookmark not defined.

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1 - Emotiv EPOC+ Specifications	45
Πίνακας 2 - Πίνακας Εξαγωγής Χαρακτηριστικών	61

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1 - Άποψη Εγκεφάλου και τμημάτων του.....	18
Εικόνα 2 - Περιοχές Φλοιών Εγκεφάλου.....	20
Εικόνα 3 - Λοβοί και λειτουργίες.....	22
Εικόνα 4 - Άποψη Νευρώνα Εγκεφάλου	24
Εικόνα 5 - Άποψη Συναπτικής μετάδοσης.....	24
Εικόνα 6 - Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων ΗΕΓ	26
Εικόνα 7 - Ενδεικτικό Αποτέλεσμα ΗΕΓ.....	26
Εικόνα 8 - Ψηφιακός ΗΕΓ	27
Εικόνα 9 - Κύματα Άλφα Ρυθμού.....	28
Εικόνα 10 - Βήτα Ρυθμός.....	29
Εικόνα 11 - Κύματα Δέλτα Ρυθμού	29
Εικόνα 12 - Κύματα Θήτα Ρυθμού	30
Εικόνα 13 - Κύματα Γάμμα Ρυθμού	30
Εικόνα 14 - Διεπαφή Εγκεφάλου - Υπολογιστή (ΔΕΥ).....	33
Εικόνα 15 –NeuroBoy.....	35
Εικόνα 16 - MindFlex	35
Εικόνα 17 - BCI και αναπηρικό αμαξίδιο	36
Εικόνα 18 - P300.....	37
Εικόνα 19 - Διαγραμματικά αποτελέσματα πειράματος με P300	38
Εικόνα 20 - Επίδειξη σύνδεσης υποκειμένου με BCI.....	40
Εικόνα 21 - Emotiv EPOC+ HeadSet	42
Εικόνα 22 - Σωστή τοποθέτηση Emotiv EPOC+ headset.....	43
Εικόνα 23 - Σωστή τοποθέτηση αισθητήρων στη συσκευή Emotiv EPOC+.....	44
Εικόνα 24 - Αναπαραγωγή κινήσεων και σκέψεων σε παιχνίδι	44
Εικόνα 25 - Παράθυρο Διαλόγου OpenVibe	48
Εικόνα 26 - Επιλογή Κουτιών στο OpenVibe.....	48
Εικόνα 27 – Παράδειγμα περιεχομένου .arff αρχείου.....	51
Εικόνα 28 - GUI WEKA	51
Εικόνα 29 - Επιλογές Explorer λογισμικού WEKA.....	52
Εικόνα 30 - Παράθυρο διαλόγου WEKA μετά την εισαγωγή δεδομένων.....	52
Εικόνα 31 - Οπτικοποίηση δεδομένων WEKA με γραφική παράσταση	53
Εικόνα 32 - Παράδειγμα κατηγοριοποίησης με Δέντρα Αποφάσεων.....	54
Εικόνα 33 - Data Mining και Μηχανική μάθηση.....	56
Εικόνα 34 - Πίνακας εκπαίδευσης για ο πρόβλημα αναμονής σε εστιατόριο	57
Εικόνα 35 - Δέντρο Απόφασης για το πρόβλημα αναμονής σε εστιατόριο.....	57
Εικόνα 36 - Clustering	58
Εικόνα 37 - Παράδειγμα κανόνων συσχέτισης.....	59
Εικόνα 38 - Πίνακας Μετρήσεων για το παράδειγμα με LDA	62
Εικόνα 39 - Αποτελέσματα και εκμάθηση με LDA.....	64
Εικόνα 40 - Λειτουργία Βιολογικού Νευρώνα	65
Εικόνα 41 - ΤΕΧΝΗΤΟ Νευρωνικό Δίκτυο.....	65
Εικόνα 42’ - Παράδειγμα Perceptron.....	66
Εικόνα 43- MultiLayer Perceptron.....	67

Εικόνα 44 - ο Αλγόριθμος IDE	69
Εικόνα 45 - Αποτελέσματα LDA (Για 4 κλάσεις)	72
Εικόνα 46 -Αποτελέσματα LDA (Για 4 κλάσεις)	72
Εικόνα 47 - Αποτελέσματα MLP (Για 4 κλάσεις)	73
Εικόνα 48 - Αποτελέσματα MLP (Για 4 κλάσεις)	73
Εικόνα 49 - Αποτελέσματα SVM (Για 4 κλάσεις).....	74
Εικόνα 50 - Αποτελέσματα SVM (Για 4 κλάσεις).....	74
Εικόνα 51 - Αποτελέσματα DT.....	75
Εικόνα 52 - Αποτελέσματα DT.....	75

Εισαγωγή

Στη συγκεκριμένη εργασία, γίνεται μια προσπάθεια καταγραφής των συναισθημάτων υλίγγου και τρόμου σε πραγματικό χρόνο με τη χρήση των συσκευών διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή (BCIs). Σκοπός της εργασίας είναι να εκπαιδευτεί το υπολογιστικό μοντέλο με διάφορους αλγορίθμους ταξινόμησης με σκοπό τελικά την ορθή κατηγοριοποίηση των αισθημάτων απευθείας από τα σήματα του εγκεφάλου. Στο πρώτο κεφάλαιο της εργασίας παρουσιάζεται η φυσιολογία του εγκεφάλου καθώς επίσης και οι πτυχές της καταγραφής και ανάλυσης του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Το δεύτερο κεφάλαιο επικεντρώνεται στην αναλυτική παρουσίαση των BCI συσκευών καθώς επίσης και στα πεδία έρευνας που καθιερώνεται η χρήση τους. Εν συνεχεία, για να γίνουν κατανοητά τα αποτελέσματα του πειράματος, παρατίθεται ανάλυση των διάφορων αλγορίθμων ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν, αλλά και συνοπτική περιγραφή το λογισμικού και του υλικού που χρησιμοποιήθηκε για οπτικοποίηση καθώς και στατιστική ανάλυση των δεδομένων. Στο τέταρτο και πέμπτο κεφάλαιο αναλύεται με λεπτομέρεια η μεθοδολογία της πειραματικής διαδικασίας και τα αποτελέσματα της. Από τα αποτελέσματα των πειραμάτων διαπιστώνεται υψηλή ακρίβεια στον διαχωρισμό των καταστάσεων αυτών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Ο ανθρώπινος Εγκέφαλος

1.1 Ο ανθρώπινος Εγκέφαλος

Η θεωρία της εξέλιξης των ειδών δίνει λεπτομέρειες για την αλλαγή τόσο των DNA αλλά και το συνθηκών που οδήγησαν στην εξέλιξη τους στη σημερινή μορφή. Από τις βασικότερες εξελίξεις των ειδών ήταν αυτή του ανθρώπου. Ξεκινώντας από τον χιμπατζή εξελίχθηκε και κατάφερε να δαμάσει τα στοιχεία της φύσης και όχι μόνο προς όφελος του. Σταμάτησε να λειτουργεί μόνο με το ένστικτο της επιβίωσης αλλά χρησιμοποιώντας τον εξελιγμένο του πια εγκέφαλο, κατάφερε να δημιουργήσει πολιτισμούς και τεχνολογικά επιτεύγματα, φτάνοντας στη σημερινή εποχή.

Πώς λειτουργεί και πώς ακριβώς ο ανθρώπινος εγκέφαλος συνέβαλλε και συμβάλλει στις εξελίξεις του ανθρώπου. Στις παρακάτω σελίδες, θα γίνει εκτενή αναφορά τόσο της ανατομίας όσο και των λειτουργιών που αναλαμβάνει.

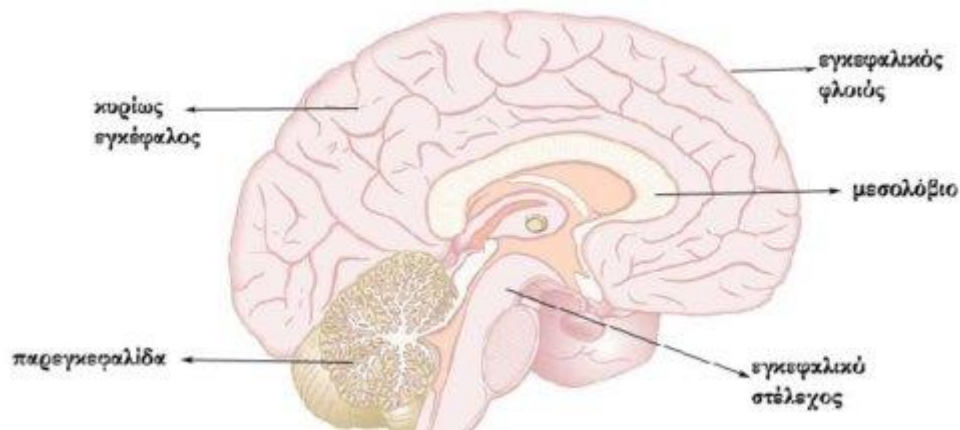
A. Η ανατομία και η φυσιολογία του ανθρώπινου εγκεφάλου

Ο εγκέφαλος βρίσκεται εντός του κρανίου και προστατεύεται από τους μήνιγγες. Αποτελείται από νευρικά κύτταρα ή αλλιώς και νευρώνες καθώς επίσης και από τα νευρογλοία. Επίσης περιέχει την φαιά και τη λευκή ουσία. Η φαιά ουσία είναι ουσιαστικά τα κυτταρικά σώματα των νευρώνων ενώ η λευκή ουσία αποτελείται από τους νευρίτες. [26].

Ο εγκέφαλος χωρίζεται σε τμήματα, καθένα από τα οποία αναλαμβάνουν και έναν αριθμό από λειτουργίες οι οποίες συντονίζουν το ανθρώπινο σώμα. Τα τμήματα στα οποία διαιρείται είναι τα εξής:

- Μετωπιαίος Λοβός
- Βρεγματικός Λοβός
- Κροταφικός Λοβός
- Ινιακός λοβός.

Επίσης, στο πίσω μέρος του εγκεφάλου βρίσκεται η παρεγκεφαλίτιδα. [26].



Εικόνα 1 - Άποψη Εγκεφάλου και τμημάτων του

Ας δούμε αναλυτικά τις λειτουργίες για τις οποίες είναι υπεύθυνα τα παραπάνω στελέχη /τμήματα.

B. Λειτουργίες ανά στέλεχος εγκεφάλου

B1. Μετωπιαίος Λοβός και οι Λειτουργίες του

Θα ξεκινήσουμε την καταγραφή των λειτουργιών και σε ποιο στέλεχος του εγκεφάλου λαμβάνουν μέρος , αρχίζοντας από τον μετωπιαίο λοβό.

Ο μετωπιαίος λοβός είναι για τους ανθρώπους ο υπεύθυνος για την εξέλιξη τους μέχρι τώρα. Είναι μεγαλύτερος σε μέγεθος από οποιοδήποτε άλλο είδος και αυτό είναι ένα στοιχείο που οδηγεί το συμπέρασμα ότι η μέχρι τώρα εξέλιξη μας ήταν αποτέλεσμα αυτής της ανάπτυξης.

Πριν αρχίσει η καταγραφή των λειτουργιών του μετωπιαίου λοβού, θα γίνει μια μικρή αναφορά στην ανατομία του. Κυρίως, θα αναφερθούν οι περιοχές τις οποίες χωρίζεται και που η καθεμία συμβάλλει στην σωστή διανομή των εντολών μέσω των συνάψεων.

Επομένως, έχουμε τα εξής:

- ✚ Κινητικός Φλοιός
- ✚ Προκινητικός Φλοιός
- ✚ Προμετωπιαίος Φλοιός
- ✚ Ραχιαίος πλάγιος προμετωπιαίος φλοιός
- ✚ Κοιλιακός προμετωπιαίος φλοιός

✚ Έσω μετωπιαίος φλοιός

✚ Κογχομετωπιαίος Φλοιός [8]

Έτσι, λοιπόν, οι παραπάνω περιοχές είναι υπεύθυνες για τα εξής:

✚ Ο κινητικός και προκινητικός φλοιός, όπως υποδηλώνει και η ονομασία τους, είναι τα κέντρα των κινητικών λειτουργιών του σώματος μας. Από τη μια , ο κινητικός φλοιός είναι το κέντρο όλων των εκούσιων κινήσεων μας και από την άλλη ο προκινητικός φλοιός είναι εκεί όπου συντονίζονται όλες οι εκούσιες κινήσεις έτσι ώστε να γίνονται παράλληλα αλλά και ταυτόχρονα με τη σωστή σειρά που επιθυμεί και έχει δοθεί εντολή.

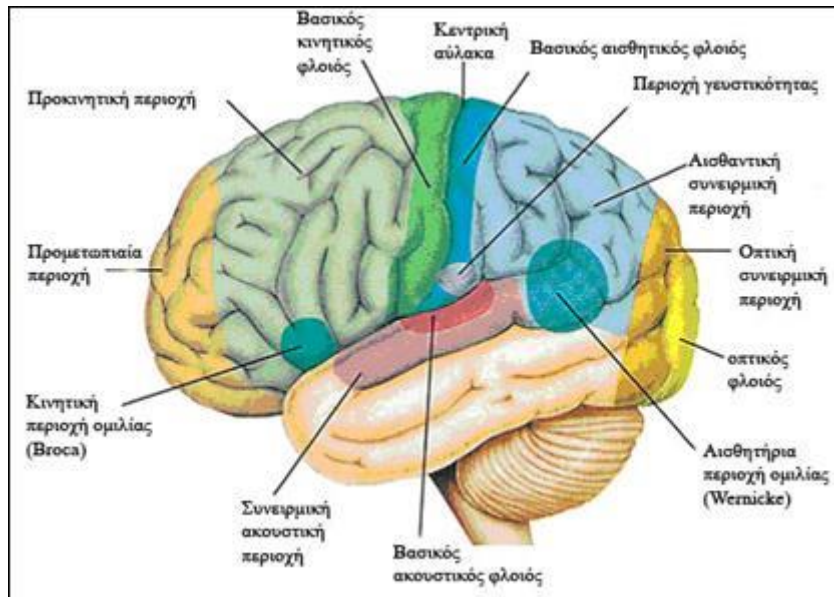
Αξίζει να αναφερθεί ότι στο προκινητικό φλοιό υπάρχουν και οι λεγόμενες «συμπληρωματικές» περιοχές στις οποίες ανήκει και η περιοχή Broca*, οι οποίες αναλαμβάνουν το συντονισμό της ομιλίας αλλά και τις λεπτές κινήσεις των χεριών. [28]

✚ Προμετωπιαίος Φλοιός και τα «παρακλάδια» του: Ο προμετωπικό φλοιός είναι αρκετά μεγάλος και επιφορτισμένος με πολλές λειτουργίες , για αυτό και για τη διευκόλυνση της μελέτης του εγκεφάλου, η νευροεπιστήμη τον διαχωρίζει σε περιοχές όπως ο ραχιαίος πλαγιομετωπιαίος που αναφέρθηκε και παραπάνω. Έτσι, λοιπόν, η κάθε υποπεριοχή αναλαμβάνει να φέρει εις πέρας συγκεκριμένες λειτουργίες αλλά και επεξεργασία πληροφοριών που μεταφέρονται διαμέσου των συνάψεων μεταξύ των άλλων λοβών.

Επομένως, ανώτερες διανοητικές λειτουργίες όπως η μνήμη και η προσοχή, αλλά επειδή συνδέεται και με τους άλλους λοβούς λαμβάνει πληροφορίες ακουστικές, οπτικές σωματοαισθητικές κ.α

Στη συνέχεια, όσο αφορά τις λειτουργίες που επιτελεί και αναλαμβάνει να φέρει εις πέρας ο κοιλιακός προμετωπιαίος φλοιός αφορούν κυρίως τις αντιδράσεις του οργανισμού μας σε καταστάσεις εγρήγορσης αλλά επίσης και με άλλες συναισθηματικές καταστάσεις όπως ο έλεγχος των αναστολών.

Τέλος, η ανάπτυξη της κοινωνικής συμπεριφοράς περνάει μέσα από τον κογχομετωπιαίο φλοιό. [4]



Εικόνα 2 - Περιοχές Φλοιών Εγκεφάλου

Επομένως, με λίγα λόγια θα μπορούσαμε να πούμε ότι οι μετωπιαίοι λοβοί είναι υπεύθυνοι τόσο για τις σωματοαισθητιριακές λειτουργίες και πληροφορίες όπως κίνηση εκούσια και προγραμματισμός της κίνησης αλλά και υπεύθυνοι για την μάθηση, συμπεριφορά, αναστολές και ενοχές, ευφυΐα και δημιουργικότητα

Παρατηρώντας, λοιπόν, τις παραπάνω λειτουργίες εύκολα μπορεί να βγει το συμπέρασμα ότι τυχόν ζημιά στο μετωπιαίο λοβό και τις περιοχές του μπορούν να οδηγήσουν σε δυσλειτουργία. Μερικές από αυτές μπορεί να είναι:

- Κατάθλιψη
- Μανία
- Κοινωνική απομόνωση
- Αδιαφορία και απάθεια κοκ. [9]

B2. Βρεγματικός Λοβός και οι Λειτουργίες του

Ο βρεγματικός λοβός αποτελείται και αυτός από περιοχές και υποπεριοχές. Οι σημαντικότερες είναι οι εξής:

- ✚ Πρωτογενής σωματοαισθητικός φλοιός : είναι αυτή η περιοχή η οποία δέχεται ερεθίσματα κυρίως μέσω των άκρων και είναι σε θέση να τις επεξεργαστεί και να εντοπίσει και να αναγνωρίσει τη μορφή του αντικειμένου , υφή αλλά και βάρος.
 - ✚ Μια άλλη υποπεριοχή ιδιαίτερα σημαντική μέσα στον βρεγματικό λοβό είναι υπεύθυνη έτσι ώστε το άτομο να είναι σε θέση να εντοπίζει τη θέση του σώματος του και των τμημάτων του στο χώρο (ιδιοδεκτικότητα)
 - ✚ Μέσος βρεγματικός λοβό που αναλαμβάνει να διευθετήσει λειτουργίες που σχετίζονται με υπολογισμό και γραφή αλλά και τον προσανατολισμό του αριστερά και δεξιά.
 - ✚ Τέλος, ο μη επικρατών βρεγματικός λοβός είναι ιδιαίτερα σημαντικός για τη κίνηση του σώματος και την επίγνωση του ατόμου για τις κινήσεις αυτές.
- [10]

Βλάβες σε κάποια από τις παραπάνω περιοχές του βρεγματικού λοβού μπορεί να οδηγήσουν σε διάφορες δυσλειτουργίες όπως αποπροσανατολισμός και έλλειψη αίσθησης του χώρου.

B3. Κροταφικός Λοβός και οι Λειτουργίες του

Ο κροταφικός λοβός έρχεται να συμπληρώσει τις λειτουργίες των παραπάνω λοβών αναλαμβάνοντας λειτουργίες και πληροφορίες που έχουν να κάνουν με την ακοή, με την δημιουργία σύνθετων εικόνων καθώς και αναγνώριση των εικόνων/προσώπων που έχει να κάνει δηλαδή με τη μνήμη αλλά αναλαμβάνει και ότι σχετίζεται με κίνητρα και συναισθήματα. [11].

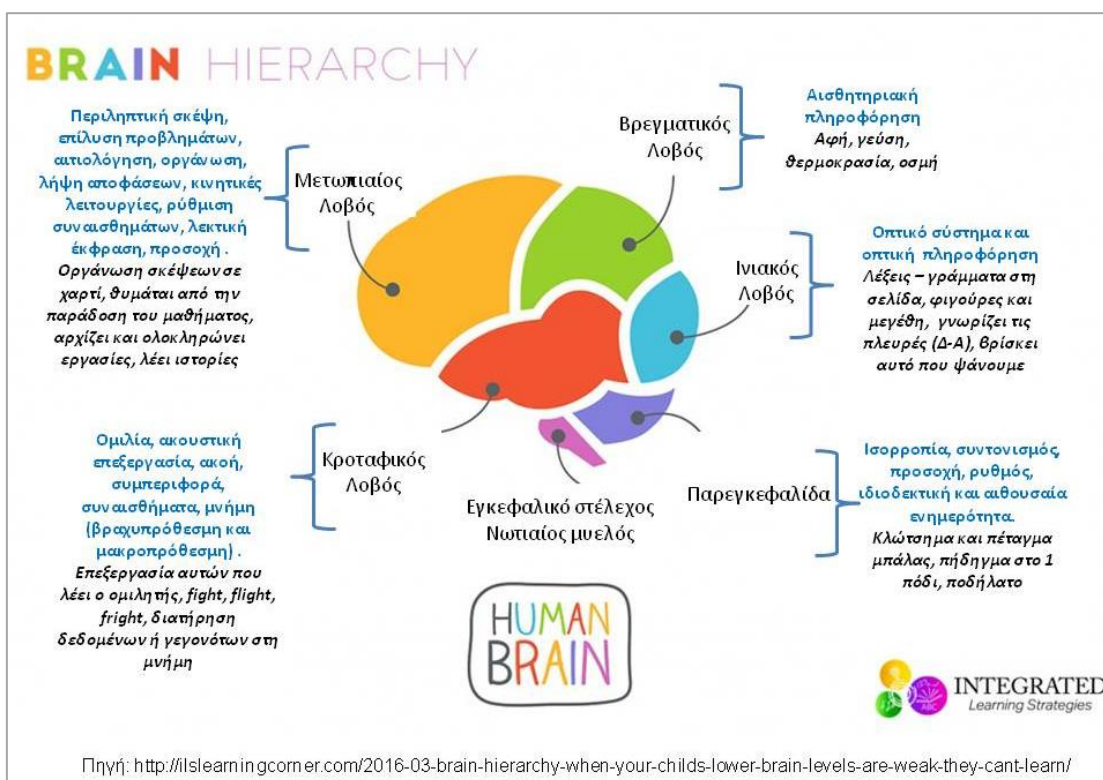
Βλάβες στον κροταφικό λοβό είναι υπεύθυνες για προβλήματα στη μνήμη αλλά ακόμα και στον προφορικό λόγο [10].

B4. Ινιακός Λοβός και οι Λειτουργίες του

Ο ινιακός λοβός περιλαμβάνει τον οπτικό πρωτογενή φλοιό καθώς και τις οπτικές συνειρμικές περιοχές [10]. Όπως υποδηλώνουν και οι ονομασίες των περιοχών, ο ινιακός λοβός είναι υπεύθυνος για τα ερεθίσματα και πληροφορίες που δέχεται από το οπτικό όργανο. Ουσιαστικά, ερμηνεύει αυτά που εμείς βλέπουμε. Βλάβες σε αυτές τις περιοχές του ινιακού λοβού μπορεί να οδηγήσουν και σε τύφλωση.

Εδώ να σημειωθεί ότι υπάρχει επίσης η Νήσος του Εγκεφάλου η οποία είναι περιοχή του εγκεφάλου και είναι υπεύθυνη για την ενοποίηση όλων των πληροφοριών και των ερεθισμάτων οι οποίες προέρχονται από τα αυτόνομα μέρη του σώματος μας και έτσι μπορούμε να αισθανόμαστε πόνο, ζέστη, κρύο κτλ. [10]

Τέλος, υπάρχει και η παρεγκεφαλίδα που παίζει έμμεσο ρόλο στην εκτέλεση όλων των παραπάνω λειτουργιών και τον συντονισμό τους. Για αυτό και βλάβες σε αυτή επηρεάζουν την κίνηση και την ισορροπία. [12].



Εικόνα 3 - Λοβοί και λειτουργίες

1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)

Στην παραπάνω ενότητα, καταγράφηκαν οι βασικές περιοχές του εγκεφάλου και οι λειτουργίες που επιτελούν. Επίσης, αναφέρθηκαν και οι επιπτώσεις και οι δυσλειτουργίες τυχόν τραυματισμό των εν λόγω περιοχών.

Για την καταγραφή της λειτουργίας του εγκεφάλου αλλά και των περιοχών του , χρησιμοποιείται το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.

Συγκεκριμένα, το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. [13] Η διαδικασία που ακολουθείται για την καταγραφή αυτή επεξηγείται στις παρακάτω σελίδες.

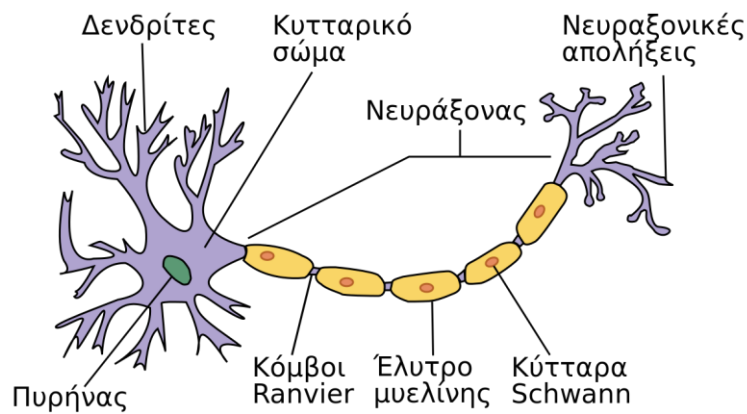
Καταγραφή του ΗΕΓ

Προαναφέρθηκε ότι η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου ονομάζεται ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Το μηχάνημα με το οποίο γίνεται αυτή η καταγραφή ονομάζεται ηλεκτροεγκεφαλογράφος και ουσιαστικά μετρά τη διαφορά δυναμικού μεταξύ δύο σημείων της κεφαλής και τα αποτελέσματα τα αποτυπώνει στο χαρτί.

Η καταγραφή του δυναμικού γίνεται με τη τοποθέτηση ηλεκτροδίων σε σημεία στο τριχωτό της κεφαλής. Προαναφέρθηκε ότι τα ηλεκτρόδια αυτά καταγράφουν τη διαφορά δυναμικού. Πως προκύπτει αυτή η διαφορά δυναμικού, λοιπόν;

Καταρχάς, ο εγκέφαλος αποτελείται από νευρικά κύτταρα εκ των οποίων είναι και οι νευρώνες. Οι νευρώνες αποτελούνται από τα δομικά στοιχεία που ονομάζονται δενδρίτες και είναι αυτοί που λαμβάνουν τις πληροφορίες από άλλα νευρικά κύτταρα.

Οι πληροφορίες που εναλλάσσονται μεταξύ των νευρικών κυττάρων και των νευρώνων γίνονται μεταξύ ενώσεων τους που ονομάζονται συνάψεις. Χαρακτηριστικά να αναφερθεί ότι το κύτταρο Purkinje της παρεγκεφαλίδας δέχεται 15000 συνάψεις [14,31]. ενώ συνολικά στον εγκέφαλο ενός μέσου ενήλικα λαμβάνουν μέρος έως και 100 τρισεκατομμύρια συνάψεις μεταξύ των νευρικών κυττάρων [1]



Εικόνα 4 - Άποψη Νευρώνα Εγκεφάλου

Κάθε νευρώνας , λοιπόν, δέχεται ως είσοδο πληροφορίες μέσω των δενδριτών. Για την έξοδο των πληροφοριών του εκάστοτε νευρώνα, υπάρχει ένας άξονας ο οποίος συνδέεται με τις απολήξεις που αυτές με τη σειρά τους θα συνδεθούν με άλλους νευρώνες κοκ. Ο άξονας αυτός ονομάζεται νευροάξονας (όπως φαίνεται και στην Εικόνα 4) και καταλήγουν στην προσυναπτική μεμβράνη.

Επομένως, η λειτουργία ενός νευρώνα μπορεί να θεωρηθεί μια ανταλλαγή πληροφοριών με άλλα νευρικά κύτταρα που ακολουθεί την εξής σειρά:

- Δενδρίτης : Είσοδος των πληροφοριών από τη μετασυναπτική μεμβράνη
- Νευροάξονας : Διεύλωση των πληροφοριών του νευρώνα
- Νευρικές απολήξεις: Μετάδοση της πληροφορίας του συγκεκριμένου νευρώνα με σκοπό την παραλαβή της από το διπλανό κύτταρο. Η διαδικασία επιτυγχάνεται με τη προσυναπτική μεμβράνη.



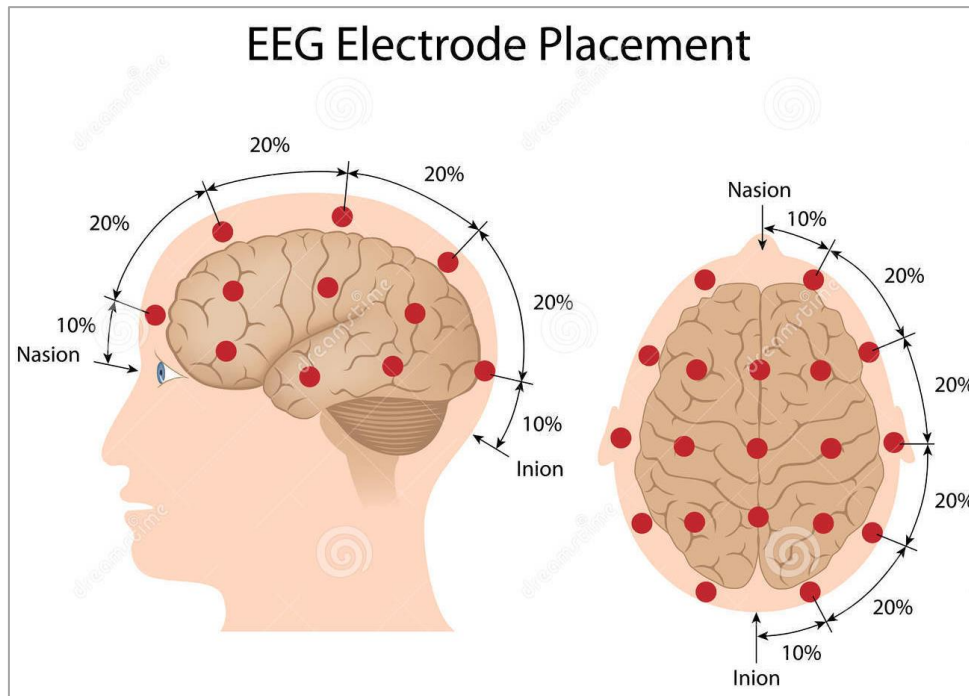
Εικόνα 5 - Άποψη Συναπτικής μετάδοσης

Τα στοιχεία τα παραπάνω (νευρώνες και δενδρίτες) περιβάλλει μια μεμβράνη που ονομάζεται κυτταρική μεμβράνη. Λόγω των μορίων ιόντων που περιέχει η κυτταρική μεμβράνη (φωσφολιπίδια και διάφορα είδη πρωτεϊνών: [16] ,κατά τη διάρκεια των συνάψεων και ουσιαστικά κατά τη διάρκεια της μετάδοσης της πληροφορίας παρουσιάζονται διακυμάνσεις στο δυναμικό της μεμβράνης. Τις διακυμάνσεις αυτές καταγράφει το ΗΕΓ και ονομάζονται επίσης και συναπτικά δυναμικά. [14].

Η διαφορά δυναμικού σε κατάσταση ηρεμίας κυμαίνεται από -40 έως -90mV.

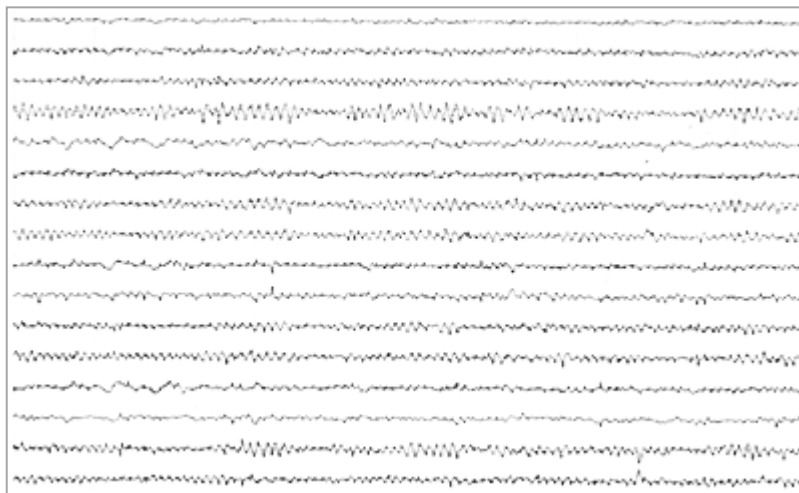
Για τη διαδικασία , λοιπόν, της καταγραφής της διαφοράς δυναμικού , τοποθετούνται στο τριχωτό της κεφαλής ηλεκτρόδια. Τα ηλεκτρόδια αυτά είναι αισθητήρες που ουσιαστικά καταγράφουν τις ροές ιόντων στο εσωτερικό του κρανίου σε ρεύμα ηλεκτρονίων. Η προσκόλληση των ηλεκτροδίων γίνεται με μια κολλώδης ουσία και προϋποθέτει το τριχωτό να είναι καθαρό για αυτό και πρώτα διαποτίζονται τα σημεία με οινόπνευμα διότι προσφέρει χαμηλή αντίσταση και έτσι διευκολύνεται η καταγραφή.

Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται σε σημεία του εγκεφάλου που είναι μέχρι και 22 σε αριθμό. Αξίζει να αναφέρουμε ότι η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων και η επιλογή των σημείων τοποθέτησης δεν είναι τυχαία αλλά στηρίζεται σε ένα σύστημα που ονομάζεται «Σύστημα 10-20».Σύμφωνα με αυτό το σύστημα , το ποίο προτάθηκε από τον Jasper το 1958 και υιοθέτησε η Παγκόσμια Ομοσπονδία Ηλεκτροεγκεφαλογραφίας και Κλινικής Νευροφυσιολογίας [14] η απόσταση μεταξύ δύο ηλεκτροδίων θα πρέπει να είναι το 20% της απόστασης μεταξύ των δύο αυτιών ενώ τα ηλεκτρόδια που τοποθετούνται κοντά στα αυτιά θα πρέπει να βρίσκονται σε μια απόσταση ίση με το 10% της απόστασης των δύο αυτιών. Αυτό το σύστημα έχει ως αποτέλεσμα να καλύπτεται αποτελεσματικά όλο το κεφάλι και έτσι να καταγράφονται όλα τα δεδομένα αλλά επίσης προσαρμόζεται και στον εκάστοτε ασθενή.



Εικόνα 6 - Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων ΗΕΓ

Με την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων αρχίζει και η καταγραφή των δυναμικών από το ηλεκτροεγκεφαλογράφο. Μια ενδεικτική καταγραφή φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



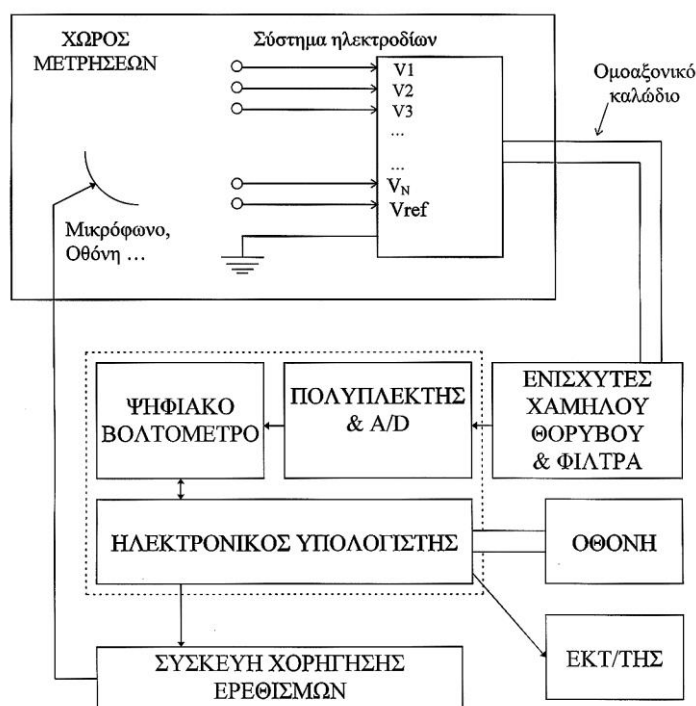
Εικόνα 7 - Ενδεικτικό Αποτέλεσμα ΗΕΓ

Επειδή πρόκειται για σήματα ουσιαστικά αυτό που καταγράφει ο ηλεκτροεγκεφαλογράφος, υπάρχουν κάποιες διαδικασίες έτσι ώστε να ενισχυθούν τα σήματα που καταγράφονται αλλά και να αποσβεστεί τυχόν θόρυβος , με απώτερο σκοπό τα αποτελέσματα να είναι σωστά.

Το σήμα , πριν εξέλθει και αποτυπωθεί στο χαρτί, οδηγείται στο τμήμα ενισχυτικής διάταξης του ΗΕΓ. Εκεί τα σήματα ενισχύονται κατά 10^5 έτσι ώστε να μπορούν να μετρηθούν .

Στο πρώτο στάδιο ενίσχυσης βρίσκονται οι προενισχυτές , οι οποίοι ουσιαστικοί ασχολούνται με σήματα μικρού μεγέθους και έτσι να αντιμετωπίσουν τον θόρυβο και να τον μειώσουν έως και μια μονάδα μικρότερη από την μέτρηση. Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται και άλλοι ενισχυτές έτσι ώστε να κρατήσουν το θόρυβο στο επιθυμητό επίπεδο των 120 dB. Στη συνέχεια, τα σήματα αυτά αποτυπώνονται στο χαρτί.

Βέβαια, η παραπάνω διαδικασία αφορά τις συσκευές αναλογικές. Σήμερα , χρησιμοποιούνται και οι ψηφιακοί ηλεκτροεγκεφαλογράφοι.



Εικόνα 8 - Ψηφιακός ΗΕΓ

Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα, τα σήματα που προέρχονται από τα τοποθετημένα ηλεκτρόδια, περνούν πάλι από τους ενισχυτές θορύβου που προαναφέρθηκαν, αλλά περνούν και μια ενδιάμεση επεξεργασία. Μέσω ειδικής πολυπλεξίας τα αναλογικά σήματα , τα οποία είναι τα εγκεφαλικά σήματα, μετατρέπονται σε ψηφιακά , που μετά από την μέτρηση τους από το ψηφιακό βολτόμετρο, φτάνουν στον ηλεκτρονικό υπολογιστή ο οποίος με τη σειρά του τα παρουσιάζει στην οθόνη (αλλά και σε χαρτί). Να αναφερθεί ότι ο ηλεκτρικός υπολογιστής είναι σε θέση να χορηγήσει

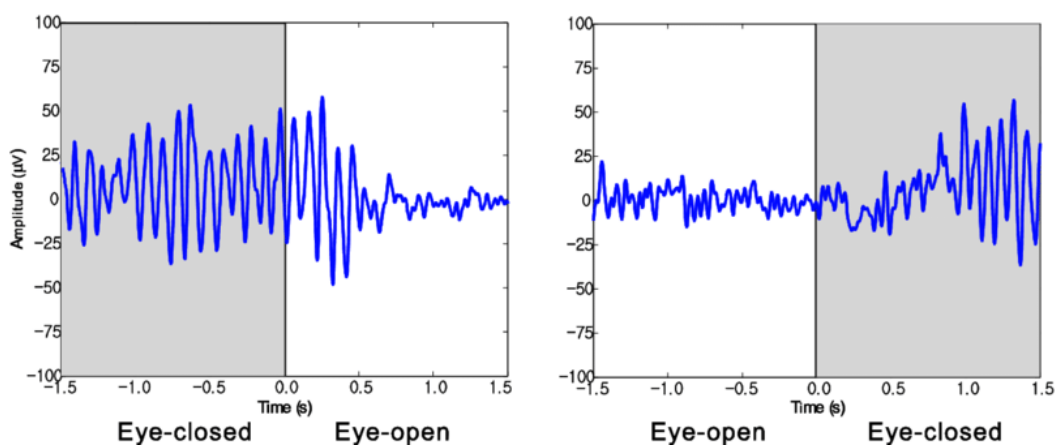
διάφορα ερεθίσματα. Αυτό έχει ως απώτερο σκοπό την πιο πλήρης καταγραφή της εγκεφαλικής δραστηριότητας του ασθενή, χορηγώντας του ερεθίσματα όπως ήχοι, φως κτλ αλλά και για ερευνητικές δραστηριότητες.

Οι ρυθμοί του Εγκεφάλου

Όπως προαναφέρθηκε, το ΗΕΓ καταγράφει σήματα τα οποία αποτυπώνονται σε μια οθόνη ή/και χαρτί. Αυτά τα σήματα, δεν είναι μόνο οι συναπτικές μεταδόσεις, αλλά κάθε σήμα, ανάλογα τη συχνότητα του, κατηγοριοποιείται και αναλόγως μπορεί να γίνει και γνωμάτευση σε περίπτωση μη φυσιολογικής δραστηριότητας.

Για αυτό το λόγο, τα σήματα αυτά ονομάζονται ρυθμοί και κατατάσσονται στους εξής τύπους:

✚ Α (άλφα) ρυθμός: Πρόκειται για σήματα συχνοτήτων από 8 έως και 13Hz. Αναφέρονται και ως κύματα Berger. Εντοπίζονται κυρίως στο ινιακό λοβό και όταν είμαστε ξύπνιοι αλλά με κλειστά τα μάτια και σε κατάσταση χαλάρωσης. Το άνοιγμα ή το κλείσιμο των ματιών προκαλεί αυξομείωση του ρυθμού αυτού. Τη συγκεκριμένη δραστηριότητα την εντοπίζουμε με τον ορισμό: alpha blocking. Όταν, όμως, εφαρμοστεί ερέθισμα είτε ακουστικό, είτε οπτικό κοκ, τότε παρατηρείται ότι τα κύματα του άλφα ρυθμού μειώνονται δραστικά έως και μηδενίζονται.

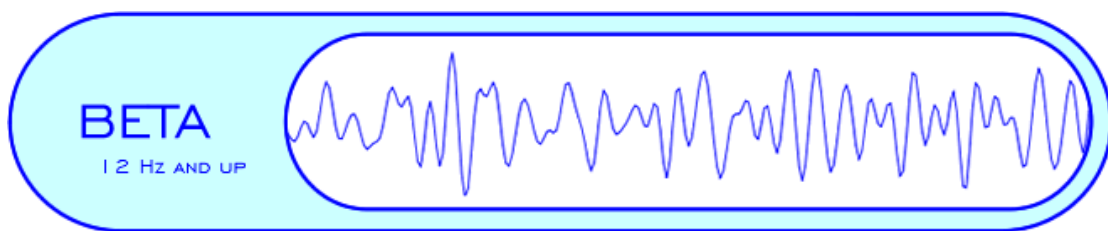


Εικόνα 9 - Κύματα Άλφα Ρυθμού

Ο άλφα ρυθμός ή αλλιώς τα κύματα άλφα παίζουν σημαντικό ρόλο και στις διάφορες φάσεις του ύπνου. Πολλές μελέτες έχουν γίνει βασιζόμενες στα alpha waves για τις φάσεις αυτές και τις περιοχές του εγκεφάλου που ενεργοποιούνται.

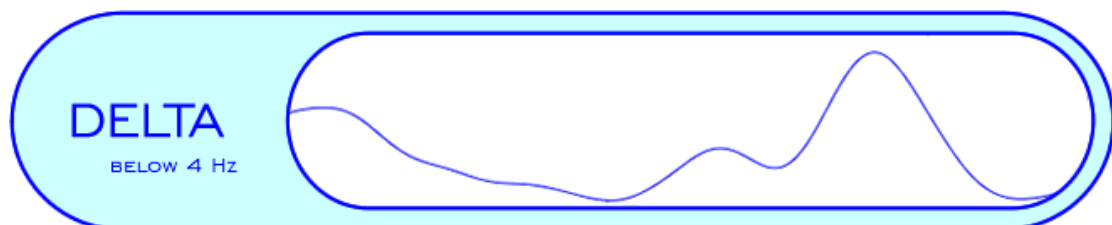
Συγκεκριμένα, υπάρχουν τριών ειδών υποκατηγορίες κυμάτων των άλφα.

- Τα κύματα που προαναφέρθηκαν όταν το άτομο είναι σε κατάσταση χαλάρωσης με κλειστά τα μάτια αλλά χωρίς να βρίσκεται σε κατάσταση ύπνου
 - Τα κύματα που εντοπίζονται κατά τη διάρκεια του ύπνου και συγκεκριμένα στη φάση REM (Rapid-Eye Movement) δηλαδή ύπνο με γρήγορη κίνηση ματιών. Τα κύματα αυτά εντοπίζονται στο μπροστινό μέρος του εγκεφάλου
 - Και τα κύματα τα οποία εντοπίζονται κατά τη διάρκεια της φάσης μεταξύ ξυπνητού και βαθύ ύπνου. Είναι τα λεγόμενα μ-κύματα.
- [17]
- ✚ Ρυθμός βήτα: Ο ρυθμός αυτός συναντάται στις συχνότητες από 13 έως 35 Hz. Ο ρυθμός αυτός συναντάται σε όλους σε κατάσταση αφύπνισης και κυρίως όταν εκτελούμε τα καθημερινά μας καθήκοντα. Συναντώνται επίσης κατά τη διάρκεια της συγκέντρωσης αλλά και σε καταστάσεις έντονου στρες και άγχους. Τα κύματα αυτά υποδιαιρούνται στα εξής: Lo-Beta (12-15 Hz), Beta (15-22Hz) καθώς και Hi-Beta (22-38Hz) που είναι και οι συχνότητες που συναντώνται σε καταστάσεις έντονου στρες. [29]



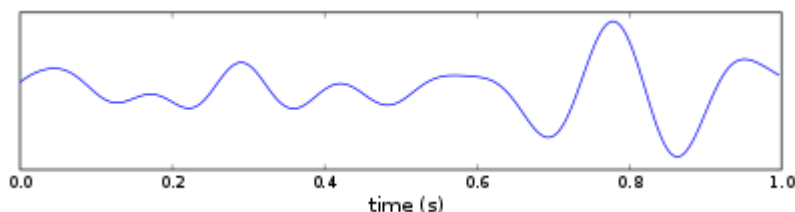
Εικόνα 10 - Βήτα Ρυθμός

- ✚ Ρυθμός Δέλτα: Πρόκειται για συχνότητες οι οποίες κυμαίνονται από 1 έως και 4 Hz. Πρόκειται για συχνότητες που συναντώνται κυρίως στο βαθύ, χωρίς όνειρα ύπνο καθώς επίσης και σε καταστάσεις διαλογισμού. Αξίζει να αναφερθεί ότι στη φάση αυτού του ύπνου που εντοπίζονται τα Δέλτα κύματα λαμβάνει χώρα η αναγέννηση και η διαδικασία ίασης κυττάρων. [18]



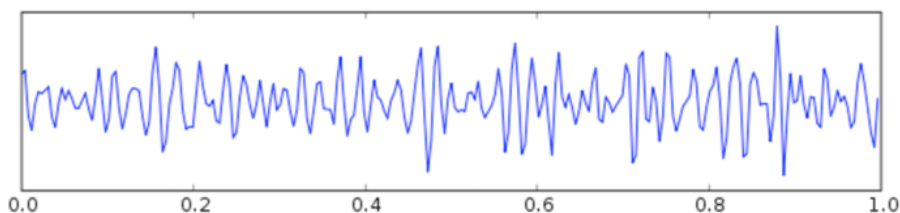
Εικόνα 11 - Κύματα Δέλτα Ρυθμού

- ✚ Ρυθμός Θήτα: Πρόκειται για συχνότητες 5 έως 7 Hz. Τις συναντάμε σε καταστάσεις βαθύ διαλογισμού καθώς επίσης και κατά τη διάρκεια REM. Άτομα με θήτα κύματα βρίσκονται σε μια κατάσταση απόλυτης ηρεμίας.



Εικόνα 12 - Κύματα Θήτα Ρυθμού

- ✚ Ρυθμός Γάμμα: Πρόκειται για συχνότητες πάνω από 25Hz. Είναι από τα κύματα που δεν έχουν μελετηθεί σε βάθος εν αντιθέσει με τα προαναφερόμενα. Τα κύματα αυτά τα συναντάμε σε διάφορες διεργασίες που έχει να κάνει με τη μνήμη είτε τη βραχυπρόθεσμη είτε την μακροπρόθεσμη. Βέβαια, τα κύματα γάμμα έχουν παρατηρηθεί και σε ασθένειες όπως σχιζοφρένεια, επιληψία αλλά και στη νόσο του Αλτσχάϊμερ. [19]



Εικόνα 13 - Κύματα Γάμμα Ρυθμού

Εδώ να τονιστεί το γεγονός ότι ενώ το ΗΕΓ , χρησιμοποιήθηκε αλλά και συνεχίζει να χρησιμοποιείται από διάφορους τομείς και έρευνες, μια σημαντική του συνεισφορά είναι στη διάγνωση της επιληψίας. Συγκεκριμένα, συμβάλλει αρκετά στην καταγραφή των ανωμαλιών που παρατηρούνται στην καταγραφή των εγκεφαλικών κυμάτων κατά τη διάρκεια μιας κρίσης αλλά το βασικό είναι ότι παρατηρούνται μεταξύ των κρίσεων. Συγκεκριμένα, παρουσιάζουν συγκεκριμένες μορφές/δομές που στην αγγλική βιβλιογραφία συναντώνται με τις ονομασίες “spikes”, “sharp waves”, “spike and wave discharges”. Αυτά τα χαρακτηριστικά που ουσιαστικά κατεγράφησαν από το ΗΕΓ βοήθησαν την επίσημη διάγνωση των επιληπτικών κρίσεων. [32-35]

1.3 Επιδράσεις της συναισθηματικής κατάστασης στο ΗΕΓ

Έχουν γίνει αρκετές έρευνες με απώτερο σκοπό να κατανοήσουν και να αποκρυπτογραφήσουν όλες τις περιοχές του εγκεφάλου καθώς επίσης και τις λειτουργίες

που επιτελούν. Αρκετές περιοχές είναι συνυφασμένες με δυσλειτουργίες που μπορεί να προέρχονται από τραύματα ή από τα ίδια τα νευρικά κύτταρα.

Μια από τις χιλιάδες έρευνες είναι αυτή που προσπαθούν να συνδέσουν τις περιοχές του εγκεφάλου με τα συναισθήματα , αρνητικά και θετικά. Λόγω το ότι το συναίσθημα συνάδει με τη συμπεριφορά του ατόμου αλλά μερικές φορές προσδιορίζει και τον τρόπο αντιμετώπισης και συμπεριφοράς σε διάφορες καταστάσεις, οι έρευνες προσπαθούν να ρίξουν φως σε αυτές τις περιοχές που αντιδρούν στο συναίσθημα.

Συγκεκριμένα, θα γίνει αναφορά σε μια έρευνα που διεξήχθη στο πανεπιστήμιο B.A.M στην Ινδία από την Dr. Aparna Ashtaputre- Sisod και της οποίας σκοπός είναι να μελετήσει τις μεταβολές των κυμάτων άλφα και βήτα κατά το βίωμα κάποιου συναισθήματος.

Συγκεκριμένα, κατέγραψε για το δείγμα της τις συχνότητες των κυμάτων κατά διάρκεια επίδειξης βίντεο με χαρούμενο αλλά και με λυπημένο περιεχόμενο.

Το αποτέλεσμα ήταν η παρατήρηση ότι όταν το άτομο είναι σε κατάσταση ευτυχίας τότε τα άλφα κύματα παρατηρούνται να έχουν υψηλότερη συχνότητα που οδηγεί και στην εξήγηση για την ευφορία και την ενέργεια που έχει το χαρούμενο άτομο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο: Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή

Μέχρι στιγμής έχει γίνει αναφορά στον ανθρώπινο εγκέφαλο , τη δομή του και τις διάφορες λειτουργίες που οι περιοχές του αναλαμβάνουν να φέρουν εις πέρας. Επίσης, έγινε αναφορά για το ΗΕΓ το οποίο χρησιμοποιείται για την καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου.

Αφού η επιστήμη κατάφερε κατά ένα μεγάλο μέρος να αποκρυπτογραφήσει τον εγκέφαλο και τις περιοχές του, έκανε ένα βήμα παραπάνω κατορθώνοντας να καταστήσει δυνατή την διεπαφή μεταξύ εγκεφάλου και υπολογιστή (Brain-Computer Interfaces Systems - ΔΕΥ ή BCI). Με τις εφαρμογές και τις δυνατότητες της διεπαφής αυτής θα γίνει αναφορά στο εν λόγω κεφάλαιο.

2.1 Ορισμός BCI και Εφαρμογές

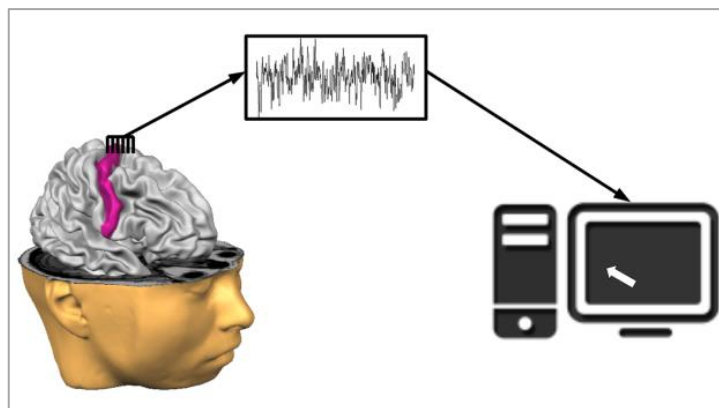
Η Διεπαφή Εγκεφάλου – Υπολογιστή δεν είναι κάτι νέο. Είναι μια τεχνολογία που έχει ξεκινήσει για πάνω από 20 χρόνια. Τα τελευταία χρόνια είχε γνωρίσει ιδιαίτερα άνθηση και όλο και περισσότεροι επιστήμονες IT συμβάλλουν στην εξέλιξη της.

Τι , όμως , είναι η ΔΕΥ;

«Οι ΔΕΥ είναι συστήματα επικοινωνίας τα οποία δεν βασίζονται στη μεταφορά εντολών μέσω του περιφερειακού νευρικού συστήματος και των μυών» [30].

Ουσιαστικά, πρόκειται για μια τεχνολογία κατά την οποία ο εγκέφαλος στέλνει σήματα σε μια συσκευή μέσω της οποίας διοχετεύονται σε μια άλλη εξωτερική συσκευή.

Χαρακτηριστικό παράδειγμα της συγκεκριμένης τεχνολογίας είναι η σύνδεση με εξωτερική συσκευή που έχει κέρσορα. Και σε αυτή την περίπτωση, τα σήματα του εγκεφάλου διοχετεύονται έτσι ώστε να είναι δυνατή η μετακίνηση του κέρσορα του ποντικού χωρίς να εμπλέκονται λειτουργίες του μυοσκελετικού συστήματος και του νευρικού συστήματος. Με λίγα λόγια, μετακίνηση του κέρσορα απλά με τη δύναμη της σκέψης – μέσω εννοείται συνδεδεμένης συσκευής. [36]



Εικόνα 14 - Διεπαφή Εγκεφάλου - Υπολογιστή (ΔΕΥ)

ΟΙ ΔΕΥ (BCI) , στηρίζονται κατά κύριο λόγο στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα , το οποίο καταγράφει τις «εντολές» που πρέπει να εκτελεστούν για μια συγκεκριμένη λειτουργία. Πίσω από τη ΔΕΥ , βρίσκεται ένας αλγόριθμος ο οποίος αναλαμβάνει να μεταφράσει τα σήματα από τον εγκεφαλο που προέρχονται από τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο σε σήματα κατανοητά από την εξωτερική συσκευή που έχει σκοπό να χρησιμοποιηθεί. Οι σημερινές ΔΕΥ μπορούν να μεταφέρουν/μεταφράσουν περίπου έως και 25b/min. Ένας αριθμός ο οποίος εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως η χρήση κατάλληλων αλγορίθμων, η εξέλιξη στην επεξεργασία σημάτων κτλ. [30,37]

Αφού έγινε αναφορά στη λειτουργία της ΔΕΥ , εύκολα διαπιστώνεται ότι κατά κύριο λόγο έχει προσανατολιστεί η συγκεκριμένη τεχνολογία να χρησιμοποιηθεί από άτομα τα οποία έχουν μερική ή ολική παράλυση. Βέβαια, όπως συμβαίνει σε κάθε νέα πρωτοποριακή τεχνολογία, έτσι και αυτή δεν περιορίστηκε μόνο σε ιατρικές εφαρμογές αλλά ξεπέρασε τα όρια και χρησιμοποιείται πια και για ψυχαγωγία. Κάποιες από τις εφαρμογές αναφέρονται παρακάτω.

✚ Ιατρικές εφαρμογές: Όπως προαναφέρθηκε, η ΔΕΥ προσανατολίστηκε καθαρά στην ιατρική εφαρμογή και κυρίως για να βοηθήσει άτομα τα οποία έχουν παράλυση, είτε έχουν υποστεί ακρωτηριασμό , εγκεφαλικό κοκ. Σκοπός είναι αυτά τα άτομα να ανακτήσουν τις λειτουργίες και την ικανότητα να επικοινωνούν πάλι με το περιβάλλον. Χαρακτηριστική εφαρμογή είναι η κίνηση του κέρσορα του ποντικιού μέσω της διεπαφής, που προαναφέρθηκε. Έτσι , λοιπόν, επανέρχονται στους φυσιολογικούς τους ρυθμούς και μπορούν και πάλι να σερφάρουν στο διαδίκτυο, να δουν τα email τους ακόμα και να γράψουν επιστολή , γράμμα κοκ

✚ Εφαρμογή στον εκπαιδευτικό τομέα: Οι ΔΕΥ χρησιμοποιήθηκαν και στον εκπαιδευτικό τομέα και δοκιμάστηκαν στα άτομα/παιδιά με διατάραξη προσοχής και έλλειψη

συγκέντρωσης. Συγκεκριμένα, η ΔΕΥ λαμβάνοντας πληροφορίες από διάφορες περιοχές του εγκεφάλου, ανατροφοδοτεί και παρουσιάζει στον χρήστη τα κατάλληλα ερεθίσματα έτσι ώστε να παραμείνει συγκεντρωμένος. Με τον καιρό η διαδικασία συγκέντρωσης αυτοματοποιείται και έτσι η συγκέντρωση και η προσοχή γίνεται αυτοβούλως. [20]

✚ Εφαρμογές στη σύνθεση μουσικής: Πρόσφατη έρευνα , κατά την οποία επικεφαλής ήταν Gernot Müller-Putz ειδικός στις BCI, κατόρθωσε να παρουσιάσει τη δημιουργία μουσικής κατευθείαν από τον εγκέφαλο του δημιουργού στο χαρτί. Συγκεκριμένα, η ομάδα αυτή κατάφερε να επιτύχει υψηλά ποσοστά απόδοσης της μουσικής από το μυαλό τους στη συσκευή, πράγμα που σημαίνει ότι ανοίγει ο δρόμος για τη σύνθεση μουσικής ακόμα και από άτομα με σοβαρή παράλυση. [21]

✚ Ηλεκτρικά Παιχνίδια: Μια τέτοια επαναστατική τεχνολογία, δεν θα μπορούσε να αφήσει ασυγκίνητο και τον εμπορικό κόσμο. Έτσι , λοιπόν, χρησιμοποιώντας τη τεχνολογία των BCI, κατασκευάστηκαν κάποια παιχνίδια που ο έλεγχος τους γίνονταν μέσω εγκεφαλικών κυμάτων. Όπως πχ:

- Το 2007, η εταιρεία Neurosky κυκλοφόρησε το πρώτο φορητό ΗΕΓ σε συνδυασμό με τη κονσόλα τη φερόμενη ως NeuroBoy. Ο ήρωας του παιχνιδιού εκτελούσε τις εντολές που μεταφέρονταν μέσω Bluetooth από συσκευή που κατέγραφε την εγκεφαλική δραστηριότητα. Η συσκευή που συνέβαλε σε αυτή τη διεπαφή ονομάστηκε MindSet.Βέβαια, για την πλήρη εμπειρία του παιχνιδιού χρειαζόνταν και το ποντίκι και το πληκτρολόγιο αλλά ήταν η πρώτη προσπάθεια χρήσης της τεχνολογίας αυτής. [37]



Εικόνα 15 –NeuroBoy

- Ενώ το 2009, η εταιρεία Mattel σε συνεργασία με τη NeuroSky παρουσίασε μια συσκευή η οποία ουσιαστικά ήταν μια συσκευή ΗΕΓ με το οποίο ο χρήστης προσπαθούσε να μετακινήσει ένα μπαλάκι μέσω εμποδίων χρησιμοποιώντας τα εγκεφαλικά κύματα. Συγκεκριμένα, όσο πιο συγκεντρωμένος ήταν ο χρήστης τόσο ψηλότερα αιωρούνταν το μπαλάκι στον αέρα ενώ εάν χαλάρωνε έχανε ύψος. Το παιχνίδι ονομάζονταν MindFlex. [22]

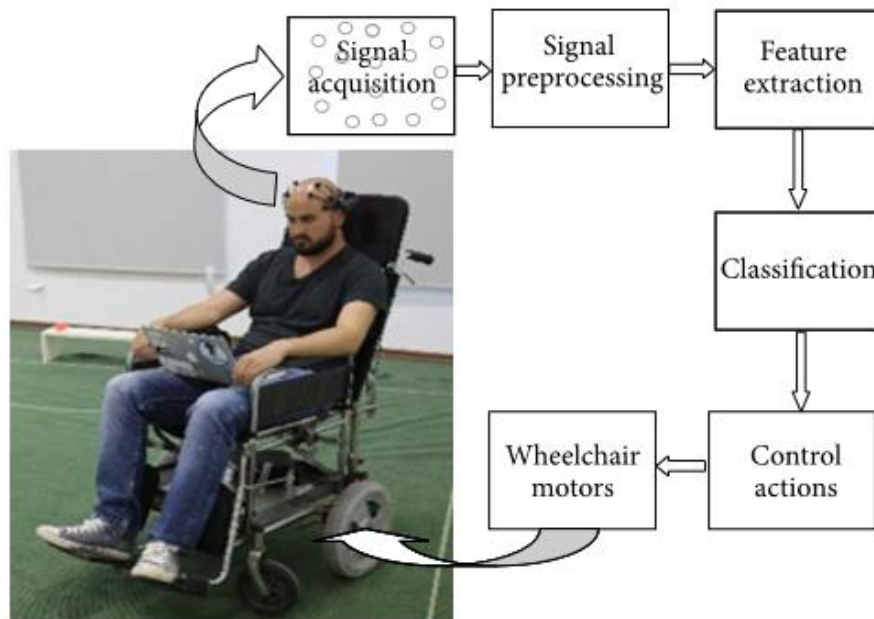


Εικόνα 16 - MindFlex

- Το 2009 , η εταιρεία Emotiv Systems κατασκεύασε μια συσκευή , EPOC ονομάστηκε , που επέτρεπε στον χρήστη μέσω αυτής της συσκευής να παίζει video games μόνο με τα εγκεφαλικά τους κύματα. [22]



ΔΕΥ για την πλοήγηση αναπηρικού αμαξιδίου: Όπως προαναφέρθηκε ο κύριος στόχος χρήσης των ΔΕΥ είναι σε άτομα που δεν έχουν την πλήρη λειτουργία των άκρων τους. Έτσι, λοιπόν, προσανατολίστηκαν διάφορες επιστημονικές ομάδες στην κατασκευή κατάλληλου BCI για την πλοήγηση αναπηρικού αμαξιδίου:



Εικόνα 17 - BCI και αναπηρικό αμαξίδιο

Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα, στο εφαρμόζεται μια συσκευή που ονομάζεται Emotiv. Η συσκευή αυτή προσομοιώνει το ΗΕΓ αλλά στη συγκεκριμένη περίπτωση αποτελείται από 72 ηλεκτρόδια εν αντιθέσει με το κανονικό ΗΕΓ που περιέχει μέχρι 25. Τα σήματα που προκύπτουν από την συσκευή ΗΕΓ, συλλέγονται, επεξεργάζονται, κατηγοριοποιούνται ανάλογα με το ρυθμό τους και στη συνέχεια με τη βοήθεια ενός αλγορίθμου, ενισχύονται και γίνονται εντολές ελέγχου του αμαξιδίου όπως αλλαγή κατεύθυνσης ή καθορισμός ταχύτητας. [30]

Όπως διαπιστώνεται, οι ΔΕΥ και οι εφαρμογές της δεν σταματάνε στα προαναφερόμενα, αλλά συνεχώς επιστημονικές ομάδες προσπαθούν να βρουν και νέες εφαρμογές.

2.2 Τεστ που έχουν γίνει με τη χρήση BCI

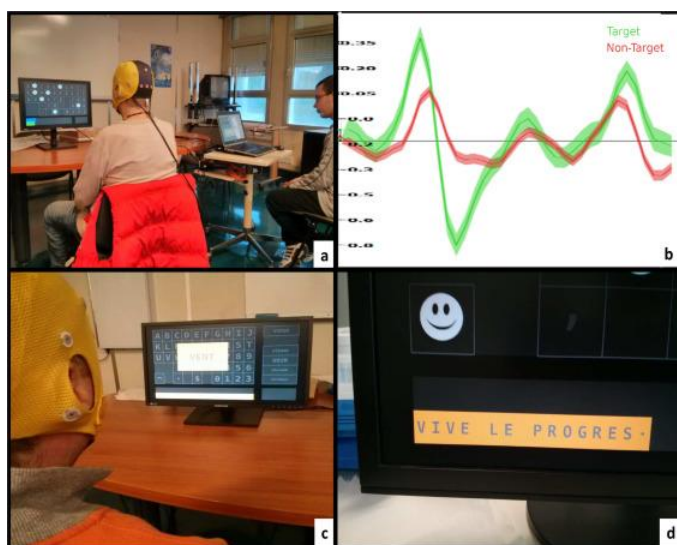
a) P300

Το πείραμα P300 ξεκίνησε ως μια πρωτοβουλία για την διευκόλυνση της καθημερινής επικοινωνίας ατόμων με ALS. Η ALS (Amyotrophic lateral sclerosis - Πλάγια Μυατροφική Σκλήρυνση) πρόκειται για πάθηση η οποία προσβάλλει νευρικά κύτταρα στον εγκέφαλο και στην σπονδυλική στήλη. Η πάθηση αυτή είναι γνωστή και ως Lou Gehrig disease από τον διάσημο παίκτη μπέιζμπολ, που επλήγει από την πάθηση και αναγκάστηκε να εγκαταλείψει το άθλημα.

Η πάθηση αυτή συναντάται περίπου σε 2 με 3 άτομα στους 10000. Και επί το πλείστον, δηλαδή περίπου στο 90% των περιπτώσεων, δεν έχει να κάνει με γονίδια που κληρονομούνται από την οικογένεια αλλά μπορεί να πλήξει τον οποιοδήποτε.

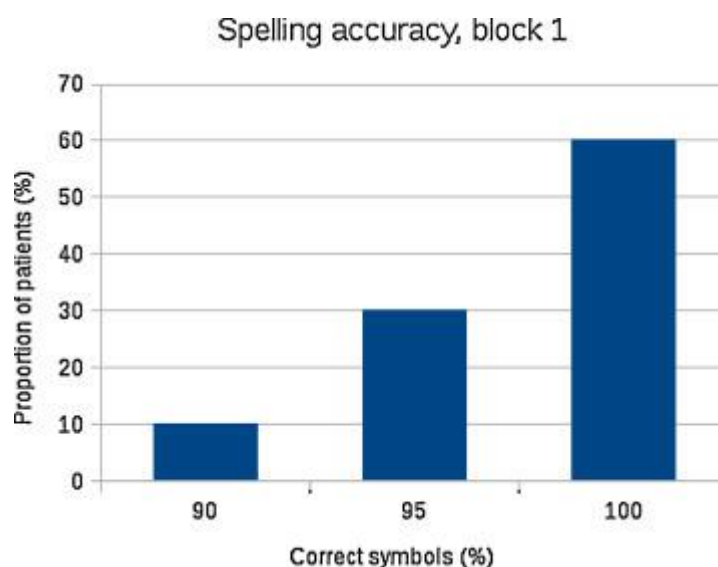
Η ασθένεια αυτή παρουσιάζεται αρχικά ως μια δυσκολία στο περπάτημα ή στα άνω άκρα. Αυτά είναι τα πρώτα συμπτώματα. Στο επόμενο στάδιο, ο ασθενής δυσκολεύεται στην κατάποση καθώς επίσης και στην ομιλία ή στην προφορά λέξεων που ονομάζεται δυσαρθρία. Σε αυτό το στάδιο, έρχεται το πείραμα με τον καταγραφέα συλλαβών P300.

Το P300 σχεδιάστηκε από την Inria Sophia Antipolis. Πρόκειται για HEG το οποίο είναι συνδεδεμένο με έναν υπολογιστή με λογισμικό κατάλληλο για την επεξεργασία των σημάτων. Επίσης, αποτελείται από μια οθόνη στην οποία παρουσιάζονται τα σύμβολα με τα οποία θα προσπαθήσει ο χρήστης να επικοινωνήσει.



Εικόνα 18 - P300

Στο πείραμα που διεξήχθη , έλαβαν μέρος 20 ασθενείς με ALS. Το πείραμα είχε τρία τμήματα. Το πρώτο ήταν να συλλαβίσουν λέξεις με δέκα γράμματα τα οποία βρίσκονταν σε μια λίστα και που τους καταδεικνύονταν. Στο δεύτερο τμήμα , έπρεπε να επιλέξουν μόνοι τους λέξεις 5 γραμμάτων πάλι από μια λίστα και τέλος στο τρίτο τμήμα , όσοι μπορούσαν να συμμετέχουν, είχαν την ελευθερία να επιλέξουν οποιαδήποτε λέξη ακόμα και πρόταση της επιλογής τους. Τα τμήματα αυτά εναλλάσσονταν σε διάστημα μεταξύ 2 με 4 εβδομάδων. Τα αποτελέσματα του πειράματος είναι ενθαρρυντικά όπως φαίνεται και στο παρακάτω γράφημα:



Εικόνα 19 - Διαγραμματικά αποτελέσματα πειράματος με P300

Εύκολα συμπεραίνεται , λοιπόν, ότι η συσκευή P300 είναι το μέλλον για τα άτομα με την πάθηση ALS. Εύκολα μπορεί να χρησιμοποιηθεί και έτσι ο εκάστοτε ασθενής θα μπορεί να επικοινωνεί με τα άτομα του περιβάλλοντος του, εγκαταλείποντας την παλιά συσκευή με την τεχνική ανάγνωσης μέσω οπτικής επαφής. [24]

b) BCI και Μουσική

Ένα ακόμα πείραμα επικεντρώθηκε στη χρήσηBCI για την καταγραφή και των εντοπισμό υγκεκριμένων ρυθμών του εγκεφάλου κατά τη διάρκεια εκτέλεσης ενός μουσικού κομματιού αλλά και στην κατηγοριοποίηση των ρυθμών αυτών ανάλογα την εγκεφαλική λειτουργία που εκτελείται.

Στο πείραμα αυτό, λοιπόν, έλαβαν μέρος 10 άτομα , στα οποία ζητήθηκε να είναι σε χαλαρή κατάσταση. Τους τοποθέτησαν 19 ηλεκτρόδια ,με το πρότυπο 10-20 που αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, και ακουστικά και στη συνέχεια, καταμέτρησαν

τους ρυθμούς ενώ στα υποκείμενα μελέτης άκουγαν , με παύση μεταξύ τους, διαφορετικά είδη μουσικής.

Τα είδη που χρησιμοποιήθηκαν ήταν χαλαρωτική , χαρούμενη, λυπητερή , πατριωτική καθώς και ρομαντική μουσική.

Τα αποτελέσματα ήταν ενδιαφέροντα και ουσιαστικά προσδιορίστηκαν διαφορετικότητες μεταξύ των ρυθμών ανάλογα με το είδος της μουσικής που παίζονταν την εκάστοτε στιγμή. Συγκεκριμένα, από τις αναλύσεις των συχνοτήτων που καταγράφηκαν και κατηγοριοποιήθηκαν διαπιστώθηκε ότι η κατάσταση χαλάρωσης είναι πιο ευδιάκριτη και δεν συμπίπτει με κάποια άλλη συχνότητα εν αντιθέσει με τις υπόλοιπες καταστάσεις που μερικές φορές συνέπιπταν.[4]

c) BCI και καταγραφή του ανοιγοκλεισίματος ματιών

Έχει υπάρξει μια προσπάθεια να καταγραφούν οι δραστηριότητες του ανθρώπινου εγκεφάλου κατά την εναλλαγή του κλεισίματος και ανοίγματος ματιών.

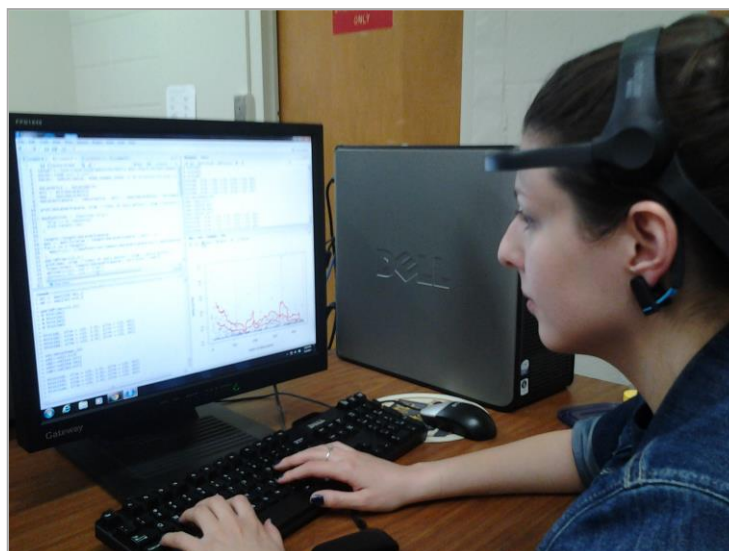
Συγκεκριμένα, από το πανεπιστήμιο του Michigan , έγινε μια προσπάθεια καταγραφής αυτών των κυμάτων στο ανοιγοκλείσιμο των ματιών.

Για το πείραμα , στην αρχική του μορφή διότι το πείραμα συνεχίζεται και με περισσότερα υποκείμενα, έλαβαν μέρος δύο άτομα ,ένας άνδρας και μια γυναίκα.

Και στα δύο υποκείμενα, ζητήθηκε να φορέσουν μια συσκευή που συνδέεται μέσω Bluetooth με τη συσκευή καταγραφής των δεδομένων, και επίσης ζητήθηκε να επαναλάβουν άνοιγμα-κλείσιμο-άνοιγμα ματιών ανά 4 λεπτά στη κάθε μια κίνηση.

Τα αποτελέσματα ήταν τα εξής:

- Τα σήματα που καταγράφηκαν ήταν πιο ισχυρά όταν τα μάτια ήταν ανοιχτά
- Επίσης, ακούσια, όταν το υποκείμενο άνοιγε τα μάτια μετά από την κατάσταση κλεισίματος, παρατηρήθηκε έντονη κίνηση , που εξηγείται στην προσπάθεια του υποκειμένου να ενσωματωθεί με το περιβάλλον.
- Επίσης, παρατηρήθηκε ότι τα κύματα άλφα άρχισαν να αυξάνονται σε συχνότητα όταν τα μάτια ήταν κλειστά. [5]



Εικόνα 20 - Επίδειξη σύνδεσης υποκειμένου με BCI

2.3 Έρευνες που έχουν γίνει

Στα προηγούμενα εδάφια αναφέρθηκαν οι διάφορες εφαρμογές του ΗΕΓ , ξεπερνώντας τα όρια των ιατρικών εφαρμογών και φτάνοντας ακόμα και στη διασκέδαση. Παρόλα αυτά, ποτέ δεν σταμάτησε να ενδιαφέρει τους επιστήμονες ο τρόπος που λειτουργεί ο εγκέφαλος σε διάφορες ψυχολογικές και συναισθηματικές καταστάσεις.

Ειδικά το εύρος και την αποτύπωση των συναισθηματικών καταστάσεων στον εγκέφαλο και πως αυτές θα μπορούσαν να αξιολογηθούν για περαιτέρω εφαρμογές, ήταν, είναι και θα είναι το κίνητρο για έρευνες.

Έχουν διερευνηθεί πολλές μέθοδοι και πολλοί τρόποι καταγραφής των ανθρώπινων συναισθημάτων. Σκοπός όμως είναι και να προβλέψουν μέσω των συναισθημάτων τις αντιδράσεις ενός ατόμου πριν αυτός ενεργήσει. Εδώ, να σημειωθεί ότι σε όλες τις έρευνες απαραίτητη συσκευή ήταν το ΗΕΓ. Επίσης, αρκετές έρευνες έχουν επικεντρωθεί στην κατηγοριοποίηση των συναισθημάτων και προσπάθεια εκμάθησης ενός υπολογιστικού συστήματος για την κατανόηση τους. Παρακάτω αναφέροντα ενδεικτικά κάποιες από αυτές.

Μια έρευνα που διενεργήθηκε στο πανεπιστήμιο της Πολωνίας, είχε σαν σκοπό την κατηγοριοποίηση των συναισθηματικών καταστάσεων των εθελοντών. Οι εθελοντές δέχθηκαν να καταγραφούν τα συναισθήματα τους από το ΗΕΓ κατά τη διάρκεια παρακολούθησης ενός βίντεο. Εδώ να τονιστεί ότι οι μέθοδοι κατηγοριοποίησης

βασίστηκαν στις SVM καθώς και LDA αλγορίθμους, οι οποίοι και θα αναλυθούν σε παρακάτω κεφάλαια αλλά και θα χρησιμοποιηθούν και στο παρόν πείραμα.

Άλλη έρευνα που επίσης πραγματοποιήθηκε πάλι με το κεντρικό θέμα της κατηγοριοποίησης των συναισθημάτων έλαβε μέρος στο Πανεπιστήμιο Ινδίας, η οποία στρέφονταν στην εκμάθηση ενός υπολογιστικού συστήματος να αναγνωρίζει τα ανθρώπινα συναισθήματα. Και εδώ , χρησιμοποιήθηκαν αλγόριθμοι κατάλληλοι για μάθηση με επίβλεψη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 : Υποδομή

3.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv EPOC+)

Στο προηγούμενο κεφάλαιο αναφέρθηκαν οι διάφορες εφαρμογές του ΗΕΓ, όχι μόνο στην επιστήμη αλλά και στη διασκέδαση. Έτσι, λοιπόν, υπακούοντας στις απαιτήσεις της σύγχρονης τεχνολογικής κοινωνίας, η τεχνολογία έκανε άλματα και κατασκεύασε και φορητές συσκευές εγκεφαλογραφήματος. Αυτές οι συσκευές, ουσιαστικά, μεταφράζουν τις σκέψεις μας σε πράξεις στον υπολογιστή, κάτι που λίγες δεκαετίες πριν ήταν σενάριο επιστημονικής φαντασίας.

Μια από αυτές τις συσκευές είναι και το headset Emotiv EPOC+. Πρόκειται για μια συσκευή φορητή η οποία κατασκευάστηκε από την εταιρεία Emotiv. Η συσκευή Emotiv EPOC+ αρχικά ήταν προσανατολισμένη για επιστημονικές μεθόδους παρόλα αυτά σήμερα πωλείται για διάφορες χρήσεις όπως για τα διαδραστικά παιχνίδια.



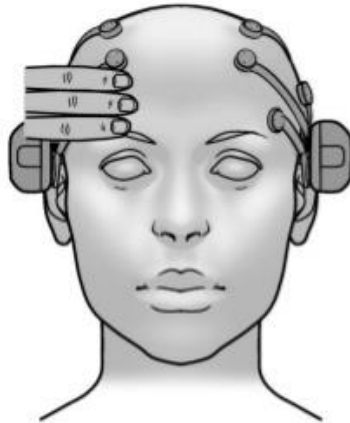
Εικόνα 21 - Emotiv EPOC+ HeadSet

Η συγκεκριμένη συσκευή είναι εξ 'ολοκλήρου με πλαστικό και μοιάζει με ζευγάρι από ακουστικά όμως, στις απολήξεις της περιέχει 8 αισθητήρες οι οποίοι και εφαρμόζονται στο κρανίο του χρήστη(παίκτη). Οι αισθητήρες αυτοί είναι προσαρμοζόμενοι έτσι ώστε να ταιριάζει σε οποιοδήποτε κεφαλή και έτσι να έχει τη μέγιστη απόδοση.

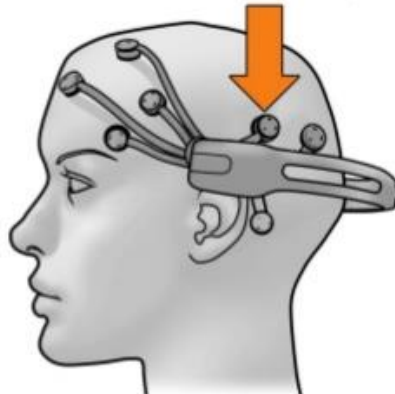
Όπως ακριβώς και με το ΗΕΓ έτσι και με τον Emotiv EPOC+, η τοποθέτηση των καλωδίων δεν είναι τυχαία. Δεν ακολουθεί βέβαια το πρότυπο 10-20 που αναφέρθηκε σε

προηγούμενο κεφάλαιο αλλά θα πρέπει να τοποθετηθούν έτσι ώστε οι δύο μπροστινοί αισθητήρες , αριστερά και δεξιά , να βρίσκονται κοντά στην αρχή της τριχωτής ή έστω δυο τρία δάχτυλα πιο εσωτερικά. Οι υπόλοιποι αισθητήρες θα λάβουν τη σωστή τους θέση επίσης για τη μέγιστη απόδοση.

Notice the 2 front sensors should be approximately at the hairline or about the width of 3 fingers above your eyebrows.



After the headset is in position, press and hold the 2 reference sensors (located just above and behind your ears) for about 5-10 seconds. **Good contact of reference sensors is the key for a good signal.** Check that the lights corresponding to these 2 reference sensors turn from red to green in the EPOC Control Panel Headset Setup screen.



Gently press and hold each remaining sensor against your scalp until all the lights corresponding to those sensors turn to green in the EPOC Control Panel.

Εικόνα 22 - Σωστή τοποθέτηση Emotiv EPOC+ headset



Εικόνα 23 - Σωστή τοποθέτηση αισθητήρων στη συσκευή Emotiv EPOC+

Η συσκευή συνοδεύεται και από σύνδεση Bluetooth έτσι ώστε να μπορεί να συνδεθεί και να αναπαράγει τα σήματα στον υπολογιστή και ο υπολογιστής να μπορεί να τα αναγνωρίσει. Επομένως, συνοδεύεται και από το κατάλληλο software.

Έτσι, λοιπόν, η συσκευή αφού τοποθετηθεί στο κρανίο του παίκτη/χρήστη, αρχίζει να διαβάζει τα κύματα του εγκεφάλου και το κατάλληλο λογισμικό τα μεταφράζει σε αντίστοιχες κινήσεις. Εάν δηλαδή σκέφτεται να κινηθεί το χέρι του, τότε και το αντίστοιχο avatar θα κινήσει το χέρι του. Το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό του Emotiv EPOC+ είναι, όχι μόνο ότι πρόκειται για μια συσκευή που ουσιαστικά διαβάζει τις σκέψεις, αλλά διαβάζει και τις προθέσεις αλλά και τα διάφορα συναισθήματα ίσως και πριν αυτά εκδηλωθούν. Δηλαδή, εάν ο χρήστης χαμογελάσει, φτερνιστεί κτλ θα αναπαραχθεί και στο αντίστοιχο avatar.



Εικόνα 24 - Αναπαραγωγή κινήσεων και σκέψεων σε παιχνίδι

Επίσης, διαβάζει και τα συναισθήματα έτσι ώστε να προσαρμόσει το περιβάλλον , κυρίως σε περιπτώσεις χρήσης σε παιχνίδια μέσω υπολογιστή, έτσι ώστε η εμπειρία να είναι πιο έντονη και ρεαλιστική.

Εδώ αξίζει να αναφερθεί ότι ως η συσκευή Emotiv EPOC+ αποτελεί μια πιο φουτουριστική έκδοση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Επόμενως, είναι βασισμένη στο τρόπο που λειτουργεί και επεξεργάζεται τα σήματα το ΗΕΓ. Με αυτό ως δεδομένο παρακάτω παρουσιάζεται ένας πίνακας που αναφέρει εν συντομία τα κανάλια καθώς και τα Hz στα οποία δουλεύει ο Emotiv EPOC+ καθώς και άλλες λεπτομέρειες.

EEG sensors
14 channels: AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4
2 references: CMS/DRL references at P3/P4; left/right mastoid process alternative
Sensor material: Saline soaked felt pads
Connectivity
Wireless: Bluetooth Low Energy
Proprietary USB receiver: 2.4GHz band
USB: to change headset settings
EEG signals
Sampling method: Sequential sampling, single ADC
Sampling rate: 2048 internal downsampled to 128 SPS or 256 SPS (user configured)
Resolution: 14 bits with 1 LSB = 0.51μV (16 bit ADC, 2 bits instrumental noise floor discarded), or 16 bits (user configured)
Bandwidth: 0.16 - 43Hz, digital notch filters at 50Hz and 60Hz
Filtering: Built in digital 5th order Sinc filter
Dynamic range (input referred): 8400 μV(pp)
Coupling mode: AC coupled

Πίνακας 1 - Emotiv EPOC+ Specifications

3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe

Στα προηγούμενα εδάφια έγινε αναφορά στα BCI. Αναφέρθηκε ότι πρόκειται για συστήματα τα οποία λειτουργούν σαν ενδιάμεσος σταθμός για την επικοινωνία υπολογιστικού συστήματος και ανθρώπινου εγκεφάλου. Αναφέρθηκε επίσης η ευρεία του διάδοση που πια βρίσκουν εφαρμογή στις εικονικές πραγματικότητες (Virtual Reality).

Βεβαία η κατασκευή μιας τέτοιας συσκευής μόνο εύκολο εγχείρημα δεν είναι διότι απαιτεί ένα συνονθύλευμα γνώσεων από διαφορετικά επιστημονικά πεδία. Δηλαδή , θα χρειάζονταν γνώσεις νευροφυσιολογίας αφού πρόκειται να καταγραφούν κύματα του ανθρώπινου εγκεφάλου και επίσης η συνδεσμολογία μιας συσκευής BCI πρέπει να γίνει σε συγκεκριμένα σημεία του εγκεφάλου για τη βέλτιστη απόδοση. Επίσης, χρειάζονται γνώσεις πληροφορικής αφού θα πρέπει τα δεδομένα που συλλαμβάνει η BCI να παρουσιάζονται με γραφικό τρόπο έτσι ώστε να μπορεί ο εκάστοτε να βγάλει συμπεράσματα. Επομένως χρειάζονται γνώσεις κατασκευής γραφικού περιβάλλοντος κοκ.

Όπως είναι λογικό , αυτά είναι δυνατό να συνδυαστούν από ένα άτομο. Τη λύση σε αυτό το πρόβλημα έδωσε , το πρόγραμμα ανοικτού κώδικα OpenVibe.

3.2.1 Πλεονεκτήματα OpenVibe

Το OpenVibe δεν είναι το πρώτο ούτε το μοναδικό πρόγραμμα που προσφέρει συνδεσιμότητα BCI με γραφικό περιβάλλον. Είναι αυτό όμως που προσφέρει αρκετά πλεονεκτήματα σε σύγκριση με τα άλλα, όπως:

- Είναι ανοικτού κώδικα που αυτό σημαίνει ότι άτομα από όλο τον κόσμο θα προσπαθήσουν να βελτιστοποιήσουν τις λειτουργίες του
- Μπορεί να υποστηρίξει λειτουργίες για διάφορους τομείς. Δηλαδή , μπορεί να χρησιμοποιηθεί για VR αλλά και για ερευνητικούς σκοπούς
- Υποστηρίζει μεγάλη ποικιλία χρηστών. Υπάρχουν δύο κατηγορίες ουσιαστικά. Τους προγραμματιστές (developers) και αυτούς που δεν κατέχουν προγραμματισμό. Συγκεκριμένα, οι προγραμματιστές χωρίζονται σε αυτούς που κατασκευάζουν και προσθέτουν νέα χαρακτηριστικά και δυνατότητες στο πρόγραμμα και από την άλλη οι λεγόμενοι application developer που δημιουργούν επιπλέον εφαρμογές που ενσωματώνονται στη βιβλιοθήκη του OpenVibe.

- ➔ Είναι προσιτό και προσβάσιμο από όλους.

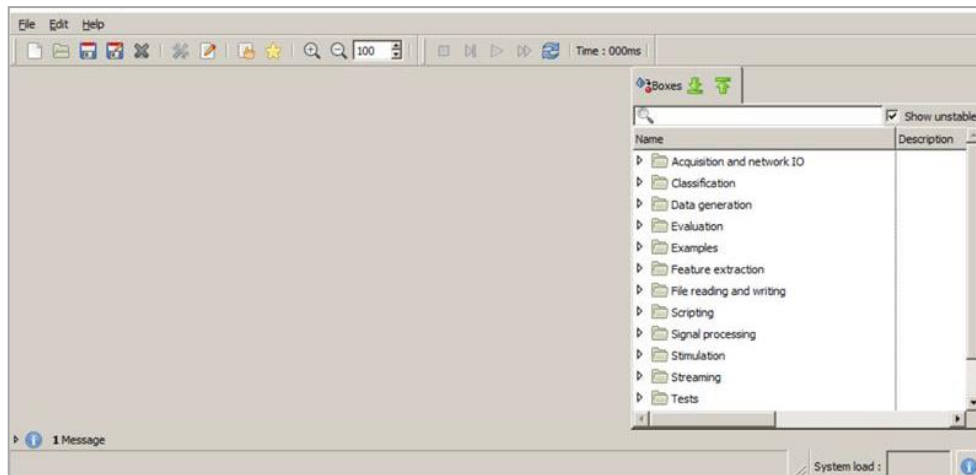
3.2.2 Τρόπος χρήσης του OpenVibe

Όπως προαναφέρθηκε, ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα του OpenVibe είναι η δυνατότητα χρήσης του ακόμα και από άτομα τα οποία δεν έχουν γνώσεις προγραμματιστικές και είναι απλοί χρήστες που θέλουν να μελετήσουν τα αποτελέσματα του. Για αυτό και η διαδικασία της χρήσης του είναι τυποποιημένη και περιγράφεται παρακάτω:

- ➔ Επειδή με το OpenVibe μπορούν να χρησιμοποιηθούν ποικίλες συσκευές BCI , είναι οργανωμένο έτσι ώστε να μπορεί ο χρήστης να επιλέγει την κατάλληλη.
- ➔ Περιέχει καταλόγους και φακέλους με αρχεία που περιέχουν τον κώδικα της κάθε μονάδας , σε περίπτωση που θέλει να τροποποιήσει τη λειτουργία του
- ➔ Για την κάθε λειτουργία και μέτρηση που απαιτεί το πείραμα το OpenVibe παρέχει τα λεγόμενα κουτιά
- ➔ Τα κουτιά αυτά λαμβάνουν μέρος στα αντίστοιχα σενάρια του OpenVibe
- ➔ Τέλος, υπάρχουν οι ενότητες οι οποίες καθορίζουν το ρόλο του κάθε κουτιού όπως πχ φιλτράρισμα των σημάτων καθώς και η επεξεργασία αποτελεί ενότητα και μάλιστα σημαντική και λαμβάνει μέρος πριν την εξαγωγή των χαρακτηριστικών – τα οποία θα επεξηγηθούν σε επόμενο κεφάλαιο-.

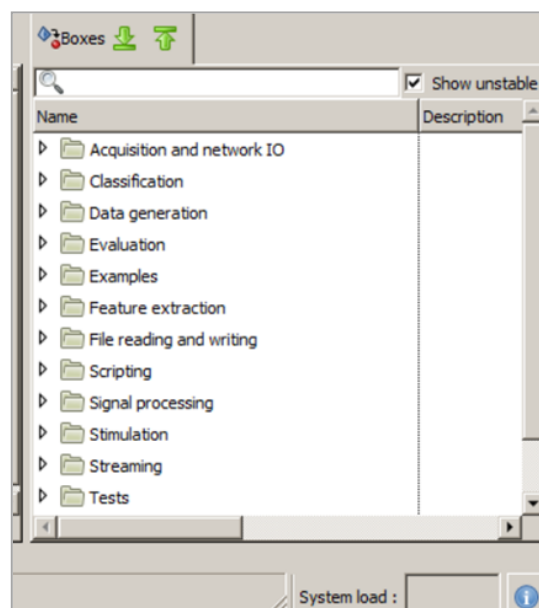
3.2.3 Δημιουργία σεναρίου στο OpenVibe

Το σενάριο είναι το βασικό που χρειάζεται κάποιος για να μπορέσει να επεξεργαστεί το OpenVibe και μετέπειτα να χρησιμοποιήσει τα δεδομένα του προς επεξεργασία. Έτσι , λοιπόν, ανοίγοντας το OpenVibe υπάρχει το παρακάτω παράθυρο διαλόγου:



Εικόνα 25 - Παράθυρο Διαλόγου OpenVibe

Για τη δημιουργία ενός νέου σεναρίου, αρκεί να επιλεγθεί File->New. Και από το παράθυρο το οποίο και βρίσκεται στη πάνω εικόνα δεξιά , μπορεί να επιλέξει τα κατάλληλα κουτιά. Η επιλογή και η τοποθέτηση του κατάλληλου κουτιού γίνεται με το απλό «drag and drop» στο σενάριο που δημιουργήθηκε.



Εικόνα 26 - Επιλογή Κουτιών στο OpenVibe

Όταν τοποθετηθούν τα όλα τα κουτιά που επιθυμεί χρήστης τότε θα πρέπει να συνδεθούν μεταξύ τους με γραμμές που συνδέουν την είσοδο ενός με την έξοδο ενός άλλου κουτιού. Εννοείται ότι μια έξοδος μπορεί να είναι αποτέλεσμα πολλών εισόδων αλλά μια είσοδος ποτέ πολλών εξόδων.

Τα αποτελέσματα του OpenVibe, θα εισαχθούν στο WEKA και το οποίο θα μας δώσει στατιστικές παραμέτρους για τα δεδομένα και το σενάριο που εισήχθη στο OpenVibe. Το λογισμικό WEKA αναλύεται στο επόμενο εδάφιο. [4]

3.3 Λογισμικό Weka για εξόρυξη Δεδομένων

Στα προηγούμενα κεφάλαια, ουσιαστικά περιγράφηκε η διαδικασία συλλογής και επεξεργασίας των κυμάτων του εγκεφάλου και πώς αυτά ερμηνεύονται καθώς και σε ποιους τομείς πια χρησιμοποιούνται. Στις επιστημονικές εργασίες και έρευνες, τα διάφορα δεδομένα αποθηκεύονται και στη συνέχεια συλλέγονται για περαιτέρω ανάλυση και στην κατάληξη συμπερασμάτων. Η διαδικασία ανάκτησης των δεδομένων και της περαιτέρω επεξεργασία τους ονομάζεται Εξόρυξη Δεδομένων, η οποία εφαρμόζεται και στο κομμάτι της παρούσας εργασίας.

Για τη διευκόλυνση όσων συμμετέχουν σε αυτές τις έρευνες έχει διατεθεί ένα freeware , δηλαδή ελεύθερο λογισμικό, το οποίο είναι γνωστό ως WEKA. Το συγκεκριμένο λογισμικό είναι προϊόν του Πανεπιστημίου Waikato της Νέας Ζηλανδίας και το όνομα του το πήρε από το ομώνυμο πτηνό , το οποίο τελεί υπό εξαφάνιση , και εμφανίζεται και στο λογότυπο του λογισμικού. ΤΟ WEKA προσανατολίζεται για τη μηχανική μάθηση και την εξόρυξη δεδομένων και χρησιμοποιείται σε μεγάλο βαθμό, διότι προσφέρει τα εξής χαρακτηριστικά:

- Περιέχει αρκετά μεγάλη ποικιλία μεθόδων για κατηγοριοποίηση, παλινδρόμηση, ανάλυση συστάδων, και κανόνες συσχέτισης. Επίσης, παρέχει δυνατότητες για προεπεξεργασία των δεδομένων, καθώς και εργαλεία οπτικοποίησης.
- Είναι λογισμικό ανοικτού κώδικα. Αυτό σημαίνει ότι ο πηγαίος κώδικας είναι δημοσίως διαθέσιμος.
- Χρήστες με γνώσεις προγραμματισμού μπορούν να τροποποιούν και να εξελίσσουν τους αλγόριθμους.
- Είναι γραμμένο σε γλώσσα Java, γεγονός που το καθιστά ικανό να εγκαθίσταται σε διαφορετικές πλατφόρμες υλικού και λογισμικού.
- Διαθέτει γραφικό περιβάλλον εργασίας. Στο διαδίκτυο υπάρχει διαθέσιμη μεγάλη ποικιλία βιβλιοθηκών για μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων. Ωστόσο, η

χρήση τους απαιτεί τη συγγραφή κώδικα. Αντιθέτως, το γραφικό περιβάλλον του WEKA επιτρέπει τη χρήση του λογισμικού από τελικούς χρήστες, οι οποίοι δεν διαθέτουν γνώσεις προγραμματισμού [25]

Το λογισμικό WEKA διατίθεται σε δύο εκδόσεις (version) , μια σταθερή (stable) για τη χρήση από όλους όσους το χρειάζονται και μια έκδοση η οποία απευθύνεται σε προγραμματιστές με απώτερο σκοπό τη διόρθωση των σφαλμάτων καθώς επίσης και τη βελτιστοποίηση των δυνατοτήτων του λογισμικού.

Πριν παρουσιαστεί εν συντομία το γραφικό περιβάλλον και οι δυνατότητες που παρέχει , θα παρουσιαστεί η σύνταξη των βασικών εντολών για την καλύτερη κατανόηση και του παραδείγματος.

Επειδή, όπως προαναφέρθηκε , το λογισμικό WEKA χρησιμοποιείται για την εξόρυξη δεδομένων, το πρώτο βήμα είναι η εισαγωγή των δεδομένων. Η εισαγωγή μπορεί να γίνει από μια κλασική βάση δεδομένων SQL αλλά συστήνεται η εισαγωγή από αρχεία με επέκταση ARFF. Τα αρχεία αυτά περιέχουν ένα σύνολο εντολών που ορίζουν μια βάση με τα χαρακτηριστικά και τα πεδία καθώς και τις τιμές των πεδίων. Βέβαια, υπάρχει περιορισμός στη σύνταξη , ως εξής:

- Απαιτείται η δήλωση της σχέσης με το χαρακτηριστικό: “@relation όνομα”
- Στη συνέχεια , δηλώνονται τα πεδία της σχέσης ή αλλιώς τα πεδία ενός πίνακα στην SQL, με το χαρακτηριστικό “@attribute όνομα_πεδίου τύπος_πεδίου”.
- Στο τύπο πεδίου , μπορούμε να επιλέξουμε μεταξύ αλφαριθμητικού μεταξύ όμως συγκεκριμένων τιμών, ή αριθμητικής τιμής που προσδιορίζεται με τη δεσμευμένη λέξη numeric.
- Τέλος, μετά τη δήλωση των πεδίων , ακολουθεί η εισαγωγή των τιμών των πεδίων με το χαρακτηριστικά “@data” και σε κάθε γραμμή κάτω από το χαρακτηριστικό αυτό έπονται οι τιμές για κάθε εγγραφή (πλειάδα της SQL).

Παρακάτω , παρουσιάζεται το περιεχόμενο ενός τέτοιου αρχείου.

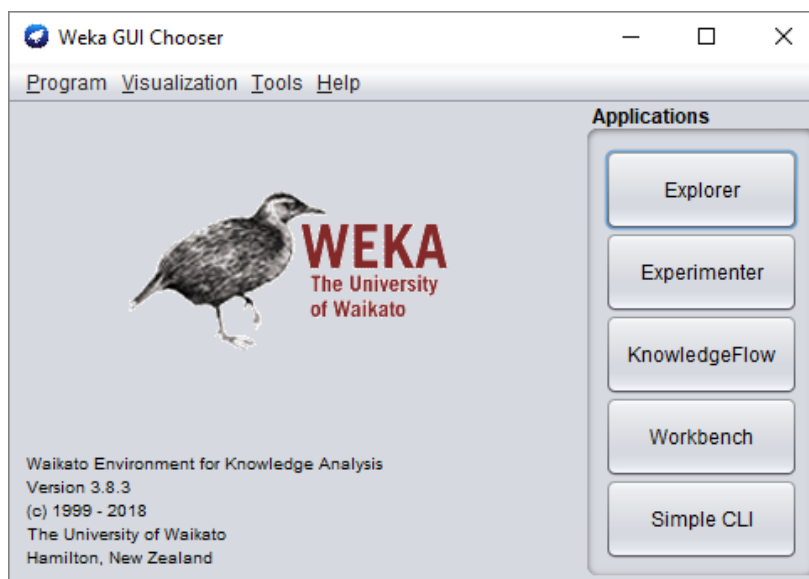
```
@relation person

@attribute age numeric
@attribute sex { female, male}
@attribute weight numeric
@attribute height numeric
@attribute exercise { no, yes}

@data
63,male,89,1.96,no
67,female,65,1.72,yes
47,male,72,1.85,yes
38,female,62,1.67,no|
```

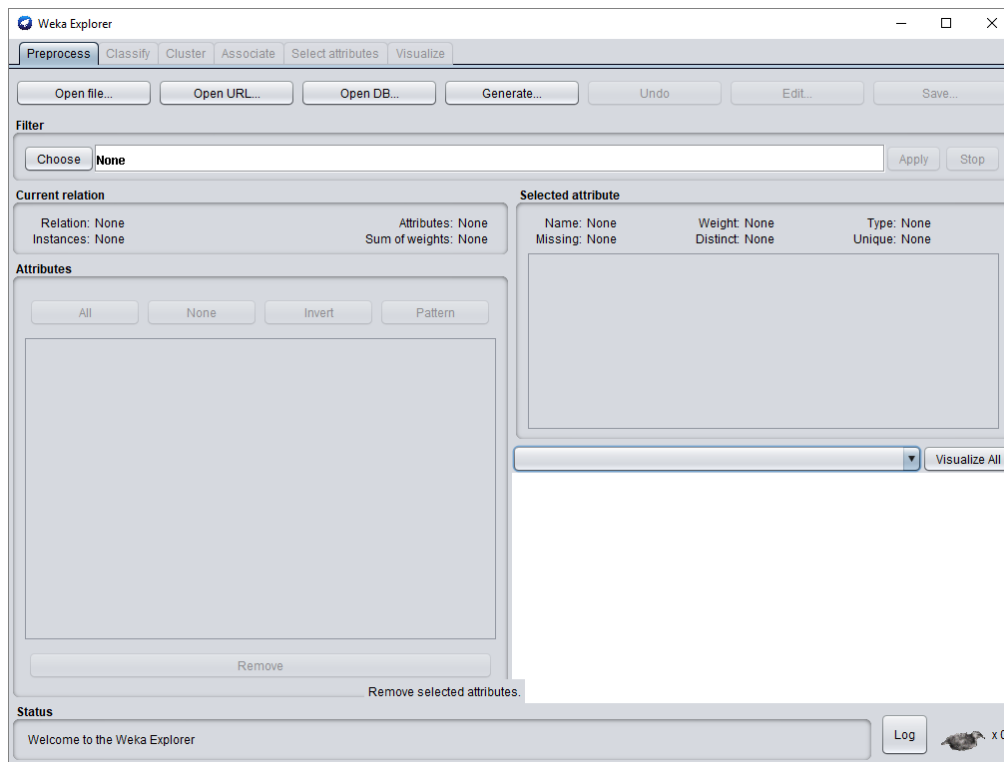
Εικόνα 27 – Παράδειγμα περιεχομένου .arff αρχείου

Αφού έχει γίνει η προετοιμασία του αρχείου .arff, στην επόμενη φάση , επεξεργαζόμαστε το γραφικό περιβάλλον του WEKA. Όταν , λοιπόν, ανοίγουμε το λογισμικό παρουσιάζονται οι εξής επιλογές:



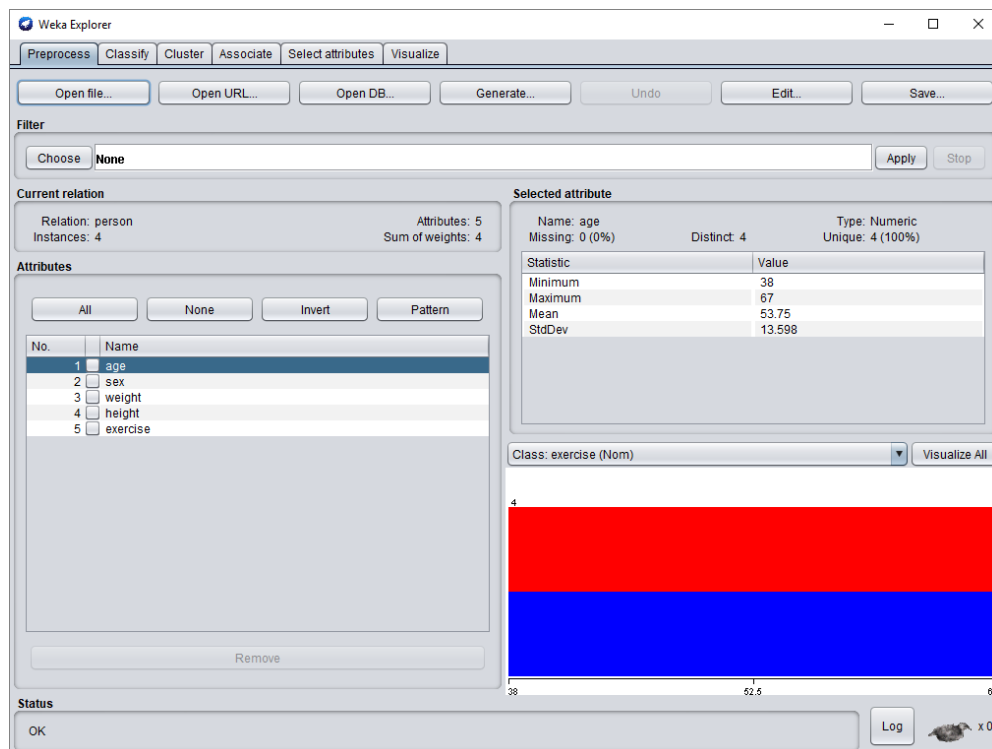
Εικόνα 28 - GUI WEKA

Επιλέγοντας “Explorer”, παρουσιάζεται το παρακάτω παράθυρο διαλόγου.



Εικόνα 29 - Επιλογές Explorer λογισμικού WEKA

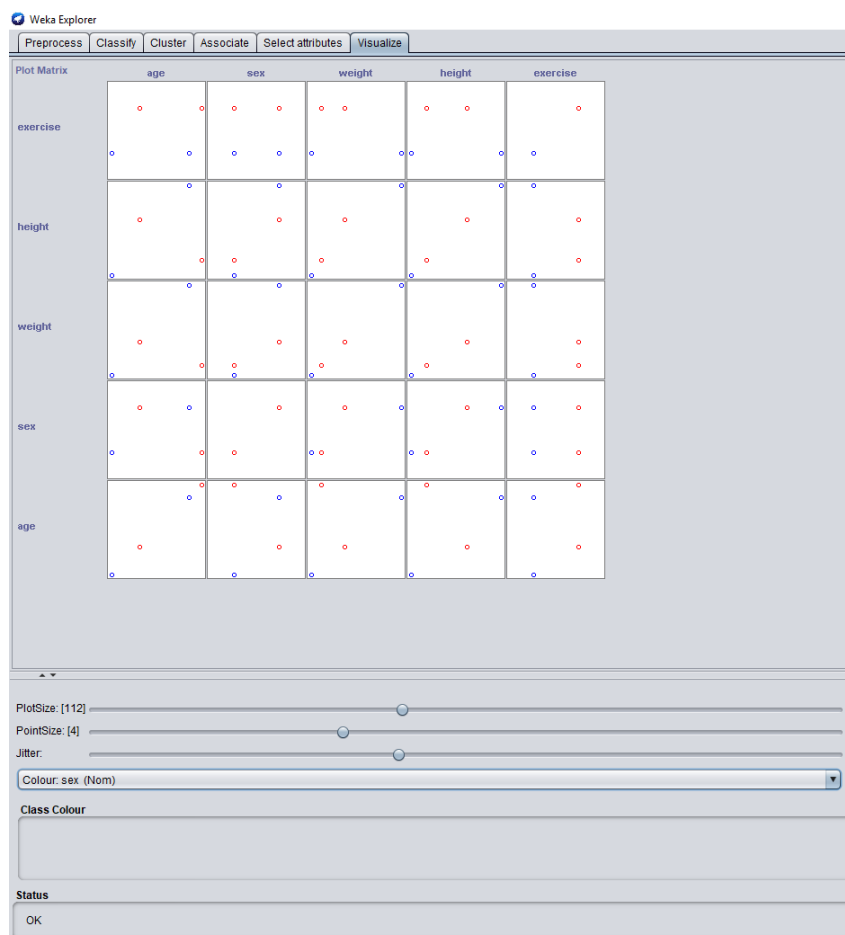
Από εδώ, με την επιλογή “Open file” επιλέγεται το αρχείο με την προαναφερόμενη κατάληξη. Και με την εισαγωγή των δεδομένων, το παραπάνω παράθυρο τροποποιείται στο παρακάτω:



Εικόνα 30 - Παράθυρο διαλόγου WEKA μετά την εισαγωγή δεδομένων

Στο παραπάνω παράθυρο, κάτω αριστερά παρουσιάζονται τα πεδία της σχέσης που περιέχονται στο αρχείο .arff. Εδώ δίνεται και η επιλογή στον χρήστη να εισάγει, αλλάξει ή διαγράψει πεδία από τη σχέση χωρίς να χρειαστεί να επεξεργαστεί κατευθείαν το αρχείο και χωρίς να χρειάζεται να γνωρίζει την σύνταξη των εντολών που απαιτούνται. και στα δεξιά κάτω παρουσιάζεται η κατανομή των τιμών ενώ ακριβώς από επάνω παρουσιάζονται το εύρος τιμών των πεδίων της σχέσης.

Εκτός από την εισαγωγή των δεδομένων, οι δυνατότητες επεξεργασίας των δεδομένων στο WEKA είναι πολλές. Αρχικά, μπορεί να γίνει οπτικοποίηση των δεδομένων με τη χρήση γραφικής παράστασης. Η λειτουργία αυτή πραγματοποιείται με την επιλογή της καρτέλας με την ονομασία “Visualize”. Και για τα παραπάνω δεδομένα , το αποτέλεσμα είναι το παρακάτω:



Εικόνα 31 - Οπτικοποίηση δεδομένων WEKA με γραφική παράσταση

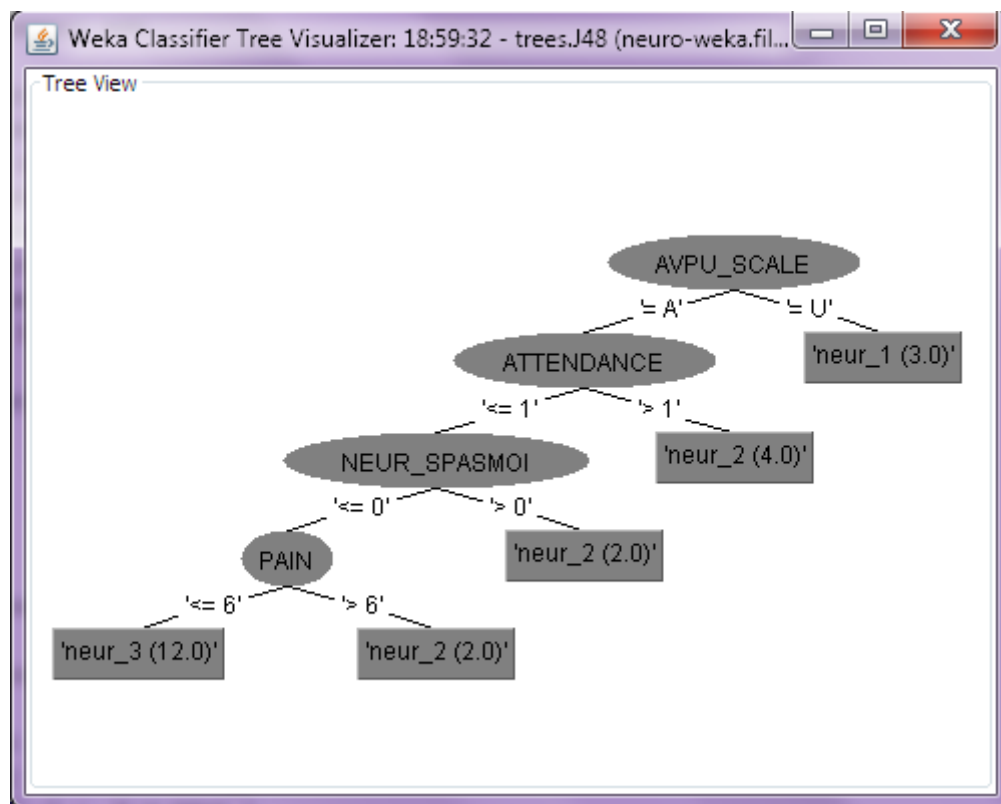
Όπως προαναφέρθηκε, η γραφική απεικόνιση των δεδομένων δεν είναι η μόνη επεξεργασία που προσφέρει το WEKA και επιλέγεται από μεγάλο πλήθος επιστημόνων

και ερευνητών. Είναι το γεγονός ότι προσφέρει και άλλες επεξεργασίες δεδομένων όμως είναι οι παρακάτω:

- Προσθήκη νέων υπολογιζόμενων πεδίων.
- Η κανονικοποίηση αριθμητικών τιμών.
- Η διακριτοποίηση αριθμητικών τιμών.
- Η μετατροπή αριθμητικών και ονομαστικών πεδίων σε δυαδικά.
- Η συγχώνευση δύο ονομαστικών πεδίων.
- Η μείωση των διαστάσεων με Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών
- Η δημιουργία νέων συνόλων δεδομένων με εφαρμογή δειγματοληψίας. [25]

Αξίζει επίσης να αναφερθεί ότι το λογισμικό αυτό προσφέρει τη δυνατότητα της κατηγοριοποίησης των δεδομένων μέσω της αντίστοιχης καρτέλας Classify.

Υπάρχουν αρκετές μέθοδοι κατηγοριοποίησης ανάμεσα τους Δένδρα αποφάσεων και Λογιστική Παλινδρόμηση, Νευρωνικά δίκτυα, Μηχανές διανυσμάτων απόφασης.



Εικόνα 32 - Παράδειγμα κατηγοριοποίησης με Δέντρα Αποφάσεων

Για κάθε μια από τις μεθόδους κατηγοριοποίησης παρουσιάζονται και οι αντίστοιχες παράμετροι που μπορεί να ορίσει και να τροποποιήσει ο χρήστης. Επιπρόσθετα , παρέχονται και 4 προοπτικές:

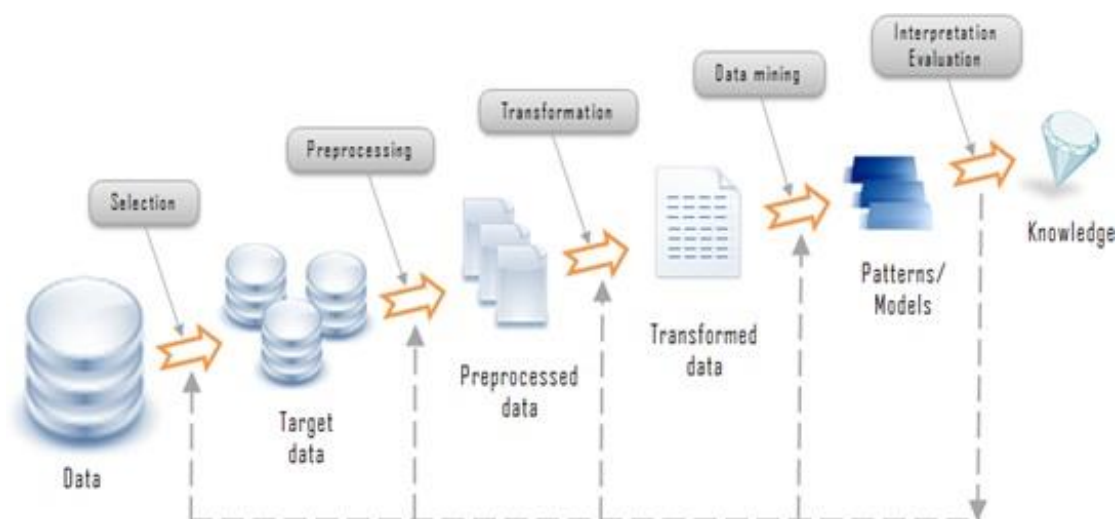
-  User training set
-  Supplied Test set
-  Cross-Validation
-  Percentage split

Αυτές οι επιλογές αφορούν την εκπαίδευση και τη συμπεριφορά του μοντέλου με απώτερο σκοπό την αξιολόγηση. Τέλος, ολοκληρώνοντας την αναφορά στις βασικές λειτουργίες και δυνατότητες του WEKA, δεν θα μπορούσαν να μην αναφερθούν και οι δυνατότητες να χρησιμοποιηθούν Συστάδες (clusters) καθώς επίσης και αλγόριθμοι για την εξόρυξη Κανόνων συσχέτισης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο: Μεθοδολογία

4.1 Μηχανική μάθηση και data mining

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος, που όπως αναφέρθηκε και στο πρώτο κεφάλαιο, με τη πληθώρα νευρώνων και νευρικών απολήξεων, παρατηρεί το γύρω περιβάλλον και συνθέτει μια εικόνα και βγάζει ένα συμπέρασμα. Αυτή η διαδικασία είναι γνωστή ως επαγωγική μάθηση. Όταν ένα υπολογιστικό σύστημα συλλέγει δεδομένα και δημιουργεί ένα πρότυπο τότε γίνεται λόγος για μηχανική μάθηση.



Εικόνα 33 - Data Mining και Μηχανική μάθηση

Η μηχανική μάθηση αποτελείται από τις εξής κατηγορίες:

Α) Επαγωγική μάθηση:

Κατά τη διάρκεια αυτής της μάθησης, το υπολογιστικό σύστημα επεξεργάζεται από γνωστές εισόδους και εξόδους τα αποτελέσματα με απώτερο σκοπό να κατασκευάζει μια συνάρτηση που θα δέχεται εισόδους και θα παράγει σύμφωνα με το μοντέλο τις εξόδους. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα ταξινόμησης, πρόγνωσης καθώς και διερμηνείας.

Η επαγωγική μάθηση περιέχει αρκετούς αλγόριθμους για να πετύχει το στόχο της. Ένας εξ αυτών είναι ο ευρέως διαδεδομένος αλγόριθμος με Δέντρα Απόφασης (ΔΑ), τα οποία και θα χρησιμοποιηθούν στο πείραμα της συγκεκριμένης εργασίας.

Ένας αλγόριθμος ΔΑ βρίσκει εφαρμογή σε πολλά προβλήματα όχι μόνο επιστημονικής φύσεως. Δηλαδή, έχει χρησιμοποιηθεί σε αναγνώριση προσώπων αλλά και στην ιατρική

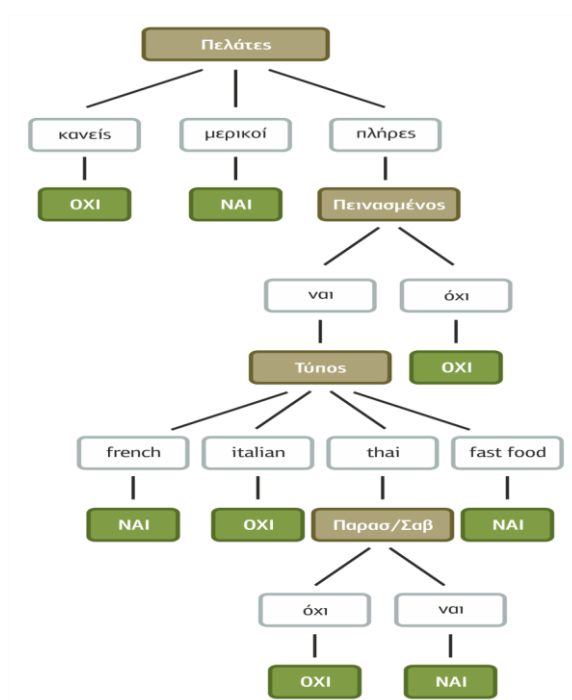
για πρόβλεψη περιστατικών. Όμως ο ίδιος αλγόριθμος χρησιμοποιείται για την προώθηση καταναλωτικών προϊόντων μέσω διαφημίσεων.

Τα Δέντρα Απόφασης μοιάζουν με τα δέντρα των δομών δεδομένων όπου τα φύλλα τους θεωρούνται κατηγορίες ταξινόμησης και έτσι εξάγονται και οι κανόνες ταξινόμησης. Για να μπορέσουν τα δέντρα να είναι λειτουργικά, βασίζονται σε ένα σύνολο από γνωρίσματα τα οποία και κατηγοριοποιούνται. Έτσι με βάση τα γνωρίσματα αυτά καταλήγουμε και στο δέντρο απόφασης.[38]

Συγκεκριμένα, στις παρακάτω εικόνες εμφανίζονται τα γνωρίσματα που κατηγοριοποιήθηκαν και με βάση τα οποία εξήχθει το δέντρο απόφασης.

Δείγμα	Χαρακτηριστικά										Αναμονή?
	Εναλλακτικό	Μπαρ	Π/Σ	Πεινασμένος	Πελάτες	Τιμή	Βρέχει	Κράτηση	Τύπος	Εκτίμηση Αναμονής	
X ₁	ναι	όχι	όχι	ναι	μερικοί	\$\$\$	όχι	ναι	fre	0-10	ΝΑΙ
X ₂	ναι	όχι	όχι	ναι	πλήρες	\$	όχι	όχι	thai	30-60	ΟΧΙ
X ₃	όχι	ναι	όχι	όχι	μερικοί	\$	όχι	όχι	fast	0-10	ΝΑΙ
X ₄	ναι	όχι	ναι	ναι	πλήρες	\$	όχι	όχι	thai	10-30	ΝΑΙ
X ₅	ναι	όχι	ναι	όχι	πλήρες	\$\$\$	όχι	ναι	fre	> 60	ΟΧΙ
X ₆	όχι	ναι	όχι	ναι	μερικοί	\$\$	ναι	ναι	ital	0-10	ΝΑΙ
X ₇	όχι	ναι	όχι	όχι	κανείς	\$	ναι	όχι	fast	0-10	ΟΧΙ
X ₈	όχι	όχι	όχι	ναι	μερικοί	\$\$	ναι	ναι	thai	0-10	ΝΑΙ
X ₉	όχι	ναι	ναι	όχι	πλήρες	\$	ναι	όχι	fast	> 60	ΟΧΙ
X ₁₀	ναι	ναι	ναι	ναι	πλήρες	\$\$\$	όχι	ναι	ital	10-30	ΟΧΙ
X ₁₁	όχι	όχι	όχι	όχι	κανείς	\$	όχι	όχι	thai	0-10	ΟΧΙ
X ₁₂	ναι	ναι	ναι	ναι	πλήρες	\$	όχι	όχι	fast	30-60	ΝΑΙ

Εικόνα 34 - Πίνακας εκπαίδευσης για ο πρόβλημα αναμονής σε εστιατόριο



Εικόνα 35 - Δέντρο Απόφασης για το πρόβλημα αναμονής σε εστιατόριο

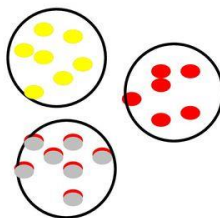
Τέλος να σημειωθεί ότι στην ίδια κατηγορία μάθησης ανήκουν και Νευρωνικά Δίκτυα καθώς και Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης που θα αναλυθούν στις επόμενες σελίδες.

B) Μη επαγωγική Μάθηση:

Η μη επαγωγική μάθηση είναι κατά κάποιον τρόπο αντίθετη με την προηγούμενη, με την έννοια ότι ο αλγόριθμος ναι μεν κατασκευάζει μοντέλο με συγκεκριμένες εισόδους αγνοώντας όμως τις επιθυμητές εξόδους. Κατά κάποιον τρόπο, δεν εκπαιδεύεται για το συγκεκριμένο σενάριο. Η μάθηση αυτή συνήθως συναντάται σε προβλήματα ανάλυσης συσχετισμών ή αλλιώς κανόνες συσχέτισης και ομαδοποίησης. [41]

Τα προβλήματα ομαδοποίησης ή όπως αλλιώς είναι γνωστά ως clusters, διαχωρίζουν τα δεδομένα σε ομάδες έτσι ώστε τα στοιχεία που ανήκουν στην ίδια ομάδα να έχουν όσο το δυνατόν περισσότερα κοινά σημεία και όσα στοιχεία ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες να διαφέρουν όσο το δυνατόν περισσότερο. Αυτή η μάθηση βρίσκει συχνή εφαρμογή σε marketing προϊόντων ακόμα και τηλεοπτικών προγραμμάτων που μια συγκεκριμένη ομάδα πχ ηλικιακή γίνεται στόχος συγκεκριμένων ειδών τηλεοπτικών σειρών ή προγραμμάτων.

Clustering:
• Βρίσκει ομάδες με κοινά
χαρακτηριστικά και θεωρητικά
κοινή λειτουργία



Εικόνα 36 - Clustering

Να σημειωθεί ότι υπάρχουν τρεις κατηγορίες αλγορίθμων ομαδοποίησης που είναι οι : οι ιεραρχικοί, πιθανοκρατικοί καθώς και οι βασισμένοι σε διαχωρισμούς.[39.42-43]

Ένας άλλος αλγόριθμος είναι οι κανόνες συσχέτισης. Ουσιαστικά, πρόκειται για κανόνες που βγαίνουν ως συμπέρασμα από ένα σύνολο δεδομένων και εφαρμόζονται πιο συχνά. Οι κανόνες αυτοί ονομάζονται κανόνες εξάρτησης. Πχ

<i>TID</i>	<i>Items</i>
1	Bread, Coke, Milk
2	Beer, Bread
3	Beer, Coke, Diaper, Milk
4	Beer, Bread, Diaper, Milk
5	Coke, Diaper, Milk

Κανόνες που βρέθηκαν:
{Milk} --> {Coke}
{Diaper, Milk} --> {Beer}

Εικόνα 37 - Παράδειγμα κανόνων συσχέτισης

Να σημειωθεί ότι ένας από τους πιο διάσημους αλγορίθμους αυτής της κατηγορίας είναι ο αλγόριθμος a-priori

4.2 Σύνολο δεδομένων

Στις παρακάτω σελίδες θα περιγραφούν τα αποτελέσματα του πειράματος της παρούσας εργασίας. Το πείραμα επικεντρώνεται στην καταγραφή του απιθώματος του ιλίγγου και του συναισθήματος του τρόμου του υποκειμένου σε πραγματικό χρόνο. Ουσιαστικά, πώς αντιλαμβάνεται και κατά πόσο ο ανθρώπινος εγκέφαλος τα παραπάνω αισθήματα μέσω μιας εικονικής πραγματικότητας.

Εννοείται για τη διασύνδεση του υπολογιστή με τον ανθρώπινο εγκέφαλο χρησιμοποιήθηκε κατάλληλη BCI συσκευή. Στον υπολογιστή υπάρχει το λογισμικό OpenVibe το οποίο και αναλαμβάνει το διαμεσολαβητή και καταγράφει, βασιζόμενο στο σενάριο που έχει δημιουργηθεί για αυτό το πείραμα, το κατάλληλο σενάριο και καταγράφει τις ενότητες που έχουν ορισθεί.

Στο επόμενο βήμα, τα όσα καταγράφηκαν από το λογισμικό OpenVibe, εισήχθησαν στο λογισμικό WEKA το οποίο με τους κατάλληλους αλγορίθμους που περιέχει και επιλέχθηκαν κατάλληλα για την κατηγοριοποίηση των δεδομένων, δόθηκαν τα τελικά αποτελέσματα τα οποία και θα παρουσιαστούν στην κατάλληλη ενότητα της παρούσας εργασίας.[40]

4.3 Εξαγωγή των χαρακτηριστικών

Μέχρι στιγμής έχει αναφερθεί ο τρόπος λειτουργίας του ΗΕΓ και πώς αυτό χρησιμοποιείται σε διάφορες περιστάσεις και καταστάσεις, και όπως προαναφέρθηκε όχι μόνο σε ιατρικά θέματα αλλά πια και στην καθημερινότητα.

Η εργασία αυτή στοχεύει στην καταγραφεί του αισθήματος ιλίγγου και του συναισθήματος του τρόμου. Για αυτό το πείραμα χρειάστηκε ΗΕΓ και καταγραφή των κυμάτων με τη χρήση των προγραμμάτων που προαναφέρθηκαν σε προηγούμενη παράγραφο και ονομάζεται OpenVibe.

Για να μπορέσει να αποδώσει το ΗΕΓ και να αποδοθούν τα σωστά συμπεράσματα, θα πρέπει να γίνει και η εξαγωγή των χαρακτηριστικών , δηλαδή η ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Συγκεκριμένα, για την απόδοση των αλγορίθμων, που θα παρουσιαστούν παρακάτω , χρησιμοποιήθηκαν έντεκα διαφορετικά χαρακτηριστικά. Έξι από αυτά αποτελούν στατιστικά δεδομένα από την απόδοση του ΗΕΓ όπως πχ ο μέσος όρος και η διακύμανση , χαρακτηριστικά τα οποία μέσω του OpenVibe μπορούν να βρεθούν στην ειδική καρτέλα “Univariate Statistics”. Τα αποτελέσματα τα οποία θα εξαχθούν από την συγκεκριμένη επιλογή αποτελούν είσοδο για το επόμενο βήμα που είναι “ Feature Aggregator” , το οποίο ως επιλογή βάζει σε έναν πίνακα όλα τα χαρακτηριστικά που έλαβε. Συγκεκριμένα, ο πίνακας αυτός θα έχει ως στήλες τα χαρακτηριστικά και στις γραμμές τις μετρήσεις των αντίστοιχων χαρακτηριστικών.

Βέβαια, εκτός από τα παραπάνω χαρακτηριστικά , υπάρχουν και κάποια πρόσθετα τα οποία βασίζονται στο μετασχηματισμό Fourier (fast Fourier Transformation) τα οποία εισάγονται από την αντίστοιχα επιλογή του OpenVibe “ Spectral Analysis” και στη συνέχεια με βάση τα αποτελέσματα του FFT δημιουργούνται 5 διαφορετικά κανάλια τα οποία είναι διαχωρισμός της συχνότητας που εξάγει το ΗΕΓ. Τα πέντε αυτά διαφορετικά κανάλια/συχνότητες, ουσιαστικά, είναι τα κύματα που συναντώνται στον ανθρώπινο εγκέφαλο και καταγράφονται από το ΗΕΓ ,όπως έχει προαναφερθεί.

Τα πέντε αυτά κανάλια (συχνότητες) είναι τα παρακάτω:

- Άλφα (a) κύματα με συχνότητα : 8-12 Hz.
- Βήτα (b) κύματα με συχνότητα: 12-25 Hz.
- Θήτα (g) κύματα με συχνότητα: 4-8 Hz.
- Δέλτα (d) κύματα με συχνότητα: 1-4 Hz

Features Details	
<i>Feature Type</i>	<i>Feature Description</i>
1	Mean value of EEG signal epoch
2	Variance of EEG signal epoch
3	Range of EEG signal epoch
4	Median value of EEG signal epoch
5	Inter- Quantile-Range
6	Percentiles (30%)
7	Spectrum Amplitude for Band (1-4 Hz)
8	Spectrum Amplitude for Band (4-8 Hz)
9	Spectrum Amplitude for Band (8-12 Hz)
10	Spectrum Amplitude for Band (12-25 Hz)
11	Spectrum Amplitude for Band (25-40 Hz)

Πίνακας 2 - Πίνακας Εξαγωγής Χαρακτηριστικών

4.4 Μέθοδοι ταξινόμησης (Περιγραφή Αλγορίθμων)

4.4.1 Linear Discriminant analysis (LDA)

Η Διακριτή Ανάλυση (Discriminant Analysis) είναι μια στατιστική ανάλυση που εφαρμόζεται σε αρκετά και διαφορετικού είδους προβλήματα όπως πχ αναγνώριση προτύπων. Βασίζεται στη ιδέα της κατηγοριοποίησης των αντικειμένων στηριζόμενη σε έναν αριθμό από γνωρίσματα. Η Linear Discriminant Analysis αφορά δύο κατηγορίες ενώ όταν έχουμε πάνω από δυο κατηγορίες τότε γίνεται λόγος για τη MDA (Multiple Discriminant Analysis).

Ο αλγόριθμος LDA , που θα εφαρμοστεί και στο παρόν πείραμα, αποτελείται από μαθηματικούς κυρίως στατιστικούς και πιθανοτικούς τύπους. Βασιζόμενος στην ομαδοποίηση, διατρέχει τον κίνδυνο της πιθανότητας της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (TEC – total error of classification).

Ο LDA βασίζεται στην ιδέα όπως προείπαμε της κατηγοριοποίησης. Η ιδέα αυτή με τη σειρά της βασίζεται στις πιθανότητες που έχει ένα αντικείμενο να ανήκει σε μια κατηγορία περισσότερο από ότι σε κάποια άλλη, δοθέντος κάποιων χαρακτηριστικών. Ας ονομάσουμε την πιθανότητα αυτή $P(i|x)$ όπου i είναι το αντικείμενο, και P η πιθανότητα να ανήκει σε μια κατηγορία δοθέντος κάποιων γνωρισμάτων/μετρήσεων x . Η πιθανότητα αυτή υπολογίζεται βασιζόμενη στο θεώρημα του Bayes όπως φαίνεται παρακάτω:

$$P(i | \mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{x} | i) \cdot P(i)}{\sum_j P(\mathbf{x} | j) \cdot P(j)}$$

Όμως, επειδή οι πιθανότητες που εκφράζονται, στη πραγματικότητα δεν μπορούν να υπολογιστούν παρά μόνο θεωρητικά, και θεωρώντας ότι όλα ακολουθούν την Normal κατανομή, τότε καταληγουμε στον βασικό τύπο του LDA που είναι ο ακόλουθος:

$$f_i = \mu_i^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{x}_k^T - \frac{1}{2} \mu_i^T \mathbf{C}^{-1} \mu_i^T + \ln(p_i) \quad (1)$$

Για να γίνει πιο κατανοητός ο παραπάνω τύπος, παρακάτω χρησιμοποιείται το εξής παράδειγμα:

Έστω ότι ένα εργοστάσιο παράγει αντικείμενα τα οποία αξιολογούνται με βάση την καμπυλότητα (curvature) και τη διάμετρο (diameter) και αναλόγως εγκρίνεται ή όχι. Παρακάτω δίνεται ο πίνακας των μετρήσεων:

Curvature	Diameter	Quality
2.95	6.63	Passed
2.53	7.79	Passed
3.57	5.65	Passed
3.16	5.47	Passed
2.58	4.46	Not Passed
2.16	6.22	Not Passed
3.27	3.52	Not Passed

Εικόνα 38 - Πίνακας Μετρήσεων για το παράδειγμα με LDA

Σύμφωνα με τα παραπάνω, και για να μπορέσουμε να εφαρμόσουμε τον τύπο του LDA (1), πρέπει να θέσουμε κάποιες μεταβλητές και ποσότητες.

Καταρχάς, θέτουμε ως x τις μεταβλητές με τις οποίες θα γίνει η κατηγοριοποίηση που στο παράδειγμα μας είναι Curvature και Diameter, και y τις δύο κατηγορίες που θα τις συμβολίσουμε με 1 (Passed) και 2(not Passed).

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 2.95 & 6.63 \\ 2.53 & 7.79 \\ 3.57 & 5.65 \\ 3.16 & 5.47 \\ 2.58 & 4.46 \\ 2.16 & 6.22 \\ 3.27 & 3.52 \end{bmatrix} \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 2 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$

Και με βάση τα παραπάνω ας εξηγηθούν και τα σύμβολα του τύπου (1).

X_k = το κάθε k αντιπροσωπεύει και μια γραμμή από τον πίνακα x

g = Ο αριθμός των κατηγοριών που εδώ είναι δύο.

x_i = για κάθε κατηγορία , δημιουργείται και ο αντίστοιχος πίνακας με τις αντίστοιχες μετρήσεις π_{χ}

$$\mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} 2.95 & 6.63 \\ 2.53 & 7.79 \\ 3.57 & 5.65 \\ 3.16 & 5.47 \end{bmatrix} \quad \mathbf{x}_2 = \begin{bmatrix} 2.58 & 4.46 \\ 2.16 & 6.22 \\ 3.27 & 3.52 \end{bmatrix}$$

μ_i = ο μέσος όρος του x_i

μ = ο γενικός μέσος όρος όλων των δεδομένων

$$\pi_{\chi} \mu = [2.88 \quad 5.676]$$

χ_i^o = οι διορθωμένες από σφάλματα μετρήσεις

$$\mathbf{c}_i = \frac{(\mathbf{x}_i^o)^T \mathbf{x}_i^o}{n_i} \quad \text{Τύπος που οδηγεί στο C του (1) και με τον αντίστοιχο } C^{-1}$$

$$\mathbf{C}^{-1} = \begin{bmatrix} 5.745 & 0.791 \\ 0.791 & 0.701 \end{bmatrix}$$

Και τέλος, η πιθανότητα για κάθε κατηγορία που είναι :

$$P = \begin{bmatrix} 0.571 \\ 0.429 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{4}{7} \\ \frac{3}{7} \end{bmatrix}$$

Και έτσι με βάση τα παραπάνω, εφαρμόζεται ο τύπος (1) για κάθε set και καταλήγει το υπολογιστικό σύστημα σε ποιο μοντέλο να κατατάξει το αντικείμενο. Απώτερος σκοπός του παραπάνω αλγορίθμου, είναι αφού δόθηκαν συγκεκριμένες είσοδοι και έξοδοι, να μπορεί να κατηγοριοποιήσει ένα νέο αντικείμενο. Στην παρακάτω εικόνα, με την εισαγωγή νέων δεδομένων στις μετρήσεις Curvature και Diameter, αποφασίζει ότι ανήκει στην κατηγορία 2 , που στο παράδειγμα μας είναι Not Passed [26].

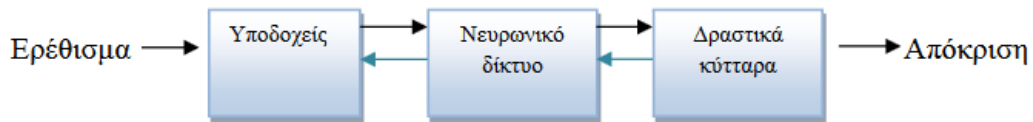
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Linear Discriminant Analysis: 2 Category 2 Dimensional Data										
2											
3	Training Data, D			Mean Corrected Data				Discriminant function		Results	
4	class	X1	X2		X1o	X2o		f1	f2	Classification	
5	1	2.95	6.63		0.060	0.951		55.220	53.071	1	
6	1	2.53	7.79		-0.357	2.109		53.774	51.394		
7	1	3.57	5.65		0.679	-0.025		62.476	59.589		
8	1	3.16	5.47		0.269	-0.209		51.953	50.764		
9	2	2.58	4.46		-0.305	-1.218		32.028	34.313	2	
10	2	2.16	6.22		-0.732	0.547		34.554	35.757		
11	2	3.27	3.52		0.386	-2.155		41.174	42.414		
12	prediction	2.81	5.46		-0.078	-0.219		44.049	44.085	2	
13											
14	average	2.888	5.676								
15	std dev	0.454	1.300								

Εικόνα 39 - Αποτελέσματα και εκμάθηση με LDA

4.4.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)

Τα Νευρωνικά Δίκτυα (ΝΔ) χωρίζονται σε δύο κατηγορίες. Στα βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα καθώς και στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Στην πρώτη κατηγορία, αφορούν βιολογικά τους νευρώνες με ιστό ενώ η δεύτερη κατηγορία, η οποία εμπίπτει και στη υπολογιστική νοημοσύνη είναι η κατασκευή ενός αλγορίθμου που θα προσομοιώνει τη λειτουργία των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου ακολουθώντας κάποια μαθηματικά μοντέλα.

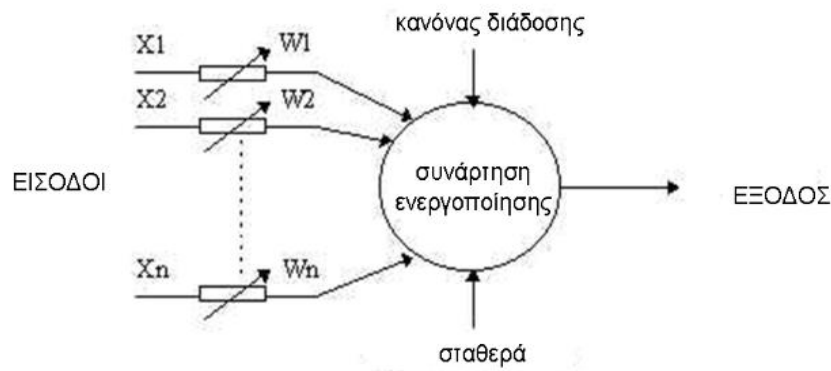
Η ιδέα των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων βασίζεται στη λειτουργία των βιολογικών νευρικών νευρώνων , οι οποίοι με τις απολήξεις του μεταφέρουν πληροφορία που μετατρέπεται σε γνώση ή απόκριση. Για την κατανόηση των βιολογικών νευρώνων έτσι ώστε να μπορεί να βρει εφαρμογή και στα ΤΝΔ ακολουθεί το παρακάτω μοτίβο:



Εικόνα 40 - Λειτουργία Βιολογικού Νευρώνα

Για την περιγραφή της διαδικασίας που ένας νευρώνας δέχεται πληροφορίες από γειτονικούς νευρώνες, την επεξεργάζεται και τα μεταφέρει στον επόμενο, και την αναπαράσταση του στο ΤΝΔ, χρειάζονται κάποια χαρακτηριστικά όπως:

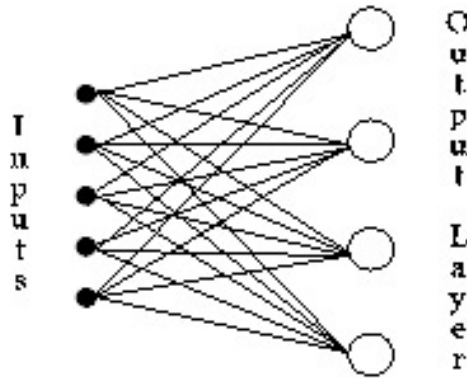
- 1) Συναπτικά Βάρη W_{kj} : Το σήμα που περνάει από τον k νευρώνα στη σύναψη j , πολλαπλασιάζεται. Για να παράγουμε, σε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αυτόν τον πολλαπλασιασμό, χρησιμοποιείται ο αθροιστής.
- 2) Συνάρτηση ενεργοποίησης: από αυτή διέρχεται η έξοδος του αθροιστή που αναφέρθηκε ακριβώς παραπάνω.
- 3) Κατώφλι θ_k : Επιπλέον παράμετρος για την ευελιξία του ΤΝΔ.



Εικόνα 41 - Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Μια ειδική θέση στην ιστορική διαδρομή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, αποτελεί το πρώτο νευρωνικό δίκτυο που περιγράφηκε αλγοριθμικά και που ονομάστηκε Perceptron.

Το δίκτυο αυτό αποτελείται από δύο επίπεδα. Το πρώτο δεν περιέχει νευρώνες εν αντιθέσει με το δεύτερο που περιέχει νευρώνες και ουσιαστικά αποτελεί την έξοδο του δικτύου.



Εικόνα 42'- Παράδειγμα Perceptron

Στόχος του συγκεκριμένου νευρωνικού δικτύου είναι να δέχεται τις εισόδους και να τις κατατάσει στις αντίστοιχες κατηγορίες. Πίσω από το perceptron βρίσκεται ο εξής αλγόριθμος:

$$\bar{w}_j(n+1) = \begin{cases} \bar{w}_j(n) & \text{όταν η } y_j \text{ είναι σωστή} \\ \bar{w}_j(n) - \eta(n)\bar{x}_j(n) & \text{όταν } y_j = 1, \text{ ενώ θα έπρεπε να είναι } 0 \\ \bar{w}_j(n) + \eta(n)\bar{x}_j(n) & \text{όταν } y_j = 0, \text{ ενώ θα έπρεπε να είναι } 1 \end{cases}$$

Όπου x το διάνυσμα εισόδου, Y το διάνυσμα εξόδου και w τα βάρη.

Ουσιαστικά, το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται να παράγει εξόδους και να κατηγοριοποιεί τα δεδομένα.

Εδώ να σημειωθεί ότι ένας Perceptron χρησιμοποιεί συνήθως τη βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης όπως φάνηκε στον προηγούμενο τύπο. Ο σκοπός όμως έστω και του απλού Perceptron είναι η εκπαίδευση. Πώς εκπαιδεύεται λοιπόν ένας Perceptron;

Καταρχάς, ο perceptron χρησιμοποιείται για προβλήματα που οι κατηγορίες ταξινόμησης είναι δύο (1 και -1). Πριν αρχίσει η εκπαίδευση του θα πρέπει να οριστεί το διαχωριστικό υπερεπίπεδο.

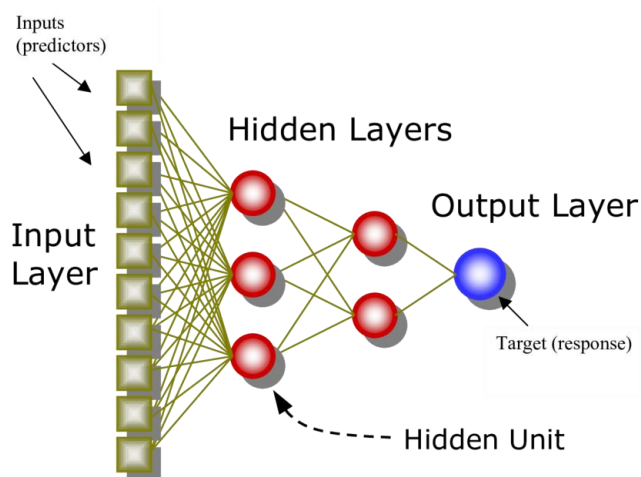
Το υπερεπίπεδο ορίζεται από την εξίσωση: $\sum_{i=1}^d w_i x_i + w_0 = 0$ όπου w_i είναι τα βάρη και x_i είναι τα σημεία στο χώρο.

Και ορίζεται ως $H(w)$. Το υπερεπίπεδο χωρίζει το χώρο σε δύο ημιχώρους. Στον έναν η βηματική συνάρτηση $u(t) > 0$ και στον άλλον ημιχώρο $u(t) < 0$.

Στη συνέχεια, και αφού ορίστηκε το υπερεπίπεδο αρχίζει η μάθηση του νευρώνα που ουσιαστικά βασίζεται στη μεταβολή των βαρών που οδηγούν στη μεταβολή της θέσης του υπερεπιπέδου.

Επειδή ένας αισθητήρας Perceptron , παρότι είναι ιστορικός , παρόλα αυτά δεν μπορεί να υποστηρίξει αρκετές λειτουργίες οι οποίες σχετίζονται με λογικές πύλες Boole. Για αυτό αναπτύχθηκε και εξελίχθηκε στον πλέον διαδεδομένο αλγόριθμο ης μάθησης με επίβλεψη που είναι ο Πολυεπίπεδος Perceptron ή αλλιώς όπως είναι γνωστός MultiLayer Perceptron (MLP).

Η διαφορά του MLP με τον απλό perceptron είναι ότι ανάμεσα στις εισόδους και στην έξοδο υπάρχουν περισσότερα του ενός άλλα επίπεδα τα οποία και ονομάζονται κρυφά επίπεδα (Hidden Layers).[47]



Εικόνα 43- MultiLayer Perceptron

Ο αριθμός των κρυφών επιπέδων δίνει το βάθος του νευρωνικού δικτύου, με άμεσο αποτέλεσμα να μην υπάρχει κάποιο φράγμα στην αρίθμηση των κρυμμένων επιπέδων. Κάθε κρυφό επίπεδο αποτελεί τη σύνδεση δύο αντίστοιχων νευρώνων και μόνο αυτών. Δεν μπορούν να συνδεθούν νευρώνες οι οποίοι δεν βρίσκονται σε διαδοχικά επίπεδα. Επομένως, η είσοδος κάθε νευρώνα είναι η έξοδος του προηγούμενου νευρώνα. Η έξοδος κάποιου i -ου επιπέδου αποτελεί το εσωτερικό γινόμενο μεταξύ του διανύσματος εξόδου του προηγούμενου σε συνδυασμό με τα βάρη w του τρέχοντος καθώς προστίθεται ένα επιπλέον διάνυσμα b_i : [26]

$$y_i = f(W_i y_{i-1} + b_i)$$

4.4.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης αποτελούν τον πιο επιτυχημένο και ευρύ διαδεδομένο αλγόριθμο κατηγοριοποίησης που ανήκει στην μάθηση με επίβλεψη. Η βασική ιδέα των μηχανών είναι ουσιαστικά η γραμμική κατηγοριοποίηση των δεδομένων. Και αυτή η κατηγοριοποίηση βασίζεται στην εύρεση βέλτιστου υπερεπιπέδου.

Βέβαια, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης δεν σταματούν ακόμα και όταν τα δεδομένα δεν μπορούν να κατηγοριοποιηθούν γραμμικά. Η διαδικασία που συμβαίνει εκείνη τη στιγμή, είναι η προσπάθεια να μεταφερθούν τα δεδομένα σε μεγαλύτερη διάσταση έτσι ώστε να είναι δυνατή η γραμμική κατηγοριοποίησή τους.

Γενικότερα, ο αλγόριθμος στηρίζεται σε διανύσματα και εάν οι κλάσεις κατηγοριοποίησης είναι περισσότερες τότε θα χρειαστεί και περισσότερα διανύσματα

Έστω δηλαδή ένα σύνολο δεδομένων (x_i, y_i) με $i=1,2,3,\dots$ καθώς και $x_i \in R$ και $y_i \in \{-1, +1\}$ έτσι ώστε $+1$ να ανήκει στην πρώτη κλάση και -1 να ανήκει στην δεύτερη κλάση. Στόχος είναι η ύπαρξη ενός ταξινομητή $y=f(x,a)$ όπου a οι παράμετροι της συνάρτησης έτσι ώστε το αποτέλεσμα της $f > 0$ για $+1$ και < 0 για -1 . [45]

Τέλος, οι τομείς που βρίσκουν άμεση εφαρμογή οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι:

- Στο τομέα της πληροφορικής που σχετίζεται με την αναγνώριση προτύπων. Όπου πρότυπα μπορεί να είναι εικόνα, γραφικός χαρακτήρας ακόμα και αναγνώριση προσώπων. Σε αυτές τις περιπτώσεις τα διανύσματα ανήκουν στον R^{n^2} .
- Στην ιατρική, όπου με βάση τα συμπτώματα του, μπορούν να διανύσματα να τα κατηγοριοποιήσουν σε μια συγκεκριμένη ασθένεια
- Καθώς και στα χρηματοοικονομικά έτσι ώστε να αποφανθούν για τη χορήγηση ενός δανείου ή όχι εξαρτώμενο από πολλές παραμέτρους όπως πχ το εισόδημα του.

[27]

4.4.4 Δένδρα Απόφασης – (Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)

Τα δέντρα απόφασης, όπως προαναφέρθηκαν σε προηγούμενη παράγραφο, αποτελούν μια μέθοδο ταξινόμησης στην μάθηση με επίβλεψη. Τα δέντρα απόφασης αποτελούνται από εσωτερικούς κόμβους και από τα φύλλα τους στα οποία και καταλήγουν οι κανόνες ταξινόμησης.

Έτσι , λοιπόν, εάν θέλουμε να κατατάξουμε ένα δεδομένο θα πρέπει να ακολουθήσουμε τη πορεία από τη ρίζα μέχρι το φύλλο.

Για τα δέντρα απόφασης έχουν αναπτυχθεί αρκετοί αλγόριθμοι με σκοπό να καταλήξουν σε μια απόφαση βασιζόμενοι σε ένα σύνολο δεδομένων. Επίσης , αυτοί οι αλγόριθμοι δέχονται επιπλέον παραμέτρους όπως πχ η ελαχιστοποίηση των κόμβων των δέντρων.

Έχουν προταθεί και χρησιμοποιηθεί αρκετοί τέτοιο αλγόριθμοι , στην εργασία την παρούσα θα χρησιμοποιηθεί ο C4.5. Για να γίνει κατανοητός, θα πρέπει να επεξηγηθεί ο πρόγονος του, ο αλγόριθμος IDE. Να σημειωθεί και ότι και οι δύο αυτοί αλγόριθμοι αποτελούν επίτευμα του ίδιου ατόμου του Quinlan ο ένας το 1986 και ο άλλος το 1993.

✚ **Ο Αλγόριθμος IDE:** Ο αλγόριθμος αυτός βασίζεται στην ιδέα ότι θα πρέπει για να κατασκευαστεί ένας νέος κόμβος του δέντρου απόφασης, θα πρέπει να ληφθεί υπόψη το κέρδος της πληροφορίας κάθε φορά για κάθε παράμετρο που χρησιμοποιείται και θα επιλέγεται αυτή με τη μεγαλύτερη τιμή.

Παρακάτω , παρουσιάζεται ο αλγόριθμος IDE , ο οποίος ουσιαστικά δέχεται ένα σύνολο δεδομένων και θα εξάγει το τελικό δέντρο απόφασης.

```
1.  $s \leftarrow \text{BestSplit}(D)$ 
2. if  $s \neq \perp$  then /* a split has been returned */
   a.  $\{D_1, \dots, D_n\} \leftarrow s(D)$  (split node  $N$ )
   b. for  $i = 1, \dots, n$  do
       $N_i \leftarrow \text{CommonDTRec}(D_i, \text{BestSplit})$ 
   c.  $\text{Children} \leftarrow (N_1, \dots, N_n)$ 
   else
       $\text{Children} \leftarrow \perp$ 
3. return  $(D, s, \text{Children})$ 
```

Εικόνα 44 - ο Αλγόριθμος IDE

Στον παραπάνω αλγόριθμο , για τον διαχωρισμό των κόμβων βασίζεται στην εντροπία., της οποίας ο τύπος δίνεται :

$$I_E(D) = H_C(D) = -\sum_{c \in \Theta} P(c/D) \log_2 P(c/D)$$

Συγκεκριμένα , υπάρχει η εξής εξίσωση:

$$\Delta I(s, D) = I(D) - \sum_{i=1}^k \frac{|D_i|}{|D|} I(D_i)$$

Όπου S είναι ο διαχωρισμός και D το σύνολο των δεδομένων το οποίο και πρέπει να διασπαστεί στα D1, D2..Dn (α) και ο συνδυασμός των παραπάνω τύπων μας δίνει αυτό που είναι γνωστό ως κριτήριο πληροφοριακού κέρδους που είναι και εκεί που βασίζεται ο συγκεκριμένος αλγόριθμος.

$$IG(s, D) = \Delta I(s, D)$$

Ο οποίος με διάφορες εφαρμογές τύπων πιθανοτήτων για κάθε εσωτερικό κόμβο N , παράγεται ο εξής τύπος:

$$IG = \log n + \frac{1}{n} \left(- \sum_c n_c \log n_c - \sum_p n^p \log n^p + \sum_p \sum_c n c^p \log n_c^p \right)$$

Βασισζόμενος σε αυτόν τον αλγόριθμο, ο Quinlan το 1993 πρότεινε τον αλγόριθμο C4.5

🚦 Ο αλγόριθμος C4.5: Ο αλγόριθμος αυτός ουσιαστικά πρόκειται για βελτιστοποίηση του IDE στο κριτήριο του διαχωρισμού. Καθώς επίσης υποστηρίζονται πια και αριθμητικά δεδομένα. Εισάγεται ένας νέος όρος , η αναλογία του πληροφοριακού κέρδους για την εξάλειψη γνωρισμάτων με μεγάλο πλήθος τιμών.

$$GainRatio(S, A) = \frac{Information\ Gain\ (S, A)}{Entropy(S, A)}$$

Ή αλλιώς με τη μορφή σχέσεων:

$$\Delta I(s, D) = \frac{\Delta I_E(s, D)}{SI(s, D)}$$

Και η εντροπία δίνεται από τον τύπο:

$$s(D) = (D_1, \dots, D_n): SI(s, D) = - \sum_i p_i \log p_i, \left(p = \frac{|D_i|}{|D|} \right)$$

[27,46]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο: Αποτελέσματα Πειράματος

5.1 Μέτρα αξιολόγησης

Στο πείραμα που πραγματοποιήθηκε για τη σύνταξη της συγκεκριμένης εργασίας και να για να μπορέσουν να ταξινομηθούν τα δεδομένα χρησιμοποιούνται κάποια μέτρα αξιολόγησης.

- Kappa Statistic: Είναι ουσιαστικά η πιθανότητα των παρατηρούμενων αποτελεσμάτων να είναι ίδια με τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, θα λάβει τιμές στο διάστημα $[-1,1]$. Εάν ο αριθμός που θα προκύψει ξεπερνάει το 0.5 τότε η πιθανότητα να συγκλίνουν οι δυο τιμές είναι μεγάλες.
- Μέσο απόλυτο σφάλμα (mean absolute error) : Σε κάθε μέτρηση και σε κάθε πείραμα υπάρχει η πιθανότητα λάθους και αυτό το μέγεθος μετράει αυτήν την πιθανότητα.
- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (root mean squared error): Στατιστικό μέγεθος το οποίο είναι πιο ακριβές από το παραπάνω μέγεθος και συναντάται ευρέως σε τέτοιους είδους πειράματα
- Ακρίβεια (Accuracy): Ουσιαστικά η αναλογία σωστών προβλέψεων

5.2. Αποτελέσματα ανά αλγόριθμο

Στο προηγούμενο κεφάλαιο, έγινε εκτενής αναφορά στους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιούνται καθώς επίσης και περιγραφή τους για το πώς λειτουργούν και τι εξάγουν.

Στο πείραμα της παρούσας εργασίας, καταγράφονται τα δεδομένα από το ΗΕΓ για την αίσθηση του ιλίγγου και του αισθήματος του φόβου. Όπως προαναφέρθηκε, με τη βοήθεια του OpenVibe και των αυτοματοποιημένων διαδικασιών (δηλαδή στατιστικών και όχι μόνο επεξεργασιών) λαμβάνονται τα αποτελέσματα κατά αλγόριθμο. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις παρακάτω σελίδες.

5.2.1 Linear Discriminant Analysis (LDA)

Στις προηγούμενες σελίδες αναφέρθηκε η έννοια της κατηγοριοποίησης, δηλαδή , για κάποια δεδομένα σε ποια κλάση ανήκουν. Εδώ οι κλάσεις μας αποτελούν τα μήκη κύματος του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ο LDA έδωσε τα παρακάτω αποτελέσματα:

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

Correctly Classified Instances      1388           97.1989 %
Incorrectly Classified Instances     40           2.8011 %
Kappa statistic                     0.9627
Mean absolute error                  0.0164
Root mean squared error              0.1064
Relative absolute error              4.3832 %
Root relative squared error          24.5692 %
Total Number of Instances           1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,952    0,005    0,986     0,952    0,969      0,959    0,996     0,994     1
                0,964    0,011    0,966     0,964    0,965      0,953    0,995     0,991     2
                0,989    0,018    0,949     0,989    0,968      0,958    0,996     0,976     3
                0,983    0,004    0,989     0,983    0,986      0,981    1,000     0,999     4
Weighted Avg.   0,972    0,009    0,972     0,972    0,972      0,963    0,997     0,990

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
340  7  6  4 |  a = 1
  0 344 13  0 |  b = 2
  0  4 353  0 |  c = 3
  5  1  0 351 |  d = 4
```

Εικόνα 45 - Αποτελέσματα LDA χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών

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

Correctly Classified Instances      1392           97.479 %
Incorrectly Classified Instances     36           2.521 %
Kappa statistic                     0.9664
Mean absolute error                  0.0121
Root mean squared error              0.1011
Relative absolute error              3.237 %
Root relative squared error          23.339 %
Total Number of Instances           1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,958    0,005    0,986     0,958    0,972      0,962    0,995     0,992     1
                0,975    0,010    0,969     0,975    0,972      0,963    0,996     0,983     2
                0,986    0,011    0,967     0,986    0,976      0,969    0,995     0,979     3
                0,980    0,007    0,978     0,980    0,979      0,972    0,997     0,995     4
Weighted Avg.   0,975    0,008    0,975     0,975    0,975      0,966    0,996     0,987

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
342  4  3  8 |  a = 1
  0 348  9  0 |  b = 2
  0  5 352  0 |  c = 3
  5  2  0 350 |  d = 4
```

Εικόνα 46 -Αποτελέσματα LDA με επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.2. Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)

Τα νευρωνικά δίκτυα και ειδικά ο MultiLayer Perceptron που θεωρείται το αρχικό και «ιστορικό» νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκαν και στο παρόν πείραμα και τα αποτελέσματα φαίνονται παρακάτω:

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

Correctly Classified Instances      1403          98.2493 %
Incorrectly Classified Instances     25          1.7507 %
Kappa statistic                    0.9767
Mean absolute error                 0.0108
Root mean squared error             0.0847
Relative absolute error             2.8795 %
Root relative squared error        19.5658 %
Total Number of Instances         1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,980    0,011    0,967     0,980    0,974      0,965    0,997     0,996     1
          0,986    0,007    0,978     0,986    0,982      0,976    0,999     0,997     2
          0,983    0,001    0,997     0,983    0,990      0,987    0,999     0,984     3
          0,980    0,004    0,989     0,980    0,985      0,979    1,000     0,999     4
Weighted Avg.    0,982    0,006    0,983     0,982    0,983      0,977    0,999     0,994

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
350  3  1  3 |  a = 1
  4 352  0  1 |  b = 2
  1  5 351  0 |  c = 3
  7  0  0 350 |  d = 4
```

Εικόνα 47 - Αποτελέσματα MLP χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών

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

Correctly Classified Instances      1416          99.1597 %
Incorrectly Classified Instances     12          0.8403 %
Kappa statistic                    0.9888
Mean absolute error                 0.0069
Root mean squared error             0.0637
Relative absolute error             1.8317 %
Root relative squared error        14.7209 %
Total Number of Instances         1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,989    0,004    0,989     0,989    0,989      0,985    1,000     0,999     1
          0,994    0,003    0,992     0,994    0,993      0,991    0,999     0,998     2
          0,994    0,002    0,994     0,994    0,994      0,993    1,000     0,999     3
          0,989    0,003    0,992     0,989    0,990      0,987    1,000     0,999     4
Weighted Avg.    0,992    0,003    0,992     0,992    0,992      0,989    1,000     0,999

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
353  1  1  2 |  a = 1
  0 355  1  1 |  b = 2
  0  2 355  0 |  c = 3
  4  0  0 353 |  d = 4
```

Εικόνα 48 - Αποτελέσματα MLP με επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM)

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM) αναφέρθηκε ότι είναι από τους πιο διαδεδομένους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης σε μάθηση με επίβλεψη. Έτσι, λοιπόν, δεν θα μπορούσε να μην χρησιμοποιηθεί από το συγκεκριμένο πείραμα και τα αποτελέσματα είναι τα παρακάτω:

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

Correctly Classified Instances      1382          96.7787 %
Incorrectly Classified Instances    46           3.2213 %
Kappa statistic                    0.957
Mean absolute error                 0.253
Root mean squared error             0.3165
Relative absolute error             67.4755 %
Root relative squared error         73.0839 %
Total Number of Instances          1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,964   0,008   0,975     0,964   0,969     0,959   0,985     0,955     1
                0,933   0,006   0,982     0,933   0,957     0,944   0,980     0,945     2
                0,994   0,024   0,932     0,994   0,962     0,950   0,987     0,930     3
                0,980   0,005   0,986     0,980   0,983     0,978   0,995     0,978     4
Weighted Avg.   0,968   0,011   0,969     0,968   0,968     0,957   0,987     0,952

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
344  5  4  4 |  a = 1
 1 333 22  1 |  b = 2
 1  1 355  0 |  c = 3
 7  0  0 350 |  d = 4
```

Εικόνα 49 - Αποτελέσματα SVM χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών

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

Correctly Classified Instances      1404          98.3193 %
Incorrectly Classified Instances    24           1.6807 %
Kappa statistic                    0.9776
Mean absolute error                 0.2516
Root mean squared error             0.3133
Relative absolute error             67.0864 %
Root relative squared error         72.3563 %
Total Number of Instances          1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,983   0,008   0,975     0,983   0,979     0,972   0,993     0,971     1
                0,975   0,005   0,986     0,975   0,980     0,974   0,988     0,970     2
                0,994   0,007   0,981     0,994   0,987     0,983   0,996     0,979     3
                0,980   0,003   0,992     0,980   0,986     0,981   0,996     0,983     4
Weighted Avg.   0,983   0,006   0,983     0,983   0,983     0,978   0,993     0,976

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
351  3  1  2 |  a = 1
 2 348  6  1 |  b = 2
 1  1 355  0 |  c = 3
 6  1  0 350 |  d = 4
```

Εικόνα 50 - Αποτελέσματα SVM με επιλογή χαρακτηριστικών

5.3.4 Δέντρα Απόφασης (DT)

Τα δέντρα Απόφασης (Decision Tree – DT) που τα φύλλα τους αποτελούν κανόνες ταξινόμησης εφαρμόστηκαν και στο παρόν πείραμα. Τα αποτελέσματα είναι παρακάτω:

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

Correctly Classified Instances      1351          94.6078 %
Incorrectly Classified Instances    77           5.3922 %
Kappa statistic                    0.9281
Mean absolute error                 0.03
Root mean squared error             0.1625
Relative absolute error             8.0118 %
Root relative squared error         37.5261 %
Total Number of Instances          1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,938   0,031   0,910    0,938   0,924     0,899   0,953    0,875    1
          0,950   0,015   0,955    0,950   0,952     0,936   0,968    0,937    2
          0,958   0,012   0,963    0,958   0,961     0,948   0,976    0,918    3
          0,938   0,014   0,957    0,938   0,948     0,931   0,966    0,918    4
Weighted Avg.   0,946   0,018   0,946    0,946   0,946     0,928   0,966    0,912

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
335  5  4 13 |  a = 1
  9 339  8  1 |  b = 2
  6  8 342  1 |  c = 3
 18  3  1 335 |  d = 4
```

Εικόνα 51 - Αποτελέσματα DT χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών

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

Correctly Classified Instances      1343          94.0476 %
Incorrectly Classified Instances    85           5.9524 %
Kappa statistic                    0.9206
Mean absolute error                 0.0323
Root mean squared error             0.1705
Relative absolute error             8.6116 %
Root relative squared error         39.3777 %
Total Number of Instances          1428

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,916   0,027   0,919    0,916   0,917     0,890   0,940    0,839    1
          0,944   0,018   0,947    0,944   0,945     0,927   0,957    0,915    2
          0,961   0,013   0,961    0,961   0,961     0,948   0,976    0,927    3
          0,941   0,021   0,936    0,941   0,939     0,918   0,967    0,905    4
Weighted Avg.   0,940   0,020   0,940    0,940   0,940     0,921   0,960    0,897

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  <-- classified as
327  6  4 20 |  a = 1
  9 337  8  3 |  b = 2
  5  9 343  0 |  c = 3
 15  4  2 336 |  d = 4
```

Εικόνα 52 - Αποτελέσματα DT με επιλογή χαρακτηριστικών

Παρακάτω παρουσιάζεται ο συγκεντρωτικός πίνακας με τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα ακρίβειας για κάθε διαφορετικό αλγόριθμο παρουσιάζονται σε ξεχωριστές στήλες του πίνακα, ενώ στις δύο γραμμές του πίνακα φαίνονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης με και χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών.

Αλγόριθμός Ταξινόμησης				
Ακρίβεια (Accuracy) %				
	LDA	MLP	SVM	DT
Χωρίς επιλογή Χαρακτηριστικών	97.20	98.25	96.78	94.61
Με επιλογή Χαρακτηριστικών	97.48	99.16	98.32	94.05

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6^Ο: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία έλαβε χώρα η προσομοίωση τεσσάρων σεναρίων με την βοήθεια ενός συστήματος Διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή, με εστίαση στην ταξινόμηση σημάτων και πιο συγκεκριμένα την ταξινόμηση τις επίδρασης του ιλίγγου και του συναισθήματος τρόμου σε πραγματικό χρόνο. Με σκοπό να διαχωριστούν αυτές οι καταστάσεις από τις καταστάσεις ηρεμίας λήφθηκαν σήματα των υποκειμένων με κλειστά μάτια (resting state) και με ανοιχτά μάτια χωρίς όμως κάποιο οπτικό ερέθισμα. Για να υλοποιηθεί το πείραμα χρησιμοποιήθηκε η συσκευή Emotiv Eroc+ με την βοήθεια της οποίας λήφθηκαν τα σήματα και το λογισμικό Openvibe για να εξαχθούν χαρακτηριστικά των σημάτων. Η επίτευξη του αισθήματος τρόμου και του αισθήματος του ιλίγγου πραγματοποιήθηκε με εφαρμογές Εικονικής Πραγματικότητας με την βοήθεια της συσκευής Gear VR της Samsung.

Για την ταξινόμηση των σημάτων, τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από τα σενάρια του Openvibe μετασχηματίστηκαν ώστε να εισαχθούν στο λογισμικό weka. Έγινε χρήση τεσσάρων διαφορετικών αλγορίθμων ταξινόμησης του προβλήματος τεσσάρων κλάσεων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν Γραμμική Διαχωριστική Ανάλυση (LDA), Νευρωνικό Δίκτυο, Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM) και Δένδρα Απόφασης. Όλοι οι αλγόριθμοι απέδωσαν υψηλή ακρίβεια (άνω του 94%), γεγονός που υποδεικνύει ότι τα σήματα του εγκεφάλου στις τέσσερις διαφορετικές συνθήκες είναι ιδιαίτερα διαχωρίσιμα. Συγκεκριμένα, τα αποτελέσματα του Νευρωνικού Δικτύου έφτασαν στο 98% με χρήση όλων των χαρακτηριστικών και στο 99% με επιλογή χαρακτηριστικών. Ο πιο αξιόπιστος αλγόριθμος φαίνεται να είναι οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης καθώς όπως φαίνεται από τον συγκεντρωτικό πίνακα παρουσιάζει τα υψηλότερα ποσοστά ακριβείας.

Άξιο σχολιασμού αποτελεί το γεγονός ότι και μεταξύ των κατηγορίες του τρόμου και του ιλίγγου υπάρχει ιδιαίτερη διάκριση. Σε ένα βαθμό η καταστάσεις ηρεμίας είναι αναμενόμενο να δώσουν μεγάλη διακριτική συμπεριφορά από αυτές του ιλίγγου και του τρόμου, ίσως και δεδομένης της μικρής κίνησης των ματιών που προκαλεί η παρακολούθηση των εφαρμογών εικονικής πραγματικότητας. Τέλος, δεν παρατηρείται πτώση στα ποσοστά ακρίβειας στην περίπτωση που χρησιμοποιηθούν επιλεγμένα χαρακτηριστικά και όχι όλα τα χαρακτηριστικά από όλα τα ηλεκτρόδια του εγκεφαλογραφήματος. Το γεγονός αυτό σημαίνει ότι υπάρχουν σήματα τα οποία

διατηρούν υψηλή πληροφορία και δύναται να χρησιμοποιηθούν μόνο εκείνα δίχως να πλήττεται η αξιοπιστία των πειραμάτων, ενώ ταυτοχρόνως επιτυγχάνεται η μείωση της διάστασης του προβλήματος.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1]. Ελληνική Ομάδα Νευρογκολογίας, Διαθέσιμο στον σύνδεσμο:
ADAHTTP://NEUROONCOLOGY.GR/%CE%B1%CE%BD%CE%B1%CF%84%CE%BF%CE%BC%CE%B9%CE%B1-%CF%86%CF%85%CF%83%CE%B9%CE%BF%CE%BB%CE%BF%CE%B3%CE%B9%CE%B1-%CE%BA%CE%BD%CF%83-%CE%B5%CE%B3%CE%BA%CE%B1%CF%86%CE%B1%CE%BB%CE%BF%CF%82.H
TML
- [2]. Φίλιππας Κούκος, Εθνικός Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών, Διαθέσιμο στον σύνδεσμο:HTTP://ARTEMIS.CSLAB.ECE.NTUA.GR:8080/JSPUI/BITSTREAM/123456789/17152/1/FILIPPAS_KOUKOS_THESIS.PDF
- [3]. Καραπέτσας Α.& Λαδόπουλος Ε., Μετωπιαίοι Λοβοί και Εκπαίδευση, (2008), Τεύχος ΙΓ
- [4]. G.B. Jan vale et al, Songs induced mood recognition system using EEG signals, Annals of Neuroscience, 17(2),80-84,2010
- [5]. Melis Öner and Gongzhu Hu, “Analyzing One-Channel EEG Signals for Detection of Close and Open Eyes Activities,” *Second IIAI International Conference on Advanced Applied Informatics*, 2013
- [6]. Γιάννη Α.Μ, “Ψηφιακή Επεξεργασία Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ) με χρήση του λογισμικού Openvibe,” ΠΜΣ Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής ΤΕ, Σχολής Τεχνολογικών Εφαρμογών, ΤΕΙ Ηπείρου, 2018
- [7]. Φίλιππας Ι & ΕΤ ΑΛ,
- [8]. ΓΙΑΚΟΥΜΑΚΗ Σ, «ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΨΥΧΟΛΟΓΙΑ (ΔΙΑΛΕΞΗ 4^η)», ΤΜΗΜΑ ΨΥΧΟΛΟΓΙΑΣ, ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
- [9]. HTTPS://WWW.MAXMAG.GR/PSYCHOLOGIA/METOPIEI-LOVI-KENTRO-ELEGCHOUTON-SYNESTHIMATON-TIS-SKEPSIS-KE-TIS-PROSOPIKOTITAS/
- [10]. <https://www.merckmanuals.com/professional/neurologic-disorders/function-and-dysfunction-of-the-cerebral-lobes/overview-of-cerebral-function>
- [11]. IEK-TRIPOL.ARK.SCH.GR/PSIHI1.DOC
- [12]. <http://brain-mind.med.uoc.gr/sites/default/files/Cerebellum2012for%20students.pdf>
- [13]. <https://www.iatropoli.gr/gr/%CE%B7%CE%BB%CE%B5%CE%BA%CF%84%CF%81%CE%BF%CE%B5%CE%B3%CE%BA%CE%B5%CF%86%CE%B1%CE%BB%CE%BF%CE%B3%CF%81%CE%AC%CF%86%CE%B7%CE%BC%CE%B1-%CE%B7%CE%B5%CE%B3>
- [14]. ΑΣΚΗΣΕΙΣ ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΑΣ ΙΙΙ, ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΑΣ, ΤΜΗΜΑ ΙΑΤΡΙΚΗΣ, ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ, 2010
- [15]. <http://nutricia-medical.gr/ROLOS-TWN-SINAPSEWN-STI-NOSO-ALZHEIMER/>
- [16]. ΚΑΤΣΙΚΙΝΗ Μ, ΒΙΟΗΛΕΚΤΡΙΣΜΟΣ, ΤΜΗΜΑ ΦΥΣΙΚΗΣ, ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
- [17]. <https://mentalhealthdaily.com/2014/04/11/ALPHA-BRAIN-WAVES-8-HZ-TO-12-HZ/>
- [18]. <HTTPS://BRAINWORKSNEUROTHERAPY.COM/WHAT-ARE-BRAINWAVES>
- [19]. <https://www.sciencedirect.com/topics/neuroscience/gamma-wave>
- [20]. http://psychologiein.dagorastos.net/2011/09/29/BCI3/#FOOTNOTE_1_1776

- [21]. <https://phys.org/news/2017-10-brain-computer-interface-music-composition.html>
- [22]. <https://www.analyticsindiamag.com/10-times-companies-made-inexpensive-consumer-based-bci-devices-using-eeg/>
- [23]. <https://www.hindawi.com/journals/bmri/2016/9359868/>
- [24]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877065717304104>
- [25]. https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/1239/2/Kef_13.pdf
- [26]. <https://people.revoledu.com/kardi/tutorial/LDA/Numerical%20Example.html>
- [27]. ΠΑΙΔΟΥΣΗ ΕΛΕΥΘΕΡΙΑ, ΔΕΝΤΡΑ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ, ΜΠΣ ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ * ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ & ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ, ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ, 2016
- [28]. ΚΑΡΑΠΕΤΣΑΣ Α & ΛΑΔΟΠΟΥΛΟΣ Ε, ΜΕΤΩΠΙΑΙΟΙ ΛΟΒΟΙ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ, ΤΟ ΒΗΜΑ ΤΩΝ ΚΟΙΝΩΝΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ, ΤΟΜΟΣ ΙΓ', 2008
- [29]. <https://brainworksneurotherapy.com/what-are-brainwaves>
- [30]. J.R. Wolpaw et al, Brain-Computer interface technology: A review of the first international meeting IEEE Trans. Rehab. Eng, 8(2):164-173, 2000
- [31]. Μ. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας, «Ιατρική Πληροφορική», Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016. ISBN: 978-960-603-231-8.
- [32]. K.D. Tzimourta, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis and M. Tsipouras, "Epileptic seizures classification based on long-term EEG signal Wavelet analysis," Precision Medicine Powered by pHealth and Connected Health, 165-169, 2018.
- [33]. K. D. Tzimourta, M. G. Tsipouras, N. Giannakeas, L. G. Astrakas, S. Konitsiotis and A. T. Tzallas, "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.
- [34]. A. T. Tzallas, I. Tsoulos, M. G. Tsipouras, N. Giannakeas, I. Androulidaki and E. Zaitseva, "Classification of EEG signals using feature creation produced by grammatical evolution," In *Proceeding of the 24th Telecommunications Forum (TELFOR)*, Beograd, Serbia, 2016.
- [35]. K.D. Tzimourta, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis, P. Angelidis and M.G. Tsipouras, "A robust methodology for classification of epileptic seizures in EEG signals," *Health and Technology*, 2018. <https://doi.org/10.1007/s12553-018-0265-z>
- [36]. 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.
- [37]. 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.
- [38]. N Giannakeas, DI Fotiadis, "Image processing and machine learning techniques for the segmentation of cDNA microarray images, Machine Learning: Concepts, Methodologies, Tools and Applications, 817-829, 2012.
- [39]. N Giannakeas, PS Karvelis, TP Exarchos, FG Kalatzis, DI Fotiadis, "Segmentation of microarray images using pixel classification—Comparison with clustering-based methods, "Computers in biology and medicine 43 (6), 705-716, 2013.

- [40]. A. T. Tzallas, N. Giannakeas, K. Zoulis, M. G. Tsipouras, E. Glavas, K. 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.
- [41]. K.D. Tzimourta, A. Tsilimbaris, K. Tzioukalia, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, L.G. Astrakas, N. Giannakeas, EEG-based automatic sleep stage classification, Biomed J Sci Techn Res (BJSTR), vol. 7(4), pp. 1-6, 2018.
- [42]. N Giannakeas, DI Fotiadis, "An automated method for gridding and clustering-based segmentation of cDNA microarray images," Computerized Medical Imaging and Graphics 33 (1), 40-49, 2009.
- [43]. N. Giannakeas, M.G. Tsipouras, A.T. Tzallas, K. Kyriakidi, Z.E. Tsianou, P. Manousou, A. Hall, E.C. Karvounis, V. Tsianos, E. Tsianos, " in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 3097-3100, 2015.
- [44]. Yorgos Goletsis, Themis P Exarchos, Nikolaos Giannakeas, Dimitrios I Fotiadis, "Intelligent patient profiling for diagnosis, staging and treatment selection in colon cancer," 8th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, 1-6, 2008.
- [45]. N Giannakeas, PS Karvelis, DI Fotiadis, "A classification-based segmentation of cDNA microarray images using support vector machines," in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 875-878, 2008.
- [46]. D.C. Tsouros, P.N. Smyrlis, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, "Random forests with stochastic induction of decision trees, In proc of the IEEE 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), pp. 527-531, 2018.
- [47]. V Christou, MG Tsipouras, N Giannakeas, AT Tzallas, "Hybrid Extreme Learning Machine Approach for Homogeneous Neural Networks", Neurocomputing 311, 397-412, 2018