

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



Πανεπιστήμιο
Ιωαννίνων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΟΥΡΑΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΣΥΣΚΕΥΩΝ ΔΙΕΠΑΦΗΣ
ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ**

ΣΥΓΓΡΑΦΕΑΣ: ΑΠΟΣΤΟΛΑΚΗ ΜΑΡΙΑ

10 ΕΞΑΜΗΝΟ Α.Μ 15171

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΓΙΑΝΑΚΕΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

ΑΡΤΑ 2019

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



Πανεπιστήμιο
Ιωαννίνων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΟΥΡΑΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΣΥΣΚΕΥΩΝ ΔΙΕΠΑΦΗΣ
ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ**

ΣΥΓΓΡΑΦΕΑΣ: ΑΠΟΣΤΟΛΑΚΗ ΜΑΡΙΑ

10 ΕΞΑΜΗΝΟ Α.Μ 15171

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΓΙΑΝΑΚΕΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

ΑΡΤΑ 2019

FATIGUE ASSESSMENT USING COMPUTER BRAIN COMPUTER DEVICES
AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, Σεπτέμβριος 2019

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Γιαννακέας Νικόλαος

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

2. Μέλος επιτροπής

Τζάλλας Αλέξανδρος

Επίκουρος Καθηγητής

3. Μέλος επιτροπής

Δημόπουλος Δημήτριος

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Ο Προϊστάμενος του Τμήματος

Ευριπίδης Γλαβάς,

Καθηγητής

Υπογραφή

© Επίθετο, Όνομα, έτος.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ

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.

Η συγγραφέας,

Αποστολάκη Μαρία

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω πρώτα απ'όλα το διδακτικό προσωπικό Επίσης, ευχαριστώ θερμά τον κύριο Νικόλαο Γιαννακέα ο οποίος με την καθοδήγηση του και την στήριξη του που μου έδειξε τόσο καιρό όσο έγραφα την πτυχιακή μου εργασία.

Τέλος θέλω να αναφερθώ και να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την στήριξη τους όλα αυτά τα χρόνια που μου παρείχαν και όλα όσα μου έμαθαν.

Περίληψη

Η παρούσα εργασία αφορά την αξιολόγηση της κούρασης σε πραγματικό χρόνο με χρήση συσκευών διεπαφής εγκεφάλου υπολογιστή (Brain Computer Interfaces – BCIs) αλλά και τεχνικές μάθησης. Συγκεκριμένα, το πείραμα αυτό θα είναι βασισμένο σε ποικίλες ερευνητικές αλλά και πειραματικές εργασίες, οι οποίες έχουν παρουσιαστεί στην διεθνή βιβλιογραφία και θα εκτελεστεί με την επικοινωνία BCI συσκευής με το λογισμικό επεξεργασίας σημάτων. Επίσης, με βάση τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης οι οποίοι θα εκπαιδευτούν από τα εγκεφαλογραφήματα σε διάφορες στιγμές της ημέρας (δηλαδή μετά τον πρωινό ύπνο, το μεσημέρι, αργά το βράδυ) αυτό γίνεται με σκοπό την αξιολόγηση σε τι επίπεδο βρίσκεται η κούραση με βάση τον πραγματικό χρόνο.

Λέξεις-κλειδιά: εγκεφαλος, σύστημα διεπαφής, μηχανική μάθηση

Abstract

This paper studies with real-time fatigue assessment using Brain Computer Interfaces (BCIs) as well as Machine learning techniques. Specifically, this experiment will be based on a variety of research and experimental work, which has been presented in international literature and will be performed by communicating the BCI device with the signal processing software. Also, based on the machine learning algorithms that will be trained by brain oscillographs at various times of the day (ie after bedtime, noon, late at night) this is done to assess the level of fatigue based on the actual time.

Keywords: brain, interfaces, mechanical learning

Περιεχόμενα

1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος.....	12
1.1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος.....	12
1.2. Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)	14
1.3. Επιδράσεις της κόπωσης στην διαύγεια του εγκεφάλου	18
2. Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή (BCIs)	20
2.1 Ορισμός Εφαρμογές.....	20
2.2 Τέστς που χρησιμοποιούνται	22
3. Υποδομή	26
3.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv, Flex)	26
3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe	28
3.3 Το Λογισμικό Weka για εξόρυξη Δεδομένων	30
4. Μεθοδολογία.....	34
4.1 Μηχανική μάθηση και data mining	34
4.2 Σύνολο δεδομένων	37
4.3 Εξαγωγή των Χαρακτηριστικών.....	37
4.4 Μέθοδοι ταξινόμησης	38
5. Αποτελέσματα.....	45
5.1 Μέτρα αξιολόγησης	45
5.2 Αποτελέσματα ανά αλγόριθμο.....	46
6. Συμπεράσματα	51
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	52

Κατάλογος Εικόνων

ΕΙΚΟΝΑ 1 Ο ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ	13
ΕΙΚΟΝΑ 2 ΆΠΟΨΗ ΤΟΥ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΚΑΙ ΤΩΝ ΤΜΗΜΑΤΩΝ ΤΟΥ	13
ΕΙΚΟΝΑ 3 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	15
ΕΙΚΟΝΑ 4 ΤΟ ΔΙΕΘΝΕΣ ΣΥΣΤΗΜΑ 10-20	16
ΕΙΚΟΝΑ 5 ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ	16
ΕΙΚΟΝΑ 6 ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΚΑΙ ΘΕΣΕΙΣ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΣΤΟ ΔΙΕΘΝΕΣ ΣΥΣΤΗΜΑ 10-20	17
ΕΙΚΟΝΑ 7 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΡΥΘΜΟΙ ΤΟΥ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ	18
ΕΙΚΟΝΑ 8 ΜΟΝΤΕΛΟ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ	19
ΕΙΚΟΝΑ 9 ΔΙΕΠΑΦΗ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ - ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ	21
ΕΙΚΟΝΑ 10 ΔΙΕΠΑΦΗ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ- ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΜΕ ΤΗΝ ΣΥΣΚΕΥΗ	22
ΕΙΚΟΝΑ 11 ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΜΕ ΤΗ ΣΥΣΚΕΥΗ	23
ΕΙΚΟΝΑ 12 ΣΗΜΑΤΑ ΠΟΥ ΔΙΑΔΙΔΕΙ Ο ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΗΝ ΣΥΣΚΕΥΗ	24
ΕΙΚΟΝΑ 13 ΣΥΣΚΕΥΗ ΕΜΟΤΙΒ	26
ΕΙΚΟΝΑ 14 Η ΣΥΣΚΕΥΗ ΕΜΟΤΙΒ ΕΡΟΣ+	27
ΕΙΚΟΝΑ 15 Η ΣΥΣΚΕΥΗ ΕΜΟΤΙΒ ΕΡΟΣ+ ΑΠΟ ΤΗΝ ΜΠΡΟΣΤΙΝΗ ΟΨΗ	27
ΕΙΚΟΝΑ 16 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΧΡΗΣΤΗ/ΠΑΙΚΤΗ ΣΤΗΝ ΑΝΑΠΑΡΑΓΩΓΗ ΚΙΝΗΣΕΩΝ ΠΑΙΧΝΙΔΙΟΥ	28
ΕΙΚΟΝΑ 17 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΑΡΧΙΚΟΥ ΠΑΡΑΘΥΡΟΥ ΟΡΕΝVIBE	29
ΕΙΚΟΝΑ 18 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΠΑΡΑΘΥΡΟΥ ΤΟΥ EXPLORER ΣΤΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΤΟΥ WEKA	31
ΕΙΚΟΝΑ 19 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΠΑΡΑΘΥΡΟΥ WEKA	32
ΕΙΚΟΝΑ 20 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΠΑΡΑΘΥΡΟΥ ΤΟΥ "EXPLORER" ΣΤΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ WEKA	33
ΕΙΚΟΝΑ 21 DATA MINING & ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ	34
ΕΙΚΟΝΑ 22 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΒΗΜΑΤΩΝ ΤΟΥ DATA MINING	36
ΕΙΚΟΝΑ 23 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΤΟΥ DATA MINING	36
ΕΙΚΟΝΑ 24 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΝΑΪΒΕ BAYES	39
ΕΙΚΟΝΑ 25 ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΟΣ ΤΥΠΟΣ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΝΑΪΒΕ BAYES	40
ΕΙΚΟΝΑ 26 ΤΥΠΟΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΤΟΥ ΝΑΪΒΕ BAYES	40
ΕΙΚΟΝΑ 27 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ	41
ΕΙΚΟΝΑ 28 ΠΛΗΡΗΣ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ	41
ΕΙΚΟΝΑ 29 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΜΗΧΑΝΩΝ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ (SVMS)	42
ΕΙΚΟΝΑ 30 ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΤΥΧΑΙΑ ΔΑΣΗ	44
ΕΙΚΟΝΑ 31 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ MLP ΜΕ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	46
ΕΙΚΟΝΑ 32 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ MLP ΧΩΡΙΣ ΤΗΝ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	46
ΕΙΚΟΝΑ 33 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ SVM ΜΕ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	47
ΕΙΚΟΝΑ 34 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ SVM ΧΩΡΙΣ ΤΗΝ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	47
ΕΙΚΟΝΑ 35 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ C4.5 ΜΕ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	48
ΕΙΚΟΝΑ 36 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ C4.5 ΧΩΡΙΣ ΤΗΝ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	48
ΕΙΚΟΝΑ 37 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΝΑΪΒΕ BAYES ΜΕ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	49
ΕΙΚΟΝΑ 38 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΝΑΪΒΕ BAYES ΧΩΡΙΣ ΤΗΝ ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	49

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο

1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

1.1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

Ο εγκέφαλος είναι το πιο πολύπλοκο όργανο και το πιο ογκώδες τμήμα του εγκεφάλου, το οποίο αποτελείται ένα μέρος του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (ΚΝΣ). Βρίσκεται στο μπροστινό και ανώτερο τμήμα της κρανιακής κοιλότητας, το οποίο έχει ένα διαυγές υγρό που ονομάζεται εγκεφαλονωτιαίο υγρό και επιτελεί ορισμένες λειτουργίες προστασίας τόσο φυσικές όσο και ανοσολογικές [1, 2]. Οι λειτουργίες είναι οι παρακάτω:

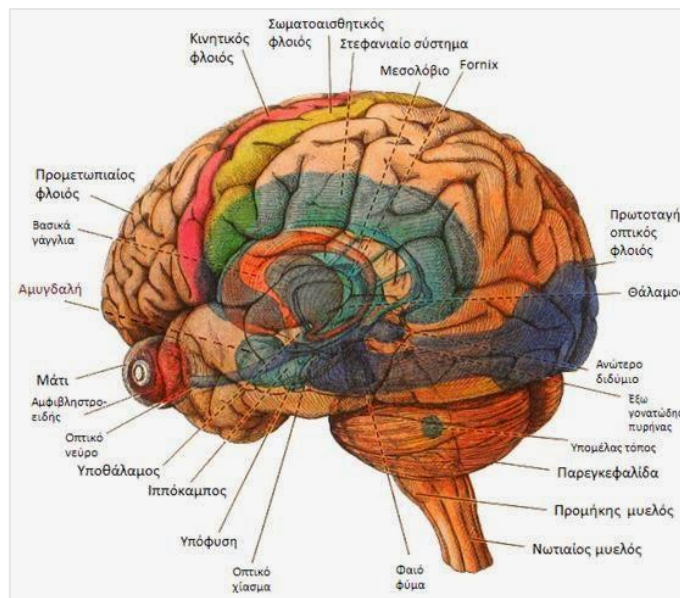
- Έλεγχος ζωτικών λειτουργιών, όπως είναι ο έλεγχος της θερμοκρασίας, αρτηριακής πίεσης, του καρδιακού ρυθμού, ύπνου, φαγητού και της αναπνοής.
- Λαμβάνει, επεξεργάζεται, ενσωματώνει και ερμηνεύει τις πληροφορίες που παίρνει από τις αισθήσεις.
- Ελέγχει τις κινήσεις του σώματος όπως είναι το περπάτημα, τρέξιμο και η ομιλία.
- Ελέγχει τις νοητικές λειτουργίες όπως για παράδειγμα είναι η μάθηση, αντίληψη, μνήμη.
- Ο εγκέφαλος είναι υπεύθυνος για τα συναισθήματα και τη συμπεριφορά του ανθρώπου [3].

Ένα μέρος του εγκεφάλου αποτελείται από φλοιώδεις και υποφλοιώδεις δομές. Ο εγκεφαλικός λοβός διαιρείται σε τέσσερις λοβούς όπως είναι: ο μετωπικός, ο βρεγματικός, κροταφικός και τέλος ο ινιακός. Συγκεκριμένα, οι λοβοί αυτοί χωρίζονται σε δυο ημισφαίρια: το δεξί και το αριστερό. Οι υποφλοιώδεις δομές αναφέρονται στις δομές τις οποίες βρίσκονται κάτω από τον εγκεφαλικό φλοιό όπως είναι ο μεσολόβιος ο οποίος συνδέει τα δυο ημισφαίρια, ο θάλαμος, τα γάγγλια, η αμυγδαλή, ο ιππόκαμπος και οι θηλοειδούς προεξοχής φορείς [1, 3].



Εικόνα 1 Ο Ανθρώπινος εγκέφαλος

Το επόμενο μεγαλύτερο όργανο του εγκεφάλου είναι η παραγκεφαλίτιδα, η οποία βρίσκεται στο πίσω μέρος του εγκεφάλου όπου εμπλέκεται και είναι υπεύθυνη για τον ορθοστατικό έλεγχο και την κυκλοφορία. Φυσικά, εκτελεί ορισμένες γνωστικές λειτουργίες. Ο υποθάλαμος και η υπόφυση είναι και οι δυο υπεύθυνοι για τις σπλαχνικές λειτουργίες του ανθρώπινου σώματος. Επιπρόσθετα, η επίφυση είναι υπεύθυνη για το συγχρονισμό της απελευθέρωσης της μελατονίνης ορμόνης και τη ρύθμιση του ύπνου ή της εγρήγορσης το οποίο συντονίζεται με το οπτικό χιάσμα. Τέλος, το εγκεφαλικό στέλεχος περιέχεται από το νωτιαίο μυελό, το μυελό, την προεξοχή και τον μεσεγκέφαλο.



Εικόνα 2 Άποψη του εγκεφάλου και των τμημάτων του

1.2. Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)

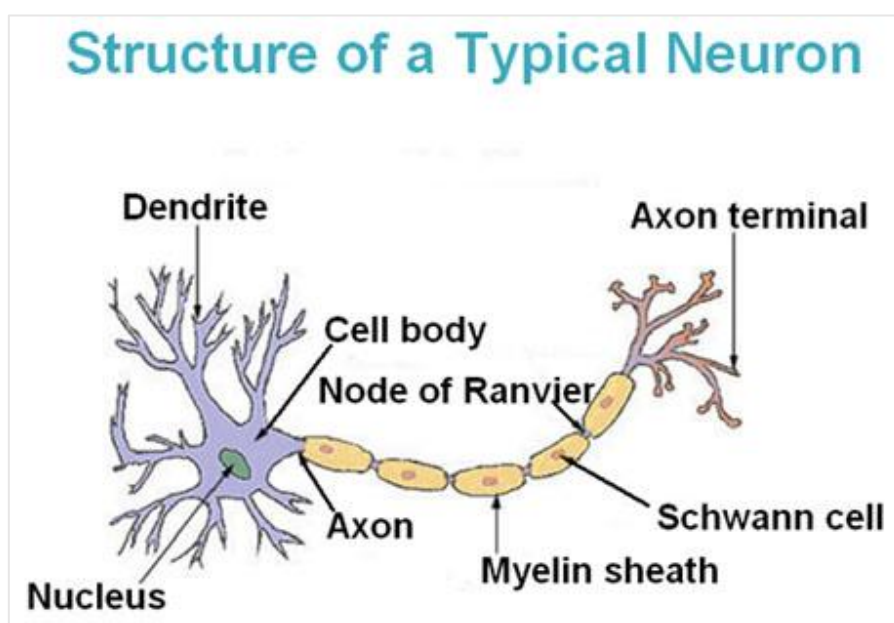
Ο πρώτος επιστήμονας που ξεκίνησε τις μελέτες οι οποίες αφορούσαν την ηλεκτρική φύση του εγκεφάλου ήταν ο Richard Caton. Για πρώτη φορά το 1875 ανέφερε στην έκθεσή του ότι είχε χρησιμοποιήσει με τη βοήθεια γαλβανομέτρου έτσι ώστε να παρατηρήσει ερεθίσματα στην επιφάνεια των εγκεφάλων σε πειραματόζωα. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Η διαδικασία που θα ακολουθήσει την καταγραφή αυτή θα την δούμε παρακάτω πιο αναλυτικά. Μάλιστα, μετά από 50 χρόνια το 1924 ο Hans Berger παρουσίασε τα πρώτα αποτελέσματα του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε ζωντανό άνθρωπο [4]. Έπειτα από πολλά χρόνια, το ΗΕΓ είχε αναγνωριστεί από ερευνητές ως το βασικό εργαλείο για τη διάγνωση των δυσλειτουργιών του εγκεφάλου.

Αναφορικά, ο ανθρώπινος εγκέφαλος παράγει συγκεκριμένες ποσότητες του ηλεκτρισμού που ανιχνεύονται από μια ειδική εφαρμογή ηλεκτροδίων που βρίσκεται στο κρανίο. Τέλος, η καταγραφή αυτή των σημάτων γίνεται με τη βοήθεια ειδικού και συγκεκριμένα νευρολόγου όπου θα γίνει η διάγνωση βλαβών και διάφορων παθήσεων του ανθρώπινου εγκεφάλου [1] [3].

1.2.1. Τρόποι καταγραφής του ΗΕΓ

Όπως αναφέρθηκε και πιο πάνω η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του ανθρώπινου εγκεφάλου ονομάζεται ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Το ΗΕΓ καταγράφει την εγκεφαλική δραστηριότητα του ανθρώπινου εγκεφάλου και είναι ένα από τα πιο σημαντικά εργαλεία για την ανίχνευση της επιληψίας [5, 6, 7, 8]. Συγχρονες μελέτες δε αξιοποιούν την καταγραφή του ΗΕΓ για την διάγνωση της νόσου του Alzheimer [9, 10] Φυσικά αυτό γίνεται με τη βοήθεια ηλεκτροδίων τα οποία τοποθετούνται ή στην εσωτερική δομή του εγκεφάλου ή στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του ανθρώπινου κρανίου ή με τη βοήθεια αισθητήρων. Τα ηλεκτρόδια που χρησιμοποιούνται στο ΗΕΓ είναι μεταλλικοί δίσκοι με διάμετρο 5 έως 10 mm οι οποίοι συνήθως αποτελούνται από κράμα αργύρου και χλωριδίου του αργύρου. Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται πάνω στο κρανίο με τη βοήθεια μιας κολλώδους ουσίας ή με τη βοήθεια ενός μικρού δακτυλίου [5]. Επίσης, ο εγκέφαλος αποτελείται από νευρικά κύτταρα εκ των οποίων είναι και οι νευρώνες. Οι νευρώνες αποτελούνται από

τα δομικά στοιχεία που ονομάζονται δενδρίτες οι οποίοι λαμβάνουν τις πληροφορίες από άλλα νευρικά κύτταρα. Ο κάθε νευρώνας, έχει ως είσοδο πληροφορίες μέσω των δενδριτών. Η έξοδος των πληροφοριών του κάθε νευρώνα υπάρχει ένας άξονας ο οποίος συνδέεται με τις απολήξεις οι οποίες θα συνδεθούν με τους άλλους νευρώνες. Άρα, η κάθε λειτουργία του νευρώνα θεωρείται ανταλλαγή πληροφοριών φυσικά με άλλα νευρικά κύτταρα. Πρώτα από όλα είναι ο δενδρίτης που αφορά την είσοδο των διάφορων πληροφοριών από την μετασυναπτική μεμβράνη. Ο νευροάξονας είναι η διέλευση των πληροφοριών του κάθε νευρώνα. Τέλος, οι νευρικές απολήξεις οι οποίες αφορούν την μετάδοση της πληροφορίας του συγκεκριμένου νευρώνα με σκοπό την παραλαβή από το διπλανό κύτταρο του νευρώνα. Αυτό επιτυγχάνεται με τη βοήθεια της προσυναπτικής μεμβράνης [9].

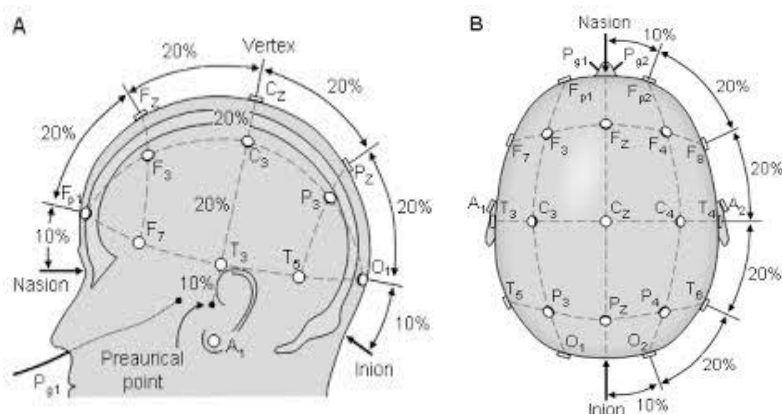


Εικόνα 3 Απεικόνιση του νευρωνικού συστήματος

Το ρεύμα των ιόντων ενός ανθρώπινου οργανισμού , μετατρέπεται σε ρεύμα ηλεκτρονίων με τη βοήθεια ηλεκτροδίων. Συγκεκριμένα η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στο κεφάλι γίνεται με τη χρήση της μεθόδου που ονομάζεται <<Διεθνές Σύστημα 10-20>>

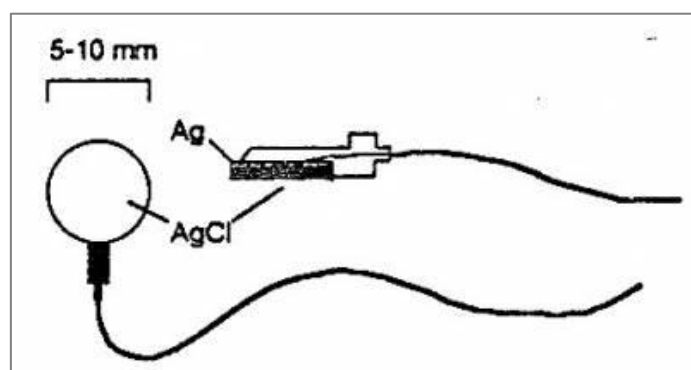
Πιο συγκεκριμένα, οι αριθμοί που περιέχονται στο Διεθνές Σύστημα συμβολίζουν τις αποστάσεις μεταξύ των αυτιών του ανθρώπου με τα ηλεκτρόδια. Αναλυτικότερα, ο αριθμός 10 του συστήματος συμβολίζει το 10% της απόστασης των αυτιών μέχρι την

απόσταση του πιο κοντινού σε αυτό ηλεκτρόδιο. Ενώ ο αριθμός 20 του συστήματος συμβολίζει το 20% της απόστασης ανάμεσα σε δυο ηλεκτρόδια. Τα ηλεκτρόδια προσαρμόζονται σύμφωνα με τις διαστάσεις του οποιοδήποτε κρανίου.



Εικόνα 4 Το Διεθνές Σύστημα 10-20

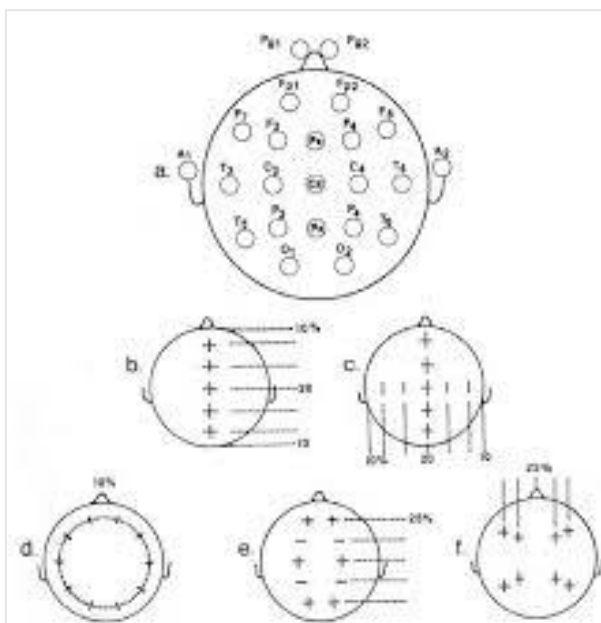
Σύμφωνα με αναφορά, η απεικόνιση της καταγραφής σημάτων ενός ΗΕΓ πρέπει να σημειωθεί ότι χρησιμοποιείται με μια γραμμή η οποία μπορεί να είναι ή ευθεία-οριζόντια, ή οι γραμμές να αποκλίνουν από το έδαφος. Φυσικά, σε συγκεκριμένη περίπτωση που η απεικόνιση είναι ισοηλεκτρική γραμμή δεν υπάρχει διέλευση του ρεύματος και τα νευρικά κύτταρα βρίσκονται σε μια κατάσταση ηρεμίας. Στην αντίθετη περίπτωση, που η απεικόνιση με τη μορφή αρμάτων το ρεύμα περνά τη μεμβράνη των κυττάρων και τα νευρικά κύτταρα τα οποία δε βρίσκονται σε κατάσταση ηρεμίας [9].



Εικόνα 5 Ηλεκτρόδιο

Εξίσου σημαντικό είναι να αναφερθεί όπως φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα ότι, το «διεθνές σύστημα 10-20» με τοποθετημένα τα ηλεκτρόδια τα γράμματα που

υποδηλώνονται στις διάφορες περιοχές του κεφαλιού έχουν σημασιολογική σημασία. Συγκεκριμένα, το γράμμα «Α» συμβολίζει την περιοχή γύρω από τα αυτιά, το «C» είναι το κεντρικό μέρος του κεφαλιού, το «F» συμβολίζει το μετωπικό, το «O» συμβολίζει το ινιακό μέρος, το «P» συμβολίζει το βρεγματικό και τέλος το «T» συμβολίζει το κροταφικό μέρος του κεφαλιού.



Εικόνα 6 Τοποθέτηση ηλεκτροδίων και θέσεις ηλεκτροδίων στο διεθνές σύστημα 10-20

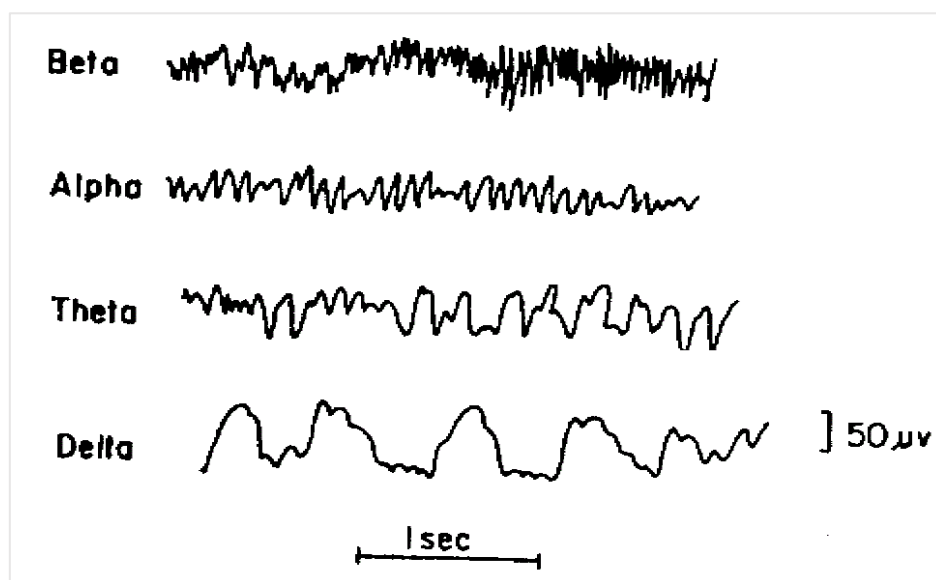
1.2.2. Οι ρυθμοί του εγκεφάλου

Τα εγκεφαλικά κύματα είναι ένα από τα αποτελέσματα της ηλεκτρικής δραστηριότητας του ανθρώπινου εγκεφάλου και καταγράφονται με τη βοήθεια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Κατά την καταγραφή της συγκεκριμένης δραστηριότητας παρατηρούνται ποικίλες συχνότητες, οι οποίες κατηγοριοποιούνται σύμφωνα με το χρόνο εμφάνισης τους. Πιο συγκεκριμένα, το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ) ταξινομεί τα σήματα του εγκεφάλου σε τέσσερις βασικές κατηγορίες σημάτων, οι οποίοι λέγονται ρυθμοί. Οι συγκεκριμένοι ρυθμοί απεικονίζονται παρακάτω [10, 11]:

- **Δέλτα**, επικρατεί όταν το άτομο κοιμάται βαθιά χωρίς όνειρα. Η ζώνη συχνοτήτων εκπέμπει από 1-3 Hz.
- **Θήτα**, σχετίζεται με ονειρώδη κατάσταση ελαφρύ ύπνο και αρχίζει να δρα στο υποσυνείδητο. Η ζώνη συχνοτήτων εκπέμπει από 4-7 Hz.

- **Άλφα**, σχετίζεται με την κατάσταση ηρεμίας και όχι ύπνου. Δημιουργικής και χωρίς πίεση σκέψης. Η ζώνη συχνοτήτων εκπέμπει από 8-13 Hz.
- **Βήτα**, σχετίζεται με εγρήγορση, έντονη δραστηριότητα και επεξεργασία δεδομένων. Η ζώνη συχνοτήτων εκπέμπει από 13-30 Hz.

Πιο συγκεκριμένα, ο ρυθμός άλφα κάνει την εμφάνιση του στο 75% των ενηλίκων. Αναλυτικά, στο ρυθμό αυτό όταν κλείνουν τα μάτια αυξάνεται ο ρυθμός ενώ όταν ανοίγουν προκαλείται μείωση. Ο ρυθμός βήτα, είναι αυτός που επικρατεί κατά τη φάση πλήρους εγρήγορσης ενός φυσιολογικού ατόμου. Στη συνέχεια, ο ρυθμός δέλτα είναι ο πρωτεύον ρυθμός στα νεογνά ως το δεύτερο έτος της ηλικίας τους και σχετίζεται με τον ύπνο σε ένα φυσιολογικό άτομο. Σε αντίθεση, με το ρυθμό θήτα ο οποίος συνδέεται με μηχανισμούς καταστολής και εμφανίζεται σε περιπτώσεις όπως άγχους και ψυχικών διαταραχών [4].



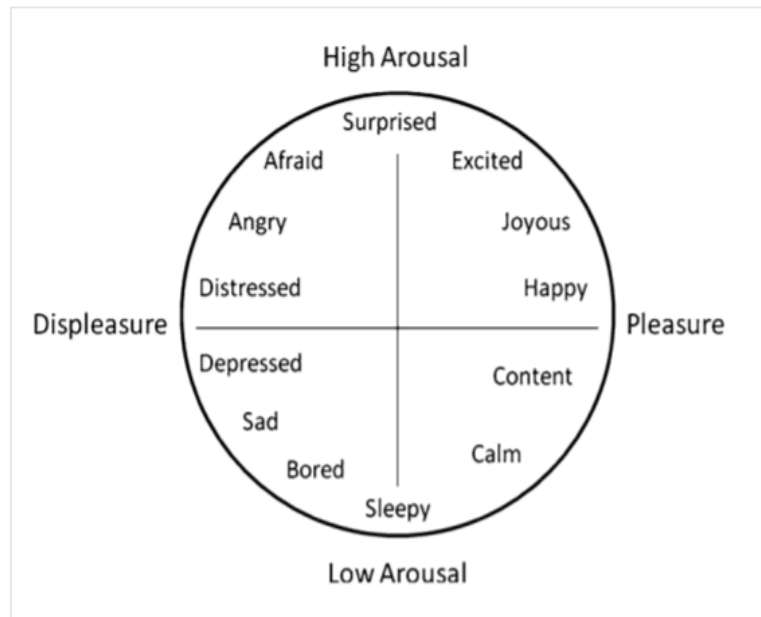
Εικόνα 7 Απεικόνιση ρυθμοί του εγκεφάλου

1.3. Επιδράσεις της κόπωσης στην διαύγεια του εγκεφάλου

Τα ηλεκτρικά δυναμικά που καταγράφονται με τη βοήθεια του ΗΕΓ έπειτα από την επίδραση ερεθίσματος όπως είναι τα οπτικά, ακουστικά και σωματοαισθητικά ερεθίσματα, ονομάζονται προκλητά δυναμικά (Event Related Potentials- ERPs). Το ερέθισμα αυτό χαρακτηρίζεται ως μια ηλεκτροφυσιολογική απάντηση σε κάποιο

εξωτερικό ερέθισμα και περιλαμβάνει κάθε εγκεφαλική δραστηριότητα, η οποία είναι αποτέλεσμα κάποιας σκέψης ή ακόμα και αντίληψης [12].

Τα προκλητά δυναμικά δίνουν πληροφορίες σχετικά με την πορεία της πληροφορίας και των νευρωνικών δικτύων που συνδέονται με την αντίληψη και τη συμπεριφορά. Ταξινομούνται σε πέντε κατηγορίες: τα ακουστικά, τα οπτικά, τα σωματοαισθητικά, τα γευστικά και τα οσφρητικά προκλητά δυναμικά.



Εικόνα 8 Μοντέλο συναισθημάτων

Κεφάλαιο 2

2. Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή (BCIs)

2.1 Ορισμός Εφαρμογές

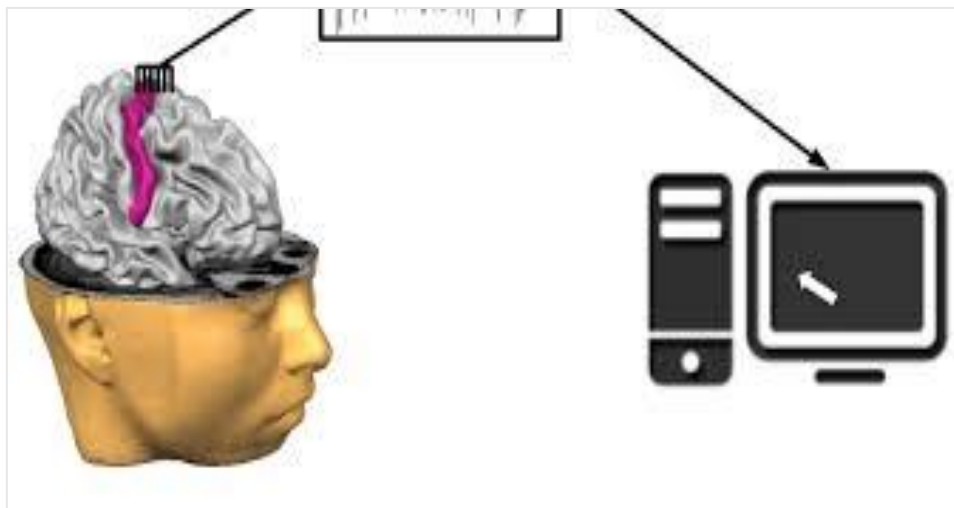
Η διεπαφή εγκεφάλου-υπολογιστή (BCI) είναι ένα σύστημα επικοινωνίας η οποία δεν απαιτεί μυϊκή δραστηριότητα και την αποκωδικοποιεί ώστε έτσι να γίνει πιο εύκολα αντιληπτή στον άνθρωπο.

Ορισμένα χαρακτηριστικά τα οποία υπάρχουν στα συστήματα BCI ομαδοποιούνται σε εξαρτώμενα και τα μη εξαρτώμενα, τα εξωγενή και ενδογενή, τα σύγχρονα και τα ασύγχρονα και τέλος τα επεμβατικά και τα μη επεμβατικά. Εδώ και 15 περίπου χρόνια έχουν εμφανιστεί ορισμένα ερευνητικά προγράμματα τα οποία βοηθούν τη κατανόηση της λειτουργίας του εγκεφάλου. Είναι σημαντικό να αναφέρουμε ότι ανάλογα με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά που έχουν τα συστήματα των BCI χωρίζονται σε κατηγορίες οι οποίες είναι οι παρακάτω. Χωρίζονται σε εξαρτώμενα και μη εξαρτώμενα, εξωγενή και ενδογενή, σύγχρονα και ασύγχρονα και τέλος επεμβατικά και μη επεμβατικά [13, 14].

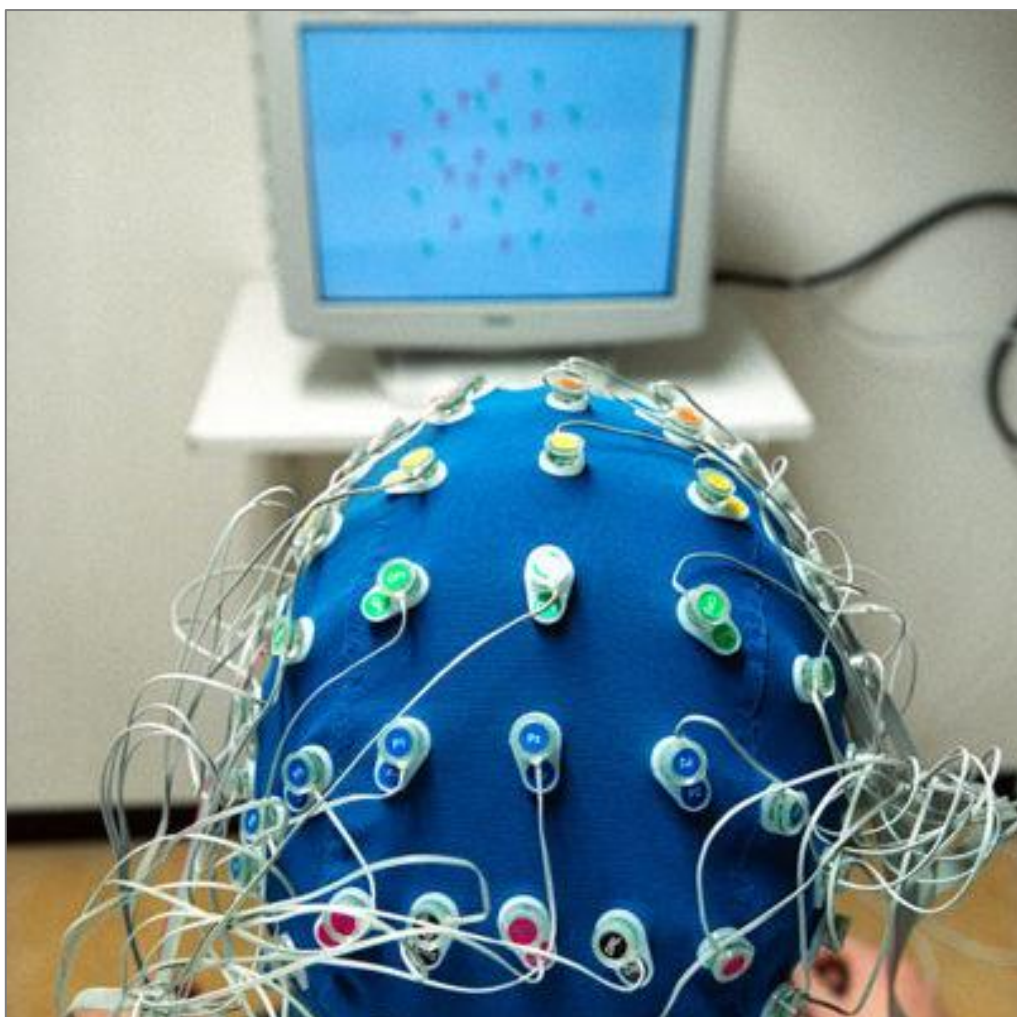
Συγκεκριμένα, τα εξαρτώμενα συστήματα είναι εκείνα που λειτουργούν ως τα λεγόμενα συμπληρωματικά έτσι ώστε να χρησιμοποιηθούν στην παραγωγή εγκεφαλικών σημάτων. Τα μη εξαρτώμενα συστήματα, είναι εκείνα που επικοινωνούν άμεσα με τον εγκέφαλο. Επιπρόσθετα, η διαφορά ανάμεσα στα σύγχρονα και ασύγχρονα συστήματα είναι ότι στα σύγχρονα η ανάλυση των σημάτων γίνεται σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους ενώ στα ασύγχρονα συστήματα απουσιάζει ο καθορισμένος χρόνος. Επιπλέον, τα επεμβατικά συστήματα αυτό που το διακρίνει είναι η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων ενδοκρανιακά [1, 15]. Σε αντίθετη περίπτωση, τα μη επεμβατικά συστήματα πραγματοποιούν την καταγραφή των σημάτων επιφανειακά φυσικά με τη χρήση των ηλεκτροδίων. Καταλήγοντας, τα εξωγενή συστήματα είναι αυτά τα οποία τα εγκεφαλικά σήματα εισόδου βασίζονται σε εξωτερικά ερεθίσματα,

ενώ τα ενδογενή συστήματα είναι εκείνα τα οποία βασίζονται στους ρυθμούς του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Αναλύοντας πιο πολύ, βρίσκουμε ότι υπάρχουν τρία χαρακτηριστικά των BCIs τα οποία είναι η συλλογή και η μέτρηση των σημάτων από τον εγκέφαλο, οι μέθοδοι και οι αλγόριθμοι για την αποκωδικοποίηση των εγκεφαλικών σημάτων και τέλος, η μεθοδολογία αποκωδικοποίησης των σημάτων. Εφόσον έχουμε αυτά τα τρία βασικά χαρακτηριστικά των BCIs, ορισμένοι επιστήμονες στην προσπάθεια να δημιουργήσουν καινούργια κανάλια επικοινωνίας ώστε να είναι για ανθρώπους με προβλήματα. Μέχρι στιγμής, οι μέθοδοι επικοινωνίας οι οποίοι χρησιμοποιούνται είναι απαραίτητος ο μινικός έλεγχος από τους χρήστες, φυσικά το οποίο δεν μπορεί να γίνει από ασθενείς με σοβαρά προβλήματα υγείας. Καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι με το πέρασμα των χρόνων οι επιστήμονες θα παραγματοποιούν όλο και πιο σύγχρονες μεθόδους αλλά και εφαρμογές [16].



Εικόνα 9 Διεπαφή Εγκεφάλου - Υπολογιστή



Εικόνα 10 Διεπαφή εγκεφάλου- υπολογιστή με την συσκευή

2.2 Τέστς που χρησιμοποιούνται

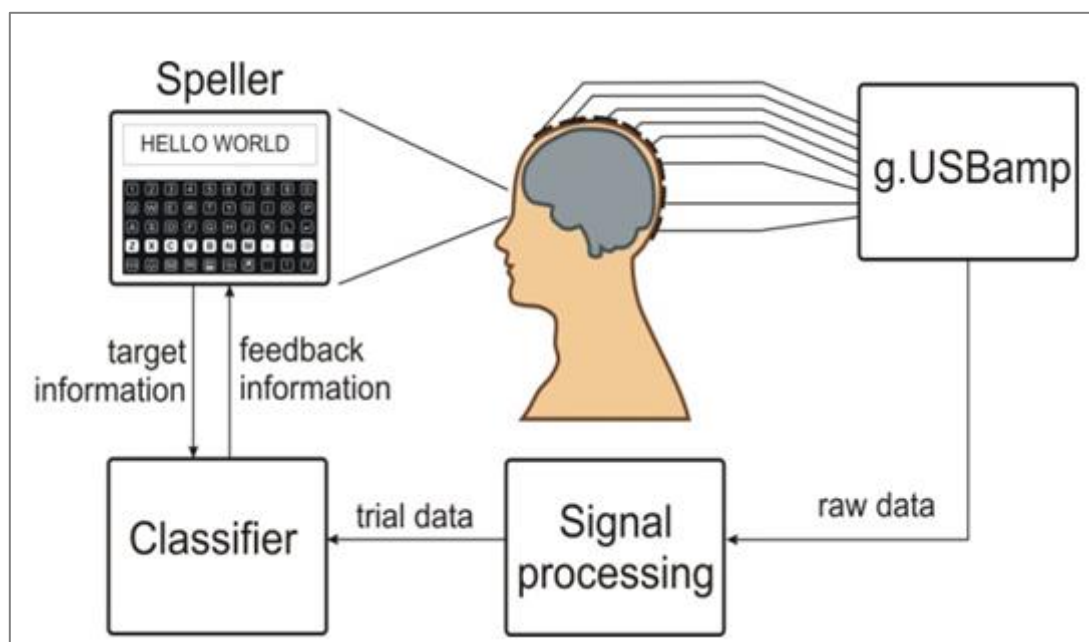
2.2.1 Ανοιχτά-Κλειστά μάτια

Με σχετική αναζήτηση που προέκυψε διαπιστώθηκε ότι υπάρχουν ποικίλες δραστηριότητες από επιστήμονες που αφορούν τη χρήση του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος. Μια από αυτές τις δραστηριότητες είναι το άνοιγμα και το κλείσιμο των ματιών. Πρώτα απ' όλα για να κάνουμε την ανίχνευση της συγκεκριμένης δραστηριότητας θα πρέπει να ρυθμίσουμε ένα περιβάλλον εργασίας η οποία θα συμπεριλαμβάνει τη συσκευή EEG και έναν υπολογιστή με το εγκατεστημένο λογισμικό. Η συσκευή τοποθετείται στον εγκέφαλο του χρήστη μέσω των ηλεκτροδίων σύμφωνα όμως με το διεθνές σύστημα 10-20. Ύστερα από την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων γίνεται η καταγραφή των σημάτων των χρηστών [16]. Πιο συγκεκριμένα για να έχουμε ακριβή δεδομένα μπορούμε να έχουμε την καταγραφή περισσότερων

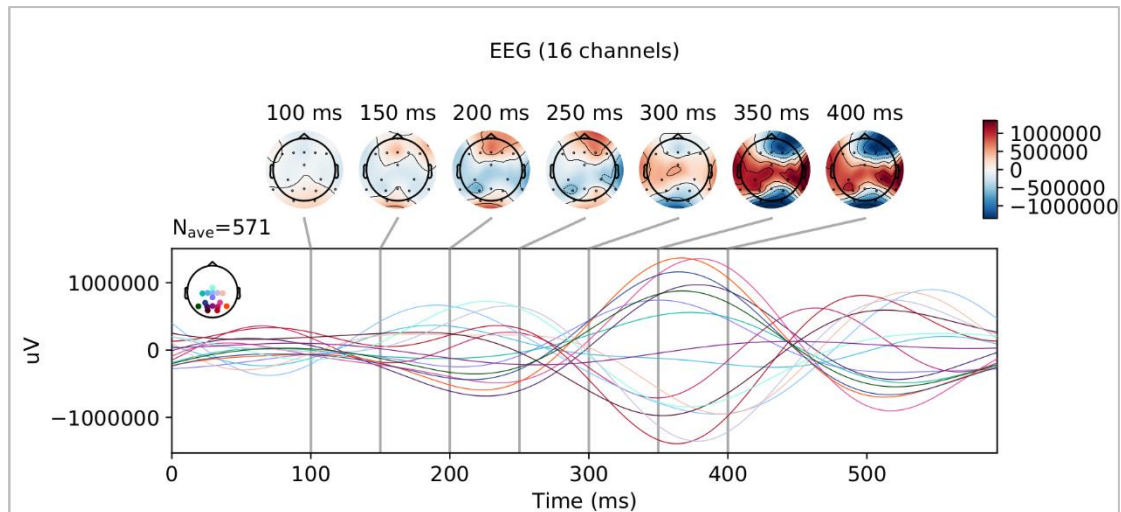
από ένα χρήστη έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί ο αριθμός των σφαλμάτων. Τα σήματα τα οποία καταγράφονται απεικονίζουν τη μορφή των κυμάτων άλφα, βήτα, θήτα και δέλτα. Κάθε σήμα από τα προαναφερθέντα έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά τα οποία έχουν διαφορετική ψυχική κατάσταση του χρήστη.

Μια άλλη έρευνα που έχει μελετηθεί είναι το κύμα P300, το οποίο είναι στοιχείο που καταγράφει σήματα όταν ο ανθρώπινος εγκέφαλος προκαλεί τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η δραστηριότητα αυτή θεωρείται ως ένα “ενδογενές δυναμικό” το οποίο δεν σχετίζεται με τα ερεθίσματα που δέχεται ο χρήστης αλλά με την αντίδραση του σε αυτά. Επίσης, το P300 φανερώνει τις διαδικασίες που εμπλέκονται στην ταξινόμηση των ερεθισμάτων. Όταν γίνεται η καταγραφή με το ΗΕΓ επιτίθεται ως θετική εκτροπή τάσης αλλά με την λανθάνουσα κατάσταση στα 250 έως 500 ms.

Συνήθως οι μετρήσεις του σήματος γίνονται πιο έντονα με τα ηλεκτρόδια που καλύπτουν το βρεγματικό λοβό. Ορισμένα χαρακτηριστικά όπως η παρουσία, το μέγεθος, η τοπογραφία και ο συγχρονισμός συμβάλλουν ως μετρήσεις της γνωστικής λειτουργίας στις διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Τέλος, τα νευρικά υποστρώματα του ERP παραμένουν ακόμα θολά και η αναπαραγωγιμότητα καθιστούν την επιλογή για τις ψυχολογικές εξετάσεις [16].



Εικόνα 11 Επικοινωνία ανθρώπινου εγκεφάλου με τη συσκευή



Εικόνα 12 Σήματα που διαδίδει ο ανθρώπινος εγκέφαλος με βάση την συσκευή

2.3 Έρευνες στο πεδίο – Επιστημονική Στάθμιση

Σε έρευνα που έχει διεξαχθεί από τον Roland Boha και φυσικά τους συνεργάτες του μελετήθηκε ότι ακόμα και το αλκοόλ σε χαμηλή δόση ($< 0,5\text{g/kg}$) μπορεί να επηρεάσει αρνητικά και τα δυο συμπεριφορικά μέτρα. Στην αναφέρουσα αυτή μελέτη το δείγμα που συμμετείχε ήταν 32 φοιτητές και ηλικίας 22 ετών. Η διαδικασία έγινε υπό την βλέψη της ιατρικής και ψυχολογικής και όλοι οι συμμετέχοντες είχαν την όραση τους. Αρχικά το πρώτο στάδιο της έρευνας ήταν να συμπληρώσει ένα ηλεκτρονικό ερωτηματολόγιο το οποίο απαιτούσε από τους συμμετέχοντες να έχουν γνώση αριθμητικών πράξεων. Η χαμηλή περιεκτικότητα της αιθανόλης καταγράφηκε από τον Boha και τους συνεργάτες του εάν επηρέασε η όχι τη νοητική αριθμητική ικανότητα του δείγματος. Έτσι με αυτό το παράδειγμα διαπιστώθηκε ότι υπήρξε αύξηση της συχνότητας στους ρυθμούς άλφα και θήτα τα οποία ίσως οφείλονται στις διαδικασίες μνήμης εργασίας που παίζουν σημαντικό ρόλο στην εκτέλεση των αριθμητικών διαδικασιών[4].

Μια άλλη έρευνα που αναφέρεται είναι στο άγχος και στην κατανάλωση του αλκοόλ η οποία μελετήθηκε από τον Stephen Karuanguari και τους συνεργάτες του. Η έρευνα αυτή βασίστηκε στη χρήση του υπολογιστή και του ΗΕΓ. Μέσα από αυτή τη μέθοδο οι επιπτώσεις που υπάρχουν από το άγχος είναι η αλλαγή ηλεκτροκαρδιογραφήματος, η περιφερειακή θερμοκρασία του δέρματος, η αναρρόφηση, η ηλεκτροθερμική

απόκριση, η κίνηση των ματιών και τα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα . Στη συνέχεια της έρευνας αρχικά καταγράφηκαν δεδομένα και μετατράπηκαν με τη χρήση του ΗΕΓ χρησιμοποιώντας τον μετασχηματισμό Fourier. Πιο συγκεκριμένα, το ΗΕΓ τοποθετείται στον αριστερό πρόσθιο λοβό χρησιμοποιώντας ένα ηλεκτρόδιο. Πρώτον τα δεδομένα καταγράφονται στο τμήμα εισόδου και ύστερα ο καταγραφέας διαβάζει τα στοιχεία συχνότητας των δεδομένων στο τμήμα μετασχηματισμού δεδομένων, στο τμήμα εξαγωγής των χαρακτηριστικών στο PCA και στο LDA.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3. Υποδομή

3.1 Η φορητή συσκευή Εγκεφαλογραφήματος (Emotiv, Flex)

Οι συσκευές, μεταφράζουν τις σκέψεις μας σε πράξεις στον υπολογιστή, κάτι που λίγες δεκαετίες πριν ήταν σενάριο επιστημονικής φαντασίας. Το σύστημα Emotiv ανήκει στο ΕΡΟC είναι ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα συνεχόμενων καναλιών το οποίο βασίζεται στην καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφικών μετρήσεων, σήμερα η φορητή αυτή συσκευή πωλείται για διάφορες χρήσεις όπως για τα διαδραστικά παιχνίδια [17].

Συγκεκριμένα, είναι ένα σύστημα το οποίο επεξεργάζεται και αναλύει τα δεδομένα που επικοινωνούν ασύρματα. Το σύστημα περιλαμβάνει μια επαναφορτιζόμενη μπαταρία λιθίου και 14 αισθητήρες.



Εικόνα 13 Συσκευή Emotiv

Η συσκευή αυτή είναι κατασκευασμένη με πλαστικό η οποία μοιάζει με ζευγάρι από ακουστικά όμως, στις απολήξεις της περιέχει 8 αισθητήρες οι οποίοι και εφαρμόζονται

στο κρανίο του χρήστη. Οι αισθητήρες αυτοί είναι προσαρμοζόμενοι έτσι ώστε να ταιριάζει σε οποιοδήποτε κεφαλή και έτσι να έχει τη μέγιστη απόδοση.



Εικόνα 14 Η συσκευή Emotiv EPOC+



Εικόνα 15 Η συσκευή Emotiv EPOC+ από την μπροστινή όψη

Η συσκευή παρέχει και σύνδεση Bluetooth ώστε να μπορεί να συνδεθεί με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να αναπαράγει τα σήματα στον υπολογιστή και ο υπολογιστής να μπορεί να τα αναγνωρίσει. Έτσι, 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. Το χαρακτηριστικό του Emotiv EPOC+ που το διακρίνει είναι ότι διαβάζει τις σκέψεις και όχι μόνο αλλά διαβάζει και τα διάφορα συναισθήματα ίσως και πριν αυτά εκδηλωθούν. Δηλαδή, εάν ο χρήστης χαμογελάσει, φτερνιστεί κτλ [17].



Εικόνα 16 Απεικόνιση χρήστη/παίκτη στην αναπαραγωγή κινήσεων παιχνιδιού

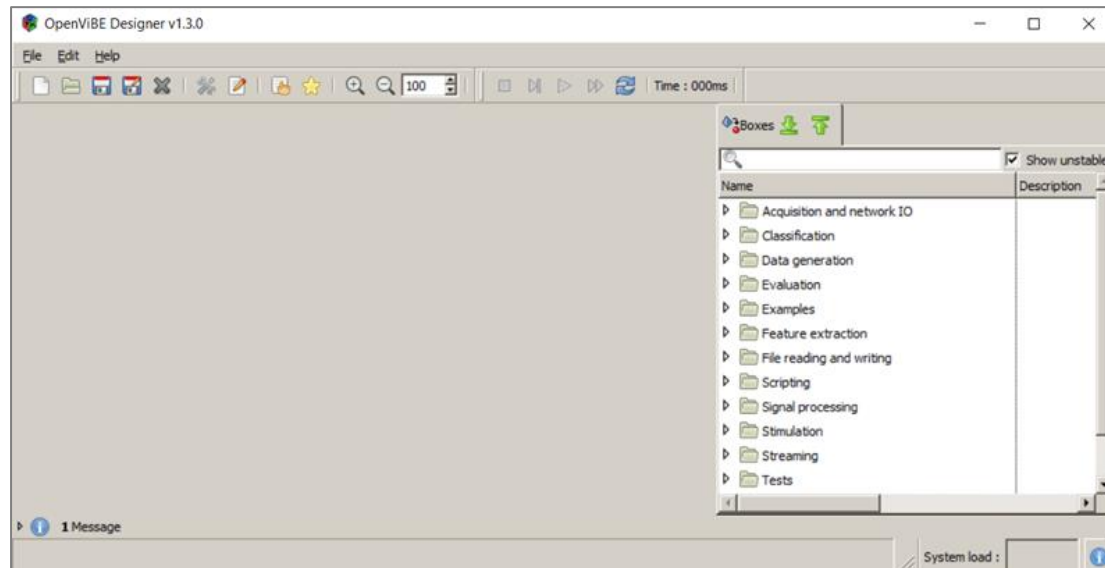
Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι ως η συσκευή Emotiv EPOC+ αποτελεί μια πιο εξελιγμένη έκδοση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Άρα, είναι βασισμένη στο τρόπο που λειτουργεί και επεξεργάζεται τα σήματα το ΗΕΓ.

3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe

Το Open Vibe είναι λογισμικό το οποίο αφορά στο σχεδιασμό, τη δοκιμή και τη χρήση διεπαφών εγκεφάλου και υπολογιστή. Το λογισμικό αυτό περιλαμβάνει ένα εργαλείο σχεδιαστή που αφορά στη δημιουργία και την εκτέλεση ορισμένων εφαρμογών. Περιέχει ένα εργαλείο σχεδιαστή για τη δημιουργία και την εκτέλεση προσαρμοσμένων εφαρμογών και άλλες λειτουργίες οι οποίες είναι καθορισμένες προς τον χρήστη.

Τα πιο σημαντικά αλλά και βασικά πεδία της εφαρμογής είναι τα ιατρικά το οποίο είναι χρήσιμο για την βοήθεια σε άτομα με ειδικές ανάγκες, βιοανάδραση σε

πραγματικό χρόνο, neurofeedback ,διάγνωση σε πραγματικό χρόνο, πολυμέσα και τη ρομποτική. Το περιβάλλον του χρήστη του προγράμματος είναι πολύ εύκολο στη χρήση για τη δημιουργία σεναρίων BCI και την αποθήκευση για την μελλοντική χρήση, πρόσβαση και τον χειρισμό. Το Open Vibe είναι η πρώτη βιβλιοθήκη λειτουργιών γραμμένη σε C++ [18].



Εικόνα 17 Απεικόνιση αρχικού παραθύρου OpenViBE

3.2.1 Πλεονεκτήματα Open Vibe

Όπως άλλα προγράμματα έτσι και το OpenVibe δεν είναι το πρώτο ούτε το μοναδικό πρόγραμμα που προσφέρει συνδεσιμότητα BCI με γραφικό περιβάλλον, αλλά είναι αρκετά σημαντικό διότι προσφέρει πλεονεκτήματα σε σύγκριση με κάποια άλλα όπως είναι τα παρακάτω.

- Είναι ανοικτού κώδικα που αυτό σημαίνει ότι άτομα από όλο τον κόσμο θα προσπαθήσουν να βελτιστοποιήσουν τις λειτουργίες του
- Μπορεί να υποστηρίζει λειτουργίες για διάφορους τομείς.
- Υποστηρίζει μεγάλη ποικιλία χρηστών. Υπάρχουν δύο κατηγορίες οι προγραμματιστές (developers) και αυτούς που δεν κατέχουν προγραμματισμό. 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 [18].

3.2.2 Τρόποι χρήσης του Open vibe

Από τα πιο βασικά πλεονεκτήματα της συσκευής Open Vibe είναι η δυνατότητα της χρήσης και από άτομα τα οποία δεν έχουν γνώσεις και είναι απλά χρήστες που θέλουν να μελετήσουν τα αποτελέσματα του. Με τη χρήση του Open Vibe μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορες συσκευές του BCI , όπως για παράδειγμα να είναι οργανωμένο έτσι ώστε ο χρήστης να μπορεί να επιλέξει την πιο κατάλληλη. Επιπρόσθετα, περιέχει καταλόγους και φακέλους με αρχεία που περιέχουν τον κώδικα της κάθε μονάδας. Για την κάθε λειτουργία και μέτρηση που απαιτεί το πείραμα το Open Vibe παρέχει τα κουτιά. Τέλος, υπάρχουν οι ενότητες οι οποίες παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο του κάθε κουτιού όπως για παράδειγμα φιλτράρισμα των σημάτων αλλά και η επεξεργασία αποτελεί ενότητα και λαμβάνει μέρος πριν την εξαγωγή των χαρακτηριστικών [14].

3.3 Το Λογισμικό Weka για εξόρυξη Δεδομένων

Το λογισμικό WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) είναι μια συλλογή από εργαλεία και αλγορίθμους για την ανάλυση των δεδομένων την μοντελοποίηση, προεπεξεργασία δεδομένων σε C, απεικόνιση των δεδομένων και αποτελεσμάτων, κατηγοριοποίηση των δεδομένων.

Το WEKA περιλαμβάνει διάφορες βασικές διεργασίες εξόρυξης δεδομένων οι οποίες είναι:

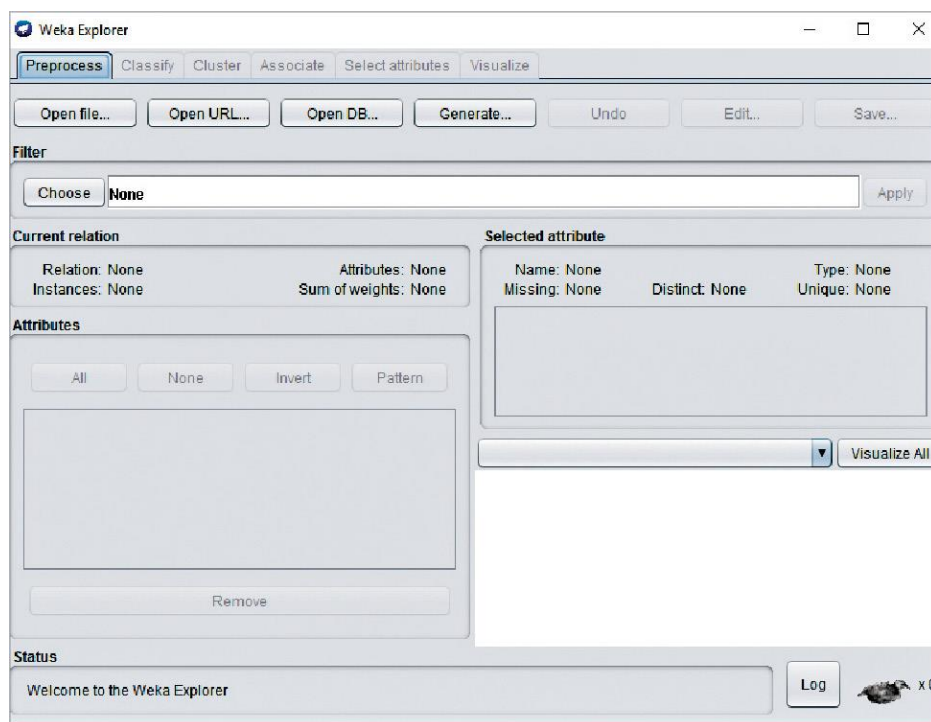
- Την προεπεξεργασία δεδομένων
- Την ομαδοποίηση, ταξινόμηση, παλινδρόμηση, απεικόνιση και την δυνατότητα επιλογής.

Τα αρχεία που δέχεται σαν είσοδο έχουν στο τέλος την κατάληξη .arff (Attribute Relation File Format). Αυτό πρόκειται για αρχείο κειμένου με χαρακτήρες ASCII, που περιέχει σειρά από διάφορα παραδείγματα τα οποία περιγράφονται από χαρακτηριστικά.

Στην εικόνα που ακολουθεί (Εικόνα 18: Απεικόνιση παραθύρου του "Explorer" στο περιβάλλον Weka) δίνεται ένα στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον «Explorer» του 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 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. 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 [19].



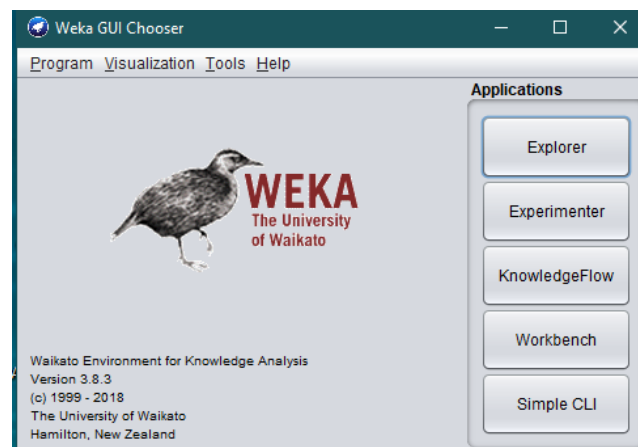
Εικόνα 18 Απεικόνιση παραθύρου του Explorer στο περιβάλλον του Weka

Το λογισμικό WEKA διατίθεται σε δύο εκδόσεις, μια σταθερή για τη χρήση από όσους το χρειάζονται και μια έκδοση η οποία απευθύνεται σε προγραμματιστές με σκοπό τη διόρθωση των σφαλμάτων καθώς και τη βελτιστοποίηση των δυνατοτήτων του λογισμικού. Το γραφικό περιβάλλον και οι δυνατότητες που παρέχει, θα παρουσιαστεί η σύνταξη των βασικών εντολών για την καλύτερη κατανόηση.

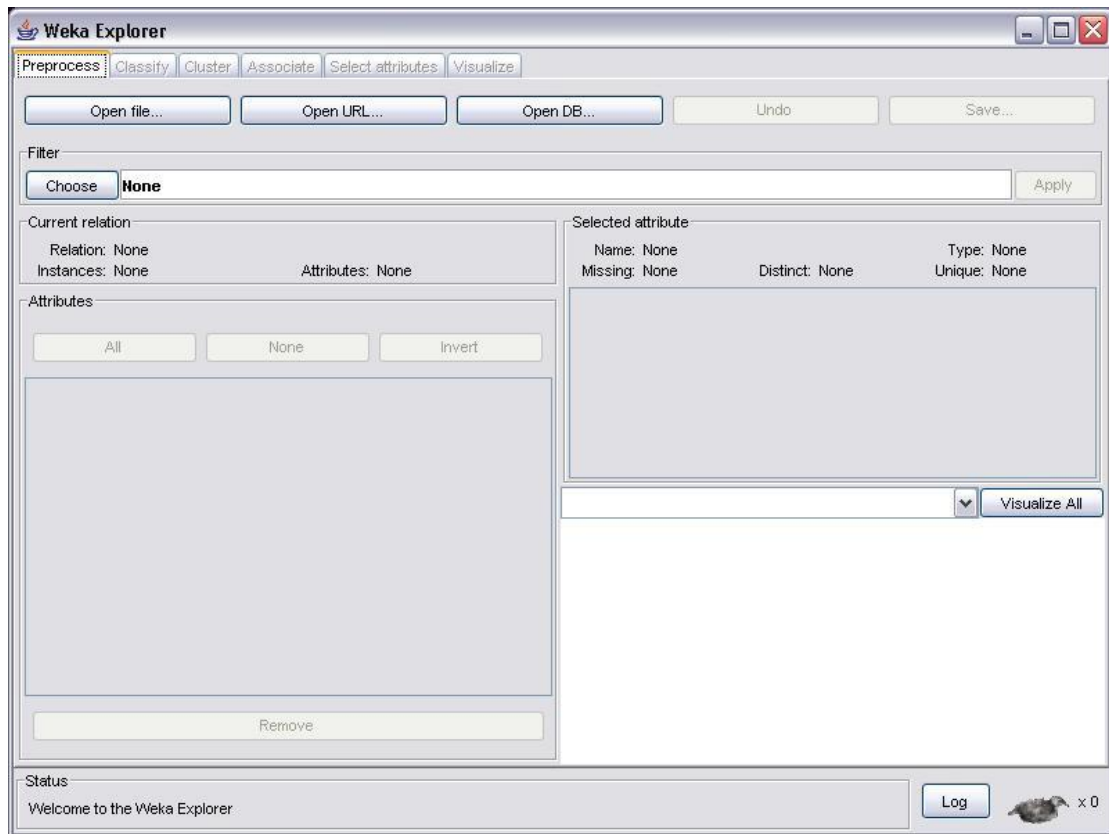
το πρώτο βήμα είναι η εισαγωγή των δεδομένων. Η εισαγωγή μπορεί να γίνει από μια κλασική βάση δεδομένων SQL.

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 [18, 19].



Εικόνα 19 Απεικόνιση παραθύρου Weka



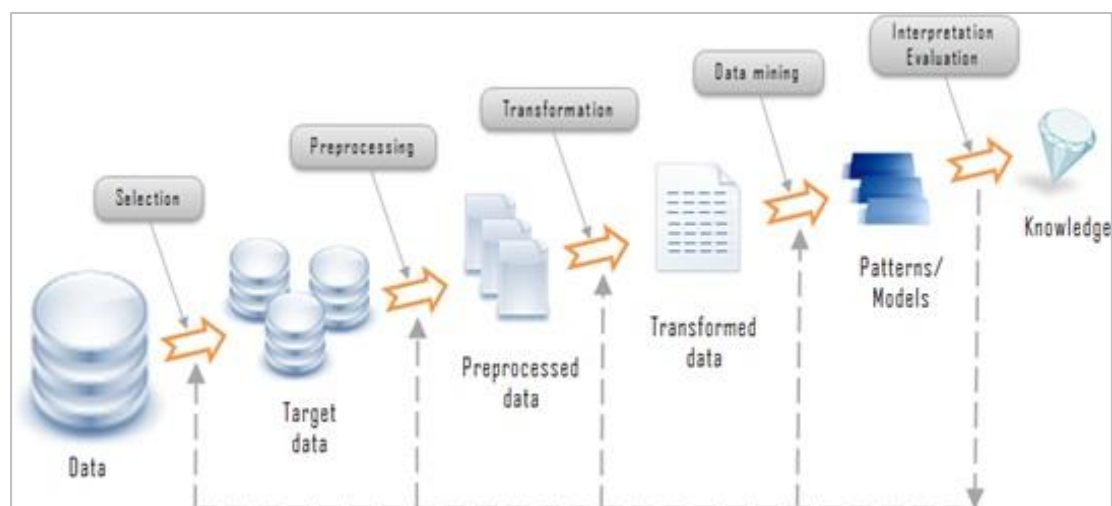
Εικόνα 20 Απεικόνιση παραθύρου του "Explorer" στο περιβάλλον Weka

Κεφάλαιο 4

4. Μεθοδολογία

4.1 Μηχανική μάθηση και data mining

Η μηχανική μάθηση είναι ένα φαινόμενο της επιστήμης των υπολογιστών με το οποίο αυτό το σύστημα βελτιώνει την απόδοση κατά την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας, που δίνει τη δυνατότητα μάθησης στους χρήστες χωρίς τον προγραμματισμό. Έτσι σκοπός της μηχανικής μάθησης είναι η μελέτη αλλά και η κατασκευή μηχανών με τις οποίες θα μπορούν να μαθαίνουν και φυσικά να βελτιώνουν την απόδοση τους. Επίσης, η μάθηση αυτή έχει εφαρμογή σε μια σειρά από υπολογιστικές εργασίες όπως μερικά παραδείγματα εφαρμογών είναι τα φίλτρα spam, η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων, οι μηχανές αναζήτησης και τέλος η υπολογιστική όραση [22, 23].



Εικόνα 21 Data mining & Μηχανική μάθηση

Η μηχανική μάθηση, αναπτύσσει τρεις τρόπους μάθησης οι οποίοι είναι ανάλογοι με τους τρόπους εκμάθησης του ανθρώπου. Αυτοί οι τρόποι εκμάθησης είναι:

- η επιβλεπόμενη μάθηση

- η μη επιβλεπόμενη μάθηση και η ενισχυτική μάθηση

Επιπρόσθετα, στην επιβλεπόμενη μάθηση ο αλγόριθμος κατασκευάζει μία συνάρτηση που απεικονίζει εισόδους σε γνωστές εξόδους με στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα ταξινόμησης, πρόγνωσης καθώς και διερμηνείας. Ένας εξ αυτών είναι ο ευρέως διαδεδομένος αλγόριθμος με Δέντρα Απόφασης, τα οποία και θα χρησιμοποιηθούν στο πείραμα της συγκεκριμένης εργασίας. 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 [24].

Κατά τη μη επιβλεπόμενη μάθηση, ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για ένα σύνολο εισόδων με τη μορφή παρατηρήσεων, χωρίς να γνωρίζει τις εξόδους. Η μάθηση αυτή συνήθως συναντάται σε προβλήματα ανάλυσης συσχετισμών ή αλλιώς κανόνες συσχέτισης και ομαδοποίησης. Τα προβλήματα ομαδοποίησης [21, 22, 23], διαχωρίζουν τα δεδομένα σε ομάδες έτσι ώστε τα στοιχεία που ανήκουν στην ίδια ομάδα να έχουν όσο περισσότερα κοινά σημεία και όσα στοιχεία ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες να διαφέρουν όσο το δυνατόν περισσότερο. Τέλος, στην ενισχυτική μάθηση ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από την άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον [20, 24].

Η ορολογία εξόρυξη δεδομένων ή data mining είναι η ανίχνευση πληροφορίας ή προτύπων από βάσεις δεδομένων με τη χρήση αλγορίθμου από διάφορες πηγές δεδομένων. Η εξόρυξη των δεδομένων χρησιμοποιεί ορισμένες τεχνικές από την μηχανική μάθηση, την στατιστική και τα νευρωνικά δίκτυα [25, 26]. Επίσης, αποτελείται από κάποιες ακόλουθες φάσεις την επιλογή των δεδομένων, τον καθαρισμό, τον εμπλουτισμό, την κωδικοποίηση και τη δημιουργία αναφορών.



Εικόνα 22 Απεικόνιση βημάτων του Data mining

Καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι η εξόρυξη δεδομένων ή data mining είναι η ανεύρεση νέων προτύπων μοντέλων, κανόνων συσχέτισης, ιεραρχίες κατηγοριοποίησης και ομαδοποίηση, τα οποία πραγματοποιούνται με αυτόματο τρόπο [24, 27].

Ορισμένες τεχνικές εξόρυξης δεδομένων τις οποίες περιλαμβάνει από τις ακόλουθες τάξεις διαδικασιών είναι:

- Ανίχνευση ανωμαλιών
- Κανόνες συσχέτισης
- Συσταδοποίηση
- Κατηγοριοποίηση
- Παλινδρόμηση



Εικόνα 23 Διάγραμμα του data mining

4.2 Σύνολο δεδομένων

Στην συγκεκριμένη εργασία έγινε η καταγραφή των συναισθημάτων από ανθρώπους που άκουγαν τραγούδια. Πιο γενικευμένα, για την καταγραφή αυτή χρησιμοποιήθηκε μια συσκευή BCI, η οποία συνδέθηκε στο κεφάλι των ανθρώπων και καταγράφηκαν τα σήματα κατά την διάρκεια που άκουγαν αγαπημένα ή μη αγαπημένα τραγούδια και σε κατάσταση ηρεμίας. Έστερα, τα σήματα αυτά εισήχθησαν στο λογισμικό του Open Vibe έτσι ώστε να γίνει η μεσολάβηση και η καταγραφή των σημάτων σύμφωνα όμως με ένα σενάριο που δημιουργήθηκε για τις ανάγκες του πειράματος. Τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του Open Vibe που τοποθετήθηκαν στο λογισμικό του Weka με σκοπό την κατηγοριοποίηση τους αλλά να βγούν και τα αποτελέσματα [5].

4.3 Εξαγωγή των Χαρακτηριστικών

Έστερα, από την καταγραφή των κυμάτων που έγιναν από την συσκευή BCI, έδωσαν ως είσοδο στο λογισμικό του Open Vibe έτσι ώστε να εξάγει σήματα με τις αντίστοιχες συχνότητες. Ακόμα, έχει αναφερθεί ο τρόπος λειτουργίας του ΗΕΓ και το πώς γίνεται η χρήση του σε διάφορες καταστάσεις, και όπως αναφέρθηκε και παραπάνω όχι μόνο σε ιατρικά θέματα αλλά πλέον και στην καθημερινότητα μας. Για να μπορέσει να αποδώσει το ΗΕΓ και να αποδοθούν τα συμπεράσματα, θα πρέπει να γίνει 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 [28].

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 [28].

Ύστερα, τα συγκεκριμένα σήματα αυτά δόθηκαν ως είσοδο στο λογισμικό του Weka με σκοπό να κατηγοριοποιηθούν με βάση συγκεκριμένους αλγορίθμους, οι οποίοι αναλύονται παρακάτω.

Πιο συγκεκριμένα, για την βέλτιστη απόδοση των αλγορίθμων, χρησιμοποιήθηκαν έντεκα διαφορετικά χαρακτηριστικά , από τα οποία τα έξι αποτελούν στατιστικά δεδομένα . Επίσης, τα χαρακτηριστικά αυτά μπορούν να βρεθούν στην καρτέλα «Univariate Statistics» του λογισμικού Open Vibe. Από τη στιγμή που πραγματοποιηθεί η διαδικασία ανάλυσης των κυμάτων με βάση τα χαρακτηριστικά από το Open Vibe θα εξαχθούν ορισμένα αποτελέσματα, τα οποία αποτελούν είσοδο για την καρτέλα «Feature Aggregator» του Open Vibe. Στο βήμα αυτό εξάγεται ένας πίνακας με όλα τα χαρακτηριστικά που έλαβε ως παραμέτρους. Συγκεκριμένα, οι στήλες του πίνακα θα είναι τα χαρακτηριστικά που έλαβε και στις γραμμές οι μετρήσεις αυτών των χαρακτηριστικών [28].

Τα πέντε αυτά κανάλια 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

4.4. Μέθοδοι ταξινόμησης

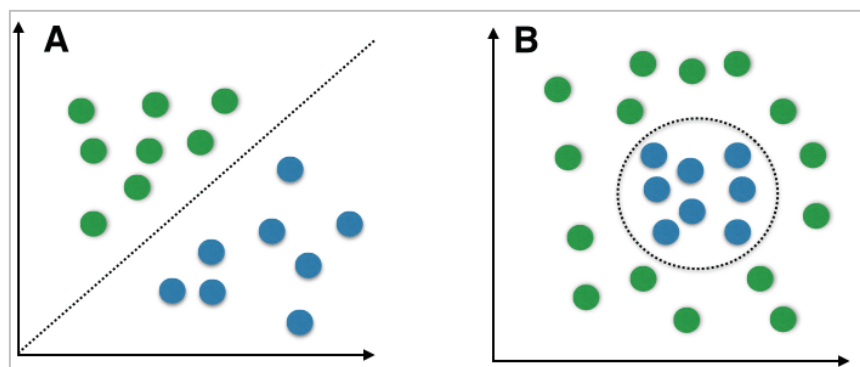
4.4.1 Μπευζιανός Ταξινομητής (Naive Bayes)

Στη μηχανική μάθηση ο ταξινομητής Naïve Bayes βασίζεται στην εφαρμογή του θεωρήματος Bayes μέσω των υποθέσεων ανεξαρτησίας μεταξύ των χαρακτηριστικών.

Ο ταξινομητής Bayes, είναι απλοϊκός και εκτιμά την εξαρτώμενη από την κατηγορία πιθανότητα με βάση ότι τα χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα. Η υπόθεση της υπό συνθήκης ανεξαρτησίας μπορεί να εκφραστεί τυπικά όπως φαίνεται παρακάτω:

Επίσης, είναι κλιμακωτός ο οποίος απαιτεί έναν αριθμό γραμμικών παραμέτρων στον αριθμό των μεταβλητών σε μαθησιακό πρόβλημα.

Το Naïve Bayes είναι μια απλή τεχνική για την κατασκευή ταξινομητών: μοντέλα που αποδίδουν ετικέτες κλάσης σε στιγμιότυπα προβλημάτων που αντιπροσωπεύονται ως φορείς των τιμών χαρακτηριστικών, όπου οι ετικέτες κλάσης προέρχονται από κάποιο πεπερασμένο σύνολο. Δεν υπάρχει ένας και μόνος αλγόριθμος για την κατάρτιση αυτών των ταξινομητών, αλλά μια οικογένεια αλγορίθμων βασισμένη σε μια κοινή αρχή: όλοι οι απλοί ταξινομητές Bayes υποθέτουν ότι η αξία ενός συγκεκριμένου στοιχείου είναι ανεξάρτητη από την αξία οποιουδήποτε άλλου χαρακτηριστικού, δεδομένης της μεταβλητής τάξης. Για παράδειγμα, ένας καρπός μπορεί να θεωρηθεί μήλο αν είναι κόκκινο, στρογγυλό και περίπου 10 cm σε διάμετρο. Ένας αφελής ταξινομητής Bayes θεωρεί ότι κάθε ένα από αυτά τα χαρακτηριστικά συμβάλλει ανεξάρτητα στην πιθανότητα ότι αυτός ο καρπός είναι ένα μήλο, ανεξάρτητα από τις πιθανές συσχετίσεις μεταξύ των χρωμάτων, στρογγυλότητας και διαμέτρου [28, 29]



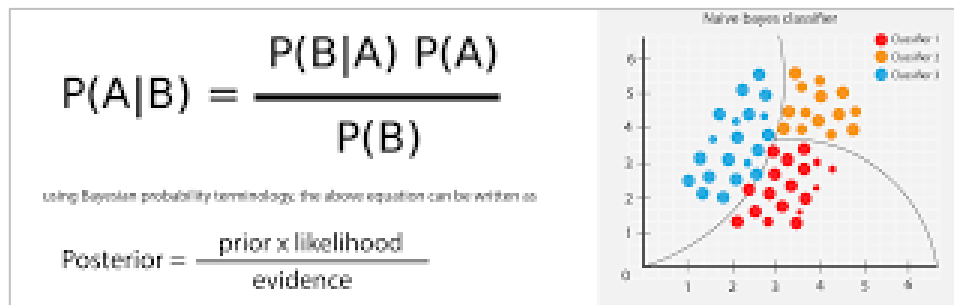
Εικόνα 24 Διαγράμματα αλγορίθμου Naïve Bayes

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)}$$

Likelihood
Class Prior Probability
Posterior Probability
Predictor Prior Probability

$$P(c|X) = P(x_1|c) \times P(x_2|c) \times \dots \times P(x_n|c) \times P(c)$$

Εικόνα 25 Μαθηματικός τύπος του αλγορίθμου Naïve Bayes

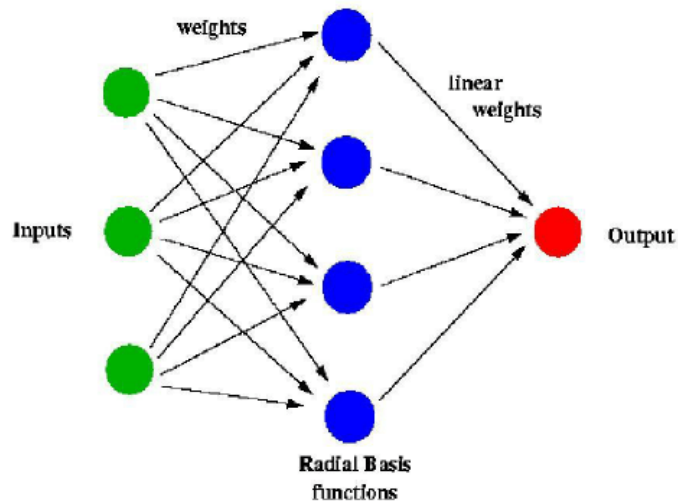


Εικόνα 26 Τύπος πιθανοτήτων του Naïve Bayes

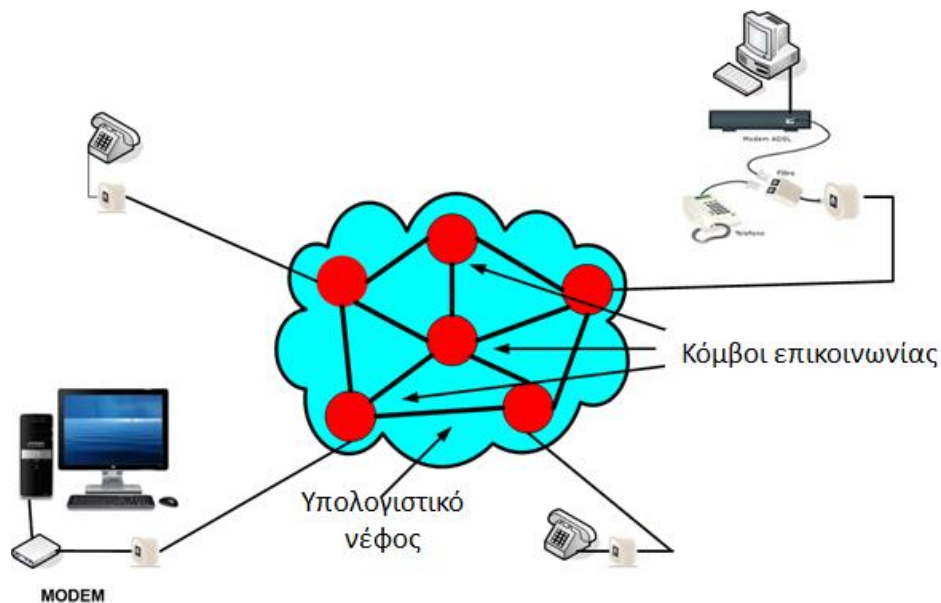
4.4.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)

Τα νευρωνικά δίκτυα, είναι απλοποιημένα μοντέλα του κεντρικού νευρικού συστήματος του ανθρώπου. Παρομοιάζουν τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων του εγκεφάλου και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Επίσης, αποτελούνται από διασυνδεδεμένα υπολογιστικά στοιχεία που έχουν την ικανότητα να ανταποκρίνονται σε ερεθίσματα που δέχονται στην είσοδό τους και να μαθαίνουν να προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους.

Πιο συγκεκριμένα, η μελέτη των νευρωνικών δικτύων είναι η αφορμή για την ανακάλυψη μοντέλου με τη μορφή δικτύων. Βασικό αντικείμενο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η ανάπτυξη αλγορίθμων εκπαίδευσης που να μπορούν να προσαρμόζονται σε ευφυείς διαδικασίες. Για να επιτευχθεί αυτό, πρέπει να οριστεί ένα περιβάλλον εκπαίδευσης. Η κύρια μονάδα επεξεργασίας της πληροφορίας στα νευρωνικά δίκτυα, είναι ο νευρώνας ή ο κόμβος [30, 27, 25].



Εικόνα 27 Απεικόνιση νευρωνικού δικτύου



Εικόνα 28 Πλήρης απεικόνιση νευρωνικού δικτύου

4.4.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

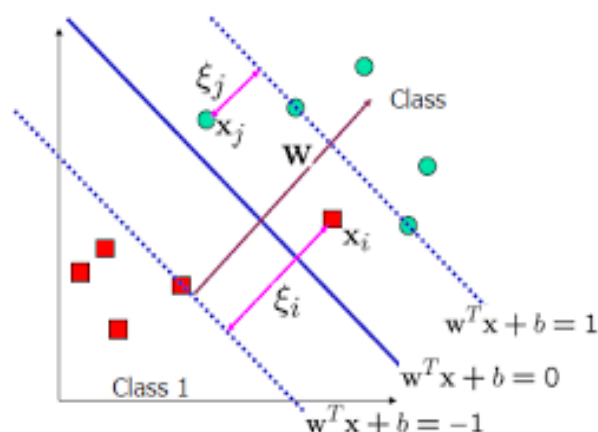
Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines), αποτελούν μια μέθοδο επεξεργασίας δεδομένων που χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές και επίσης είναι ο πιο επιτυχημένος και διαδεδομένος αλγόριθμος κατηγοριοποίησης που ανήκει στην μάθηση με επίβλεψη. Το εργαλείο αυτό βασίζεται στην στατιστική θεωρία εκμάθησης. Οι μηχανές αυτές χρησιμοποιούνται προκειμένου να μάθουν την

αντιστοιχία δοσμένων εισόδων-εξόδων ώστε να αντιστοιχίσουν μια καινούρια είσοδο σε μια έξοδο με βάση την εκπαίδευση που έγινε [30]

Προφανώς, τα SVM εκπαιδεύονται, μαθαίνουν και συνδέουν μια νέα είσοδο στην σωστή έξοδο. Ξεχωριστά κάθε μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης μπορεί να μάθει να αντιστοιχεί κάποια είσοδο σε μια από δυο εξόδους συνολικά. Για αυτό, στην περίπτωση πολλών εξόδων χρησιμοποιούνται αρκετές Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVMs). Μια μηχανή διανυσμάτων μπορεί να παρουσιάσει καταστάσεις λειτουργίας ανάλογα με το αν λειτουργεί υπό κάποια βλάβη καθώς και με το είδος και μέγεθος της. Επιπρόσθετα, η κατάσταση λειτουργίας μιας μηχανής καθορίζει την τιμή την οποία παίρνουν ορισμένα μεγέθη όπου μπορούμε και να μετρήσουμε [4, 30].

Τα SVMs μπορούν να εκπαιδευτούν ώστε να μάθουν την κατάσταση λειτουργίας για τις τιμές μετρούμενων μεγεθών. Βέβαια, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης δεν σταματούν ακόμα και όταν τα δεδομένα δεν μπορούν να κατηγοριοποιηθούν γραμμικά.

Καταλήγοντας συμπεραίνουμε ότι οι τομείς που βρίσκουν την άμεση εφαρμογή οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι πρώτα από όλα στον τομέα της πληροφορικής η οποία ασχολείται με την αναγνώριση των προτύπων. Ορισμένα πρότυπα είναι : Εικόνα, γραφικός χαρακτήρας ακόμα και η αναγνώριση προσώπων μπορεί να αποτελέσει τα πρότυπα. Επιπρόσθετα, είναι η ιατρική όπου σύμφωνα με τα συμπτώματα μπορούν πολύ εύκολα τα διανύσματα να προστεθούν σε κατηγορίες όπως είναι μια συγκεκριμένη ασθένεια. Τέλος, είναι τα χρηματοοικονομικά έτσι ώστε να εισαχθούν για την χορήγηση ενός δανείου [31, 32].



Εικόνα 29 Διάγραμμα μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVMs)

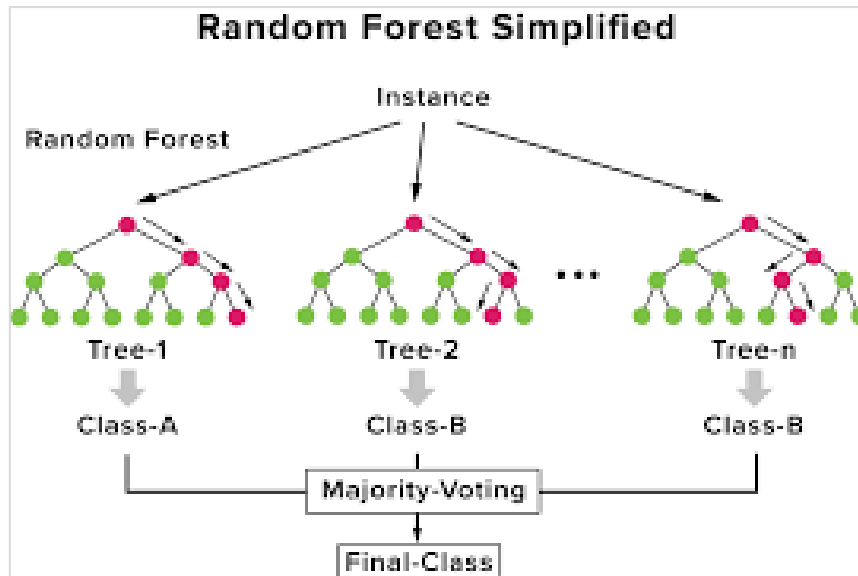
4.4.4 Τυχαία Δάση – (Random Forest - Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)

Ο αλγόριθμος τυχαία δάση είναι μια μέθοδος για την ταξινόμηση ή την παλινδρόμηση. Συγκεκριμένα, λειτουργεί με την κατασκευή ενός πλήθους δέντρων αποφάσεων η οποία είναι λειτουργία τάξεων ή αλλιώς ταξινόμηση ή πρόβλεψη των μεμονωμένων δέντρων [33, 34].

Σε ότι αφορά τον αλγόριθμο τυχαία δάση, διορθώνουν τη συνήθεια των δέντρων αποφάσεων έτσι ώστε να ξεπεράσουν το εκπαιδευτικό σετ. Ο αλγόριθμος για τα τυχαία δάση δημιουργήθηκε από τον Tin Kam Ho. Για πρώτη φορά χρησιμοποίησε την τυχαία μέθοδο υποπεριοχή με την οποία στη διαμόρφωση του Tin Kam Ho είναι ο τρόπος ώστε να εφαρμοστεί η προσέγγιση της «στοχαστικής διάκρισης» [35].

Προφανώς, η επέκταση του αλγορίθμου η οποία αναπτύχθηκε είναι μια συνδυαστική ιδέα του Breiman με την τυχαία επιλογή χαρακτηριστικών που εισάχθηκαν από τους Ho, Amit, Geman έτσι ώστε να κατασκευαστεί μια συλλογή από δέντρα αποφάσεων. Η γενική μέθοδος των τυχαίων αποφάσεων δάσους προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Ho το 1995. Ο Ho διαπίστωσε ότι τα δάση των δένδρων που χωρίζουν με λοξά υπερπλάνα, αν τυχαία περιορίζονται να είναι ευαίσθητα σε μόνο επιλεγμένες ιδιότητες, μπορούν να αποκτήσουν ακρίβεια καθώς μεγαλώνουν χωρίς να υποφέρουν υπερβολική προπόνηση [36].

Μια επόμενη εργασία στις ίδιες γραμμές κατέληξε στο συμπέρασμα ότι άλλες μέθοδοι διαίρεσης, εφ' όσον τυχαία αναγκάζονται να μην είναι ευαίσθητες σε ορισμένες διαστάσεις χαρακτηριστικών, συμπεριφέρονται παρομοίως. Σημειώστε ότι αυτή η παρατήρηση ενός πιο περίπλοκου ταξινομητή (ενός μεγαλύτερου δάσους) που γίνεται πιο ακριβής σχεδόν μονοτονικά είναι σε έντονη αντίθεση με την κοινή πεποίθηση. Η πολυπλοκότητα ενός ταξινομητή μπορεί να αυξηθεί μόνο σε ένα 41 ορισμένο επίπεδο ακρίβειας, πριν να πληγανιστεί από υπερφόρτωση. Η εξήγηση της αντοχής της δασικής μεθόδου στην υπερβολική προπόνηση μπορεί να βρεθεί στη θεωρία των Kleinberg για στοχαστικές διακρίσεις [35, 33].



Εικόνα 30 Απεικόνιση αλγορίθμου τυχαία δάση

Ο αλγόριθμος C4.5 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.

$$GainRatio(S, A) = \frac{Information\ Gain(S, A)}{Entropy(S, A)} \quad (\text{εξ. 4.1})$$

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5. Αποτελέσματα

5.1 Μέτρα αξιολόγησης

Όταν υλοποιούμε μία μέθοδος για την εξαγωγή ορισμένων αποτελεσμάτων, προκειμένου να διαπιστωθεί η αξιοπιστία της μεθόδου ελέγχονται τα ακόλουθα κριτήρια: η ακρίβεια, η ευαισθησία και η εξειδίκευση. Συγκεκριμένα:

- Η ακρίβεια (accuracy): είναι η απόκλιση του πειραματικού αποτελέσματος από την πραγματική τιμή που υπάρχει στο δείγμα. Δηλαδή, όσο πιο μικρή είναι η τιμή της απόκλισης, τόσο πιο μεγάλη είναι και η ακρίβεια του αποτελέσματος.
- Η ευαισθησία (sensitivity): αναφέρεται στη μικρότερη συγκέντρωση ενός στοιχείου, όπου η μέθοδος που εφαρμόστηκε μπορεί να αντιδιαστείλει από το μηδέν.
- Η εξειδίκευση (specificity): η μέθοδος που εφαρμόζεται στο δείγμα, θα πρέπει να προσδιορίζει αποκλειστικά και μόνο το στοιχείο της καταμέτρησης [37].

Πιο συγκεκριμένα, εκτός από τα προαναφερθέντα μέτρα αξιολόγησης των αποτελεσμάτων που υπάρχουν υπάρχει ακόμη και ένας άλλος πίνακας σύγχυσης ο οποίος διατυπώνει το σύνολο των σωστών και λανθασμένων προβλέψεων που γίνονται για το μοντέλο ταξινόμησης που υλοποιείται. Οι λύσεις του προβλήματος, αποτυπώνονται με μηδενικά περιμετρικά από την κύρια διαγώνιο του πίνακα σύγχυσης. Ενώ στην κύρια διαγώνιο του πίνακα εμφανίζονται όλα τα στοιχεία που ταξινομήθηκαν [38]. Η ταξινόμηση των στοιχείων συμβαίνει είτε τα στοιχεία είναι αληθώς θετικά είτε τα στοιχεία είναι αληθώς αρνητικά. Θα πρέπει να αναφερθεί, ότι τα ψευδώς αρνητικά και ψευδώς θετικά στοιχεία, αντιπροσωπεύουν τις εσφαλμένες ταξινομήσεις για τον υπολογισμό του συνολικού σφάλματος [27].

5.2 Αποτελέσματα ανά αλγόριθμο

5.2.1 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron - MLP)

Με την χρήση του αλγορίθμου νευρωνικά δίκτυα (MLP), φαίνεται ότι όλα τα παραδείγματα μπήκαν με τη σωστή σειρά με ποσοστό επιτυχίας 100%. Παρακάτω φαίνονται τα αποτελέσματα με την επιλογή των χαρακτηριστικών και χωρίς την επιλογή των χαρακτηριστικών.

Correctly Classified Instances	933	73.9303 %
Incorrectly Classified Instances	329	26.0697 %
Kappa statistic	0.644	
Mean absolute error	0.1517	
Root mean squared error	0.3279	
Relative absolute error	41.1566 %	
Root relative squared error	76.394 %	
Total Number of Instances	1262	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,877	0,215	0,616	0,877	0,724	0,607	0,889	0,811	1
	0,695	0,022	0,925	0,695	0,794	0,741	0,932	0,856	2
	0,754	0,080	0,789	0,754	0,771	0,684	0,932	0,857	3
	0,539	0,039	0,710	0,539	0,613	0,562	0,859	0,651	4
Weighted Avg.	0,739	0,096	0,767	0,739	0,740	0,660	0,909	0,813	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as
313	7	24	13	a = 1
92	248	13	4	b = 2
62	1	269	25	c = 3
41	12	35	103	d = 4

Εικόνα 31 Αποτελέσματα MLP με επιλογή χαρακτηριστικών

Correctly Classified Instances	1246	98.7322 %
Incorrectly Classified Instances	16	1.2678 %
Kappa statistic	0.9828	
Mean absolute error	0.0157	
Root mean squared error	0.0755	
Relative absolute error	4.2612 %	
Root relative squared error	17.5994 %	
Total Number of Instances	1262	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,994	0,000	1,000	0,994	0,997	0,996	0,999	0,999	1
	0,994	0,010	0,975	0,994	0,985	0,979	0,996	0,962	2
	0,986	0,000	1,000	0,986	0,993	0,990	1,000	1,000	3
	0,963	0,007	0,963	0,963	0,963	0,957	0,981	0,979	4
Weighted Avg.	0,987	0,004	0,987	0,987	0,987	0,984	0,996	0,986	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as
355	2	0	0	a = 1
0	355	0	2	b = 2
0	0	352	5	c = 3
0	7	0	184	d = 4

Εικόνα 32 Αποτελέσματα MLP χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.2 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Σχεδόν παρόμοια αποτελέσματα φαίνονται και τον αλγόριθμο SVM, όπου το ποσοστό των σωστών ταξινομημένων παραδειγμάτων ανέρχεται στο 100%, χωρίς να έχει παίξει ρόλο η επιλογή ή μη επιλογή των χαρακτηριστικών. Τα αποτελέσματα αυτά απεικονίζονται παρακάτω:

Correctly Classified Instances	1035	82.0127 %
Incorrectly Classified Instances	227	17.9873 %
Kappa statistic	0.75	
Mean absolute error	0.2767	
Root mean squared error	0.3519	
Relative absolute error	75.0924 %	
Root relative squared error	81.9722 %	
Total Number of Instances	1262	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,941	0,013	0,966	0,941	0,953	0,935	0,969	0,934	1
	0,899	0,025	0,933	0,899	0,916	0,884	0,972	0,900	2
	0,994	0,212	0,649	0,994	0,785	0,711	0,892	0,647	3
	0,120	0,000	1,000	0,120	0,215	0,323	0,796	0,459	4
Weighted Avg.	0,820	0,071	0,872	0,820	0,783	0,765	0,922	0,771	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as
336	17	4	0	a = 1
10	321	26	0	b = 2
2	0	355	0	c = 3
0	6	162	23	d = 4

Εικόνα 33 Αποτελέσματα SVM με επιλογή χαρακτηριστικών

Correctly Classified Instances	925	73.2964 %							
Incorrectly Classified Instances	337	26.7036 %							
Kappa statistic	0.6284								
Mean absolute error	0.2956								
Root mean squared error	0.3774								
Relative absolute error	80.2168 %								
Root relative squared error	87.9105 %								
Total Number of Instances	1262								
=== Detailed Accuracy By Class ===									
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,975	0,161	0,704	0,975	0,818	0,751	0,908	0,697	1
	0,574	0,021	0,915	0,574	0,706	0,652	0,886	0,771	2
	1,000	0,190	0,675	1,000	0,806	0,739	0,905	0,675	3
	0,079	0,000	1,000	0,079	0,146	0,260	0,613	0,297	4
Weighted Avg.	0,733	0,105	0,800	0,733	0,681	0,645	0,856	0,651	
=== Confusion Matrix ===									
a	b	c	d	<-- classified as					
348	9	0	0	a = 1					
146	205	6	0	b = 2					
0	0	357	0	c = 3					
0	10	166	15	d = 4					

Εικόνα 34 Αποτελέσματα SVM χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.3 Δένδρα Απόφασης - (Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)

Σύμφωνα με τη χρήση του αλγορίθμου C4.5 παρατηρήθηκε ότι με την επιλογή των χαρακτηριστικών τα σωστά ταξινομημένα αποτελέσματα ανέρχονται σε ποσοστό 99%, ενώ χωρίς την επιλογή των χαρακτηριστικών σε ποσοστό 98%, όπως απεικονίζονται στις ακόλουθες εικόνες:

Correctly Classified Instances	1255	99.4453 %
Incorrectly Classified Instances	7	0.5547 %
Kappa statistic	0.9925	
Mean absolute error	0.0302	
Root mean squared error	0.0702	
Relative absolute error	8.1811 %	
Root relative squared error	16.3583 %	
Total Number of Instances	1262	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,994	0,001	0,997	0,994	0,996	0,994	1,000	1,000	1
	0,992	0,003	0,992	0,992	0,992	0,988	1,000	1,000	2
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	3
	0,990	0,003	0,984	0,990	0,987	0,985	1,000	0,999	4
Weighted Avg.	0,994	0,002	0,994	0,994	0,994	0,993	1,000	1,000	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as
355	1	0	1	a = 1
1	354	0	2	b = 2
0	0	357	0	c = 3
0	2	0	189	d = 4

Εικόνα 35 Αποτελέσματα C4.5 με επιλογή χαρακτηριστικών

Correctly Classified Instances	1255	99.4453 %							
Incorrectly Classified Instances	7	0.5547 %							
Kappa statistic	0.9925								
Mean absolute error	0.0175								
Root mean squared error	0.0588								
Relative absolute error	4.7517 %								
Root relative squared error	13.6897 %								
Total Number of Instances	1262								
=== Detailed Accuracy By Class ===									
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,994	0,000	1,000	0,994	0,997	0,996	1,000	1,000	1
	0,994	0,004	0,989	0,994	0,992	0,988	1,000	1,000	2
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	3
	0,984	0,003	0,984	0,984	0,984	0,981	1,000	0,999	4
Weighted Avg.	0,994	0,002	0,994	0,994	0,994	0,993	1,000	1,000	
=== Confusion Matrix ===									
a	b	c	d	<-- classified as					
355	1	0	1	a = 1					
0	355	0	2	b = 2					
0	0	357	0	c = 3					
0	3	0	188	d = 4					

Εικόνα 36 Αποτελέσματα C4.5 χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.4 Μπευζιανός Ταξινομητής (Naive Bayes)

Όπως έχει αναφερθεί, με τη χρήση του αλγορίθμου μπευζιανός ταξινομητής (Naïve Bayes), διακρίνεται ότι τα παραδείγματα έχουν μπει σχεδόν στη σωστή σειρά με ποσοστό 84,70%. Στις παρακάτω φωτογραφίες φαίνονται τα αποτελέσματα με την επιλογή των χαρακτηριστικών και χωρίς την επιλογή των χαρακτηριστικών.

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

Correctly Classified Instances      1069           84.7068 %
Incorrectly Classified Instances    193           15.2932 %
Kappa statistic                    0.7889
Mean absolute error                 0.0769
Root mean squared error             0.2759
Relative absolute error             20.8557 %
Root relative squared error         64.2692 %
Total Number of Instances          1262

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,955   0,013   0,966     0,955   0,961     0,945   0,972   0,971    1
                0,936   0,170   0,684     0,936   0,791     0,708   0,874   0,636    2
                0,980   0,000   1,000     0,980   0,990     0,986   0,995   0,993    3
                0,230   0,025   0,620     0,230   0,336     0,319   0,923   0,578    4
Weighted Avg.   0,847   0,056   0,844     0,847   0,826     0,795   0,943   0,823

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   d  <-- classified as
341   9   0   7 |  a = 1
 7 334   0 16 |  b = 2
 1   2 350   4 |  c = 3
 4 143   0 44 |  d = 4
```

Εικόνα 37 Αποτελέσματα Naïve Bayes με επιλογή χαρακτηριστικών

```
Correctly Classified Instances      1130           89.5404 %
Incorrectly Classified Instances    132           10.4596 %
Kappa statistic                    0.8564
Mean absolute error                 0.0524
Root mean squared error             0.2264
Relative absolute error             14.2267 %
Root relative squared error         52.7474 %
Total Number of Instances          1262

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,966   0,007   0,983     0,966   0,975     0,965   0,984   0,985    1
                0,955   0,120   0,758     0,955   0,845     0,785   0,917   0,743    2
                0,994   0,000   1,000     0,994   0,997     0,996   1,000   1,000    3
                0,466   0,016   0,840     0,466   0,599     0,582   0,980   0,816    4
Weighted Avg.   0,895   0,038   0,902     0,895   0,888     0,865   0,969   0,895

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   d  <-- classified as
345   7   0   5 |  a = 1
 6 341   0 10 |  b = 2
 0   0 355   2 |  c = 3
 0 102   0 89 |  d = 4
```

Εικόνα 38 Αποτελέσματα Naïve Bayes χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

Στον πίνακα 5.2 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα της ακρίβειας των αλγορίθμων αφενός χρησιμοποιώντας όλα τα χαρακτηριστικά και αφετέρου μόνο με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά.

Σύνολο χαρακτηριστικών	Αλγόριθμος Ταξινόμησης			
	Naïve Bayes	MLP	SVM	C4.5
	Acc (%)	Acc (%)	Acc (%)	Acc (%)
Με επιλογή χαρακτηριστικών	84,70%	73,93%	82,012%	99,44%
Χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών	89,54%	98,73%	73,29%	99,44%

Πίνακας 5.2: Αποτελέσματα αλγορίθμων ταξινόμησης

Κεφάλαιο 6

6. Συμπεράσματα

Στην εργασία την οποία υλοποίησα ήταν σημαντική η προσομοίωση των σεναρίων με την βοήθεια ενός συστήματος Διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή, διότι με αυτή εστιάζοντας στην ταξινόμηση σημάτων εγκεφαλογραφήματος με βάση την αξιολόγηση της κούρασης του κάθε ανθρώπινου οργανισμού. Συγκεκριμένα, το πείραμα το οποίο επιτεύχθηκε με την αξιολόγηση της κούρασης του κάθε ανθρώπου στα εγκεφαλικά σήματα είναι ένα από τα πιο γνωστά πειράματα για την ένταξη του στη συγκεκριμένη κατάσταση με τη χρήση φυσικά του εγκεφαλογραφήματος. Επίσης, για να επιτευχθεί το πείραμα χρησιμοποιήθηκε η συσκευή Emotiv Eroc+, από την οποία καταγράφηκαν τα σήματα και το λογισμικό Openvibe για να εξαχθούν χαρακτηριστικά των σημάτων. Για να γίνει η ταξινόμηση των σημάτων, εισήχθησαν τα αποτελέσματα από το Open Vibe ως είσοδο στο λογισμικό Weka, ενώ χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις διαφορετικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι: Μπευζιανός Ταξινομητής (Naive Bayes), Νευρωνικό δίκτυο (MLP), Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM) και Δένδρα Απόφασης (C4.5).

Από αυτούς τους αλγόριθμους που προαναφέρθηκαν παραπάνω επιλέχθηκε ο πιο αξιόπιστος αλγόριθμος ο οποίος είναι ο C4.5, όπου και απέδωσε ποσοστό ακριβείας 99.44% και στις δύο περιπτώσεις με ή χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών. Φαίνεται λοιπόν ότι όλοι οι αλγόριθμοι ταξινόμησης απέδωσαν ιδιαίτερα υψηλή ακρίβεια, το οποίο μας αποδεικνύει ότι τα εγκεφαλογραφήματα μπορούν με μεγάλη ευκολία να διαχωριστούν. Εξίσου σημαντικό είναι να αναφερθεί ότι δεν παρατηρείται μεγάλη απόκλιση των ποσοστών ακριβείας στους αλγορίθμους με την επιλογή ή μη επιλογή των χαρακτηριστικών. Ωστόσο, επιδεικνύεται ότι υπάρχει ένα σύνολο χαρακτηριστικών, όπου είναι από το μικρότερο σε μέγεθος από το αρχικό, το οποίο διατηρεί την πληροφορία, και δίνεται η δυνατότητα του προβλήματος έτσι ώστε να μειωθεί.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] «Ιατρικό Λεξικό-Εγκέφαλος. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο,» 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.iatronet.gr/iatriko-lexiko/egkefalos.html>.
- [2] Μ. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας,, Ιατρική Πληροφορική, Αθήνα: Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016.
- [3] «Εγκέφαλος,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://el.wikipedia.org/wiki/Εγκέφαλος>.
- [4] Σ. Κ., Μελέτη της επίδρασης του αγαπημένου τραγουδιού στην εγκεφαλική λειτουργία με χρήση συσκευών Διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή, Άρτα: Πτυχιακή εργασία, ΤΕΙ Ηπείρου, 2019.
- [5] D. Tzamourta, 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*, pp. vol. 8, no. 4, pp. 3093-3097, 2018.
- [6] A. T. Tzallas, N. Giannakeas, K. Zoulis, M. G. Tsipouras, E. Glavas, K. D. Tzamourta, L. G. Astrakas and S. Konitsiotis, «EEG Classification and Short-Term Epilepsy Prognosis using Brain Computer Interface Software,» σε *In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Thessaloniki, Greece, 2017.
- [7] K.D. Tzamourta, 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,» σε *Precision Medicine Powered by pHealth and Connected Health*, Springer, 2018, pp. 165-169.
- [8] K.D. Tzamourta, 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*, pp. vol. 9, is. 2, 135-142, 2019.
- [9] K Tzamourta, Th. Afrantou, P. Ioannidis, M. Karatzikou, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L. Astrakas, P. Angelidis, E. Glavas, N. Grigoriadis, D. Tsalikakis, and M.G. Tsipouras, «Analysis of EEG signals complexity regarding Alzheimer's Disease,» *Computers and Electrical Engineering*, pp. vol. 76, pp. 198-212, 2019.

- [10] K. Tzimourta, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, L. Astrakas, T. Afrantou, P. Ioannidis, N. Grigoriadis, P. Aggelidis, D.G. Tsalikakis, M.G. Tsipouras, «EEG Window Length Evaluation for the Detection of Alzheimer's Disease over Different Brain Regions,» *Brain Sciences*, pp. vol. 9(4), 81, 2019.
- [11] Κυριαζοπούλου-Ντάτσιου, Ε., «Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ). ΠΛΑΤΩΝ [Πρότυπο Διαγνωστικό Κέντρο Ελλάδος].,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.platonae.gr>.
- [12] K. Tzimourta, A.I. Tsilimparis, K. Tzioukalia, A.T. Tzallas, M. Tsipouras, L. Astrakas, N. Giannakeas, «EEG based automatic sleep stage classification,» *Biomedical Journal of Scientific & Technical Research*, pp. vol. 7, no. 4, 2018.
- [13] 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*, pp. vol. 3, no 51, 2018.
- [14] Β. Τσιλιγκρίδης, «Σύγχρονες Τεχνικές στις Διεπαφές Ανθρώπινου Εγκεφάλου - Υπολογιστή,» [Διπλωματική Εργασία]. Πανεπιστήμιο Πατρών, Πάτρα, 2011.
- [15] Θ. Μπιλέρο, «Εφαρμογές διεπαφών εγκεφάλου υπολογιστή,» [Πτυχιακή εργασία], ΤΕΙ Ηπείρου, Άρτα, 2018.
- [16] 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,» σε *In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Thessaloniki, Greece, 2017.
- [17] 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,» σε *In Proceeding of the 24th Telecommunications Forum (TELFOR)*, Beograd, Serbia, 2016.
- [18] J. Hornero, R., Corralejo, R., Brain Computer Interface (BCI) systems applied to cognitive training and home automation control to offset the effects of ageing, Ομάδα Βιοϊατρικής Μηχανικής. Πανεπιστήμιο Valladolid: Valladolid, 2012.
- [19] Emotiv, «Emotiv/ Eporc+,» 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.emotiv.com/>.

- [20] Κατσουλίδη Μ., Τσαναχτσίδου Ι., «Μελέτη της επίδρασης ιλίγγου και τρόμου στην εγκεφαλική λειτουργία με χρήση συσκευών διεπαφής εγκεφάλου υπολογιστή,» [Πτυχιακή εργασία]. ΤΕΙ Ηπείρου, Άρτα, 2019.
- [21] Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten, «The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques,» Morgan Kaufmann, Fourth Edition, 2016.
- [22] Χ. Νικολάου, «Αναγνώριση κίνησης χεριού από εγκεφαλικά σήματα με χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης,» [Διπλωματική Εργασία]. Πανεπιστήμιο Πατρών, Πάτρα, 2017.
- [23] 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*, pp. 43 (6), 705-716, 2013.
- [24] N Giannakeas, DI Fotiadis, «Image processing and machine learning techniques for the segmentation of cDNA microarray images,» σε *Machine Learning: Concepts, Methodologies, Tools and Applications*, 2012, pp. 817-829.
- [25] N Giannakeas, DI Fotiadis, «An automated method for gridding and clustering-based segmentation of cDNA microarray images,» *Computerized Medical Imaging and Graphics*, pp. 33 (1), 40-49, 2009.
- [26] N. Giannakeas, M.G. Tsipouras, A.T. Tzallas, K. Kyriakidi, Z.E. Tsianou, P. Manousou, A. Hall, E.C. Karvounis, V. Tsianos, E. Tsianos, «A clustering based method for collagen proportional area extraction in liver biopsy images,» σε *in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Milan, Italy, 2015.
- [27] Y. Goletsis, T.P. Exarchos, N. Giannakeas, D.I. Fotiadis, «Intelligent patient profiling for diagnosis, staging and treatment selection in colon cancer,» σε *8th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering*, Athens, Greece, 2008.
- [28] «Μηχανική Μάθηση,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf.
- [29] V Christou, MG Tsipouras, N Giannakeas, AT Tzallas, «Hybrid Extreme Learning Machine Approach for Homogeneous Neural Networks,» *Neurocomputing*, pp. 311, 397-412, 2018.

- [30] V. Christou, M.G. Tsipouras, N. Giannakeas and A.T. Tzallas, G. Brown, «Hybrid extreme learning machine approach for heterogeneous neural networks,» *Neurocomputing*, pp. vol. 361, pp. 137-150, 2019.
- [31] Κ. Α. Θεοδόση, «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και εφαρμογές στα Συστήματα Αυτόματου Ελέγχου,» [Πτυχιακή εργασία], Πανεπιστήμιο Πατρών, Πάτρα, 2013.
- [32] «EduMed (2002). EEG – ElectroEncephaloGraph,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.edumed.org.br/cursos/neurociencia/cdrom/Biblioteca/EEGHistory.htm>.
- [33] N Giannakeas, DI Fotiadis, «Multichannel segmentation of cDNA microarray images using the Bayes classifier,» σε *in Proc of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Lyon, France, 2007.
- [34] Π. Ρήγα, «Κεντρικό Νευρικό Σύστημα,» 2010. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.teiath.gr/userfiles/akanellou/phys2%20fyll1%20kns.pdf>.
- [35] Χ. Α. Καλαθάκη, «Διαγνωστική αεριοστροβίλων με χρήση μηχανών διανυσμάτων (Support vector machines –SVM),» [Πτυχιακή εργασία], Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών, Αθήνα, 2010.
- [36] N Giannakeas, PS Karvelis, DI Fotiadis, «A classification-based segmentation of cDNA microarray images using support vector machines,» σε *in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vancouver, Canada, 2008.
- [37] Α. Μακρή, «Σύγκριση Μεθόδων Πρόβλεψης Ψήφου στις ηλεκτρονικές πλατφόρμες συμβούλων ψήφων,» [Πτυχιακή Εργασία]. Τεχνολογικό Πανεπιστήμιο Κύπρου, Λεμεσός, 2013.
- [38] D.C. Tsouros, P.N. Smyrlis, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras,, «Random forests with stochastic induction of decision trees,» σε *In proc of the IEEE 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, Volos, Greece., 2018.
- [39] «CogniFit. Ο εγκέφαλός σου.,» 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.cognifit.com/el/brain>.
- [40] Χ. Τσελεντής, «Εισαγωγή στη θεωρία της πληροφορίας και εντροπία,» 2008. [Ηλεκτρονικό]. Available: http://christselentis.blogspot.gr/2008/08/blog-post_13.html.

- [41] Γ. Κηπουργός, «Δημιουργία ευφυούς συστήματος για τη διαχείριση και διαλογή των ασθενών Τμήματος Επειγόντων Περιστατικών,» 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available: [file:///C:/Users/pipitsa/Downloads/Presentation_Kipourgos%20\(2\).pdf](file:///C:/Users/pipitsa/Downloads/Presentation_Kipourgos%20(2).pdf) .
- [42] Ε. Πιτουρά, «Κατηγοριοποίηση ΙΙ,» 2011. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.cs.uoi.gr/~pitoura/courses/dm/classification11b.pdf> .