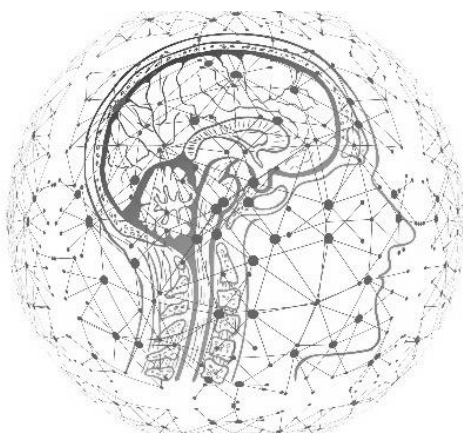


ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
«ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΑΠΟ ΣΥΣΤΗΜΑ
ΔΙΕΠΑΦΗΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΟΣΜΙΚΑ
ΕΡΕΘΙΣΜΑΤΑ»



Γκούμα Μαριάννα
ΑΜ: 11735
Επιβλέπων: Γιαννακέας Νικόλαος

Άρτα, Απρίλιος 2020

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**«ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΑΠΟ ΣΥΣΤΗΜΑ
ΔΙΕΠΑΦΗΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΟΣΜΙΚΑ
ΕΡΕΘΙΣΜΑΤΑ»**

Μαριάννα Γκούμα

ΑΜ:11735

Επιβλέπων Καθηγητής: Γιαννακέας Νικόλαος

- Άρτα 2019-

**«CLASSIFICATION OF EEG UNDER DIFFERENT
SMELLSUSINGBRAIN COMPUTER INTERFACES »**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, Απρίλιος 2020

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακέας,

Επίκουρος Καθηγητής

2. Μέλος επιτροπής

Τζάλλας Αλέξανδρος,

Επίκουρος Καθηγητής

3. Μέλος επιτροπής

Δημήτριος Δημόπουλος,

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Ο Προϊστάμενος του Τμήματος

Ευριπίδης Γλαβάς,

Καθηγητής, Α' Βαθμίδας

Υπογραφή

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.

Γκούμα Μαριάννα

Υπογραφή

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Ευχαριστώ θερμά τον καθηγητή μου κ.Γιαννακέα Νικόλαο για την εποικοδομητική συνεργασία, τον χρόνο που μου διέθεσε και την ορθή καθοδήγηση κατά τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας πτυχιακής εργασίας.

Περίληψη

Στην παρούσα εργασία μελετήθηκε η δυνατότητα διαχωρισμού και ταξινόμηση σημάτων εγκεφάλου, υπό διαφορετικά οσμικά ερεθίσματα. Ο εγκέφαλος είναι ίσως το πιο πολύπλοκο όργανο του ανθρώπινου οργανισμού, του οποίου η λειτουργία ακόμα και σήμερα δεν έχει αποσαφηνιστεί πλήρως. Μια από τις σημαντικότερες μεθόδους παρακολούθησης της εγκεφαλικής δραστηριότητας είναι η ανάλυση των δυναμικών που παράγει ο εγκέφαλος, τα οποία καταγράφονται με ηλεκτρόδια σε συγκεκριμένα σημεία του. Στο παραπάνω πλαίσιο η παρούσα εργασία μελετά την απόκριση του εγκεφάλου σε διαφορετικά ερεθίσματα της αίσθησης της όσφρησης. Για τον σκοπό αυτό διεξήχθησαν καταγραφές ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος με χρήση μιας συσκευής διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή, (BrainComputerInterface–BCI), εξήχθησαν χαρακτηριστικά από τα σήματα αυτά και εν συνεχεία ταξινομήθηκαν με διαφορετικούς αλγορίθμους ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης ανήλθαν άνω του 85% ακρίβεια, γεγονός που υποδηλώνει ότι πράγματι είναι ικανός ο εντοπισμός διαφορετικών αποκρίσεων του εγκεφάλου, όταν το υποκείμενο οσμίζεται διαφορετικά αντικείμενα.

Λέξεις-κλειδιά: Εγκέφαλος, σύστημα διεπαφής Εγκεφαλου Υπολογιστή, Μηχανική Μάθηση

Abstract

In this study, the ability of Machine Learning systems to classify EEG under different smell stimuli was studied. The brain is the most complex organ in the human body, as well as its function has not been fully elucidated. One of the most important methods of monitoring brain activity is the analysis of the potentials produced by the brain, which are recorded with electrodes at specific points. In the above context, the present study investigates the response of the brain to different stimuli of the sense of smell. For this purpose, electroencephalographic recordings were performed using a Brain Computer Interface (BCI) device. A set of features have been extracted from these signals and then the signals are classified with different classification algorithms. The obtained accuracy result is higher than 85% accurate, which suggests that it is indeed capable of detecting different responses in the brain when the subject smells different objects.

Keywords:Brain, Brain Computer Interfaces, BCIsMachineLearning

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1.1: Οι φλοιώδεις δομές του εγκεφάλου	16
Εικόνα 1.2: Καταγραφή ενός ΗΕΓ	18
Εικόνα 1.3: Γραφική απεικόνιση ενός ΗΕΓ	18
Εικόνα 1.4: Ηλεκτρόδια Καταγραφής	19
Εικόνα 1.5: Διεθνές Σύστημα 10-20	20
Εικόνα 1.6: Οσφρητικός βολβός και η κατανομή των οσφρητικών νηματίων στο ρινικό διάφραγμα	21
Εικόνα 1.7: Δομή οσφρητικού επιθηλίου	22
Εικόνα 1.8: Η σύνδεση με τα οσφρητικά σπειράματα.....	23
Εικόνα 1.9: Διαγραμματική αναπαράσταση των οδών ορθορινικής και οπισθορινικής όσφρησης	24
Εικόνα 2.1: Διαδικασία καταγραφής προκλιτών δυναμικών εγκεφάλου	28
Εικόνα 2.2: Μεθοδολογία τεστ P300	28
Εικόνα 2.3: Απόκριση εγκεφάλου στο τεστ P300	28
Εικόνα 3.1: Συσκευή EmotivEpoс+	31
Εικόνα 3.2: Εφαρμογή EmotivEpoс+	32
Εικόνα 3.3: Συσκευή EmotivFlex	32
Εικόνα 3.4: FitbitFlex	33
Εικόνα 3.5: Περιβάλλον του λογισμικού Openvibe	34
Εικόνα 3.6: Απλό σενάριο στο λογισμικό Openvibe με οπτικοποίηση των σημάτων	35
Εικόνα 3.7: Απεικόνιση παραθύρου του "Explorer" στο περιβάλλον Weka.....	36
Εικόνα 3.8: Οπτικοποίηση του συνόλου δεδομένων στο περιβάλλον Weka	37
Εικόνα 3.9: Καρτέλα ταξινόμησης στο περιβάλλον Weka.....	38
Εικόνα 4.1 Παράδειγμα Μηχανικής Μάθησης με Επίβλεψη	40
Εικόνα 4.2 Παράδειγμα Μηχανικής Μάθησης χωρίς Επίβλεψη	41
Εικόνα 4.3: Ο κοντινότερος γείτονας	43
Εικόνα 4.4: Παράδειγμα Bayes	44
Εικόνα 4.5 Απεικόνιση αλγορίθμου τυχαία δάση.....	46
Εικόνα 4.6: Παράδειγμα SVM.....	47
Εικόνα 4.7: Παράδειγμα SVM.....	47
Εικόνα 4.8: Παράδειγμα SVM.....	48

Εικόνα 4.9: Παράδειγμα SVM.....	48
Εικόνα 2.11: Παράδειγμα SVM.....	49
Εικόνα 2.12: Παράδειγμα SVM.....	49
Πίνακας 2 - Πίνακας Εξαγωγής Χαρακτηριστικών.....	54
Εικόνα 5.1: Επιλεγμένα χαρακτηριστικά.....	54
Εικόνα 5.2: Σενάριο για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών.....	55
Εικόνα 5.3 Αποτελέσματα του KNN με όλα τα χαρακτηριστικά.....	56
Εικόνα 5.4 Αποτελέσματα του KNN με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά.....	56
Εικόνα 5.5 Αποτελέσματα του Μπευζιανού ταξινομητή με όλα τα χαρακτηριστικά.....	57
Εικόνα 5.5 Αποτελέσματα του Μπευζιανού ταξινομητή με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά.....	57
Εικόνα 5.6 Αποτελέσματα των τυχαίων δασών με όλα τα χαρακτηριστικά	58
Εικόνα 5.6 Αποτελέσματα των τυχαίων δασών με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά ...	58
Εικόνα 5.8 Αποτελέσματα του SVM ταξινομητή με όλα τα χαρακτηριστικά	59
Εικόνα 5.9 Αποτελέσματα του SVM ταξινομητή με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά	59

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Δήλωση μη λογοκλοπής	7
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	8
Περίληψη	9
Abstract	10
Ευρετήριο Εικόνων	11
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....	13
1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος.....	15
1.1 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος.....	15
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)	17
1.2.1 Τρόποι καταγραφής του ΗΕΓ	19
1.2.2 Οι ρυθμοί του εγκεφάλου	20
1.3 Επιδράσεις οσμικών ερεθισμάτων στην εγκεφαλική λειτουργία	21
2. Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου- Υπολογιστή (Brain- Computer Interfaces Systems).....	26
2.1 Ορισμός - Εφαρμογές	26
2.2 Τεστ που χρησιμοποιούνται.....	27
2.3 Έρευνες που έχουν διεξαχθεί.....	29
3. Υποδομή.....	31
3.1 Η φορητή συσκευή εγκεφαλογραφήματος (Emotiv, Flex).....	31
3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe	33
3.2.1 Λειτουργία του OpenVibe	34
3.2.2 Οδηγός δημιουργίας ενός σεναρίου.....	34
3.3 Το λογισμικό Weka για εξόρυξη δεδομένων.....	35
4. Μηχανική Μάθηση	39
4.1 Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση	39

4.1.1 Μηχανική μάθηση με επίβλεψη.....	40
4.1.2 Μηχανική μάθηση χωρίς επίβλεψη	41
4.1.3 Η ενισχυτική μάθηση.....	41
4.2 Ταξινόμηση.....	42
4.2.1 Οκοντινότεροςγείτονας (Nearest Neighbor Classifier-KNN).....	43
4.2.2 Μπευζιανός ταξινομητής	44
4.2.3 Τυχαία Δάση – (RandomForest - Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)	45
4.2.4 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines –SVM)..	47
4.3 Μέτρα Αξιολόγησης	50
5. Υλοποίηση και Αποτελέσματα	52
5.1 Σύνολο δεδομένων.....	52
4.2 Εξαγωγή των χαρακτηριστικών	52
5.3 Αποτελέσματα.....	56
BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	61

Κεφάλαιο 1^ο

1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

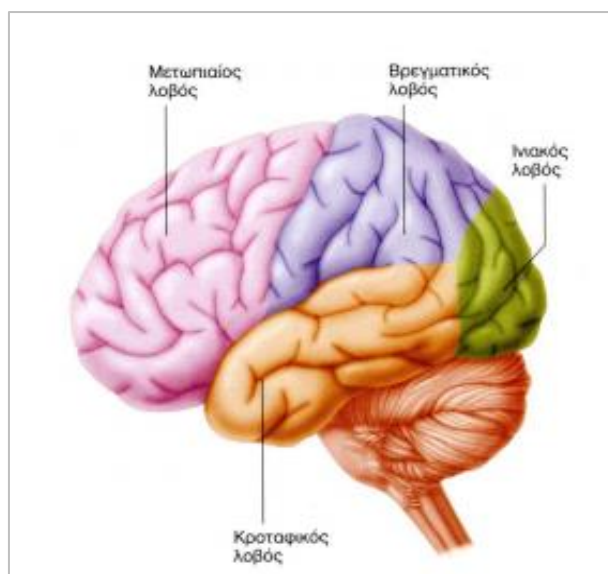
1.1 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

Το μυαλό είναι ένα πολύπλοκο όργανο το οποίο αποτελεί μέρος του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (ΚΝΣ) και είναι το πιο ογκώδες τμήμα του εγκεφάλου. Βρίσκεται στο μπροστινό και ανώτερο τμήμα της κρανιακής κοιλότητας και υπάρχει σε όλα τα σπονδυλωτά όντα. Μέσα στο κρανίο, ο εγκέφαλος πλέει σ' ένα διαυγές υγρό που ονομάζεται «εγκεφαλονωτιαίο υγρό», το οποίο επιτελεί λειτουργίες προστασίας.

Ο εγκέφαλος, είναι υπεύθυνος για τη διαχείριση και τη ρύθμιση των περισσότερων λειτουργιών του σώματος και του νου [1, 2, 3]. Οι λειτουργίες αυτές είναι:

- Ο έλεγχος ζωτικών λειτουργιών: όπως ο έλεγχος της θερμοκρασίας, του καρδιακού ρυθμού, της αναπνοής, της αρτηριακής πίεσης, του ύπνου.
- Λαμβάνει, επεξεργάζεται, ενσωματώνει και ερμηνεύει όλες τις πληροφορίες που δέχεται από τις αισθήσεις, όπως: την όραση, την ακοή, τη γεύση και την οσμή.
- Ελέγχει τις κινήσεις του σώματος, όπως: περπάτημα, τρέξιμο, ομιλία, ορθοστασία.
- Είναι υπεύθυνος για τα συναισθήματα και για τη συμπεριφορά μας.
- Μας επιτρέπει να συλλογίζόμαστε, να νιώθουμε, να σκεφτόμαστε.
- Ελέγχει τις ανώτερες νοητικές λειτουργίες: μνήμη, μάθηση, αντίληψη [2, 3, 4].

Ο εγκέφαλος αποτελείται από φλοιώδεις και υποφλοιώδεις δομές. Οι φλοιώδεις δομές διαίρουνται σε διαφορετικούς λοβούς: μετωπικός, βρεγματικός, κροταφικός και ινιακός (Εικόνα 1.1: Οι φλοιώδεις δομές του εγκεφάλου).



Εικόνα 1.1: Οι φλοιώδεις δομές του εγκεφάλου

Αυτοί οι λοβοί χωρίζονται σε δύο ημισφαίρια: το δεξί και το αριστερό. Ενώ οι υποφλοιώδεις δομές, αναφέρονται σε εκείνες τις δομές που είναι κάτω από τον εγκεφαλικό φλοιό όπως:

- ο μεσολόβιος: που συνδέει τα δύο ημισφαίρια
- ο θάλαμος: που συμμετέχει στον έλεγχο του συντονισμού των σκελετικών μυών και είναι ο ενδιάμεσος σταθμός συναπτικής μεταβίβασης για τις αισθητικές οδούς κατά την πορεία τους προς τον εγκεφαλικό φλοιό. Αποτελεί το «παράθυρο» του φλοιού στον κόσμο. Στην περίπτωση που «κλείσει» ο θάλαμος χάνεται η επαφή με τον κόσμο [8, 9,16].
- τα βασικά γάγγλια: που αποτελούν σχηματισμούς της φαιάς ουσίας στα ημισφαίρια του εγκεφάλου. Δηλαδή είναι σχηματισμοί κυττάρων που δημιουργούν νευρωνικά τόξα, τα οποία μαθαίνουν να χειρίζονται τις γνωστές κινήσεις. Τα βασικά γάγγλια είναι ουσιώδη για την αρμονία των κινήσεων και συνεπώς για την καθημερινότητα του ατόμου. Αξίζει να σημειωθεί ότι διαταραχές στα βασικά γάγγλια, εμφανίζονται από διαταραχές της κίνησης και από άλλες δυσλειτουργίες του εγκεφάλου, ψυχολογικού χαρακτήρα [10, 17].
- η αμυγδαλή: Η αμυγδαλή είναι ένα ετερογενές σύμπλεγμα, που εντοπίζεται εντός της έσω μοίρας του κροταφικού λοβού, κάτω από τον φλοιό, πρόσθια της ουράς του κερκοφόρου πυρήνα και μόλις μπροστά από τον ιππόκαμπο. Θεωρείται ότι αποτελεί βασικό τμήμα του συστήματος που είναι υπεύθυνο για

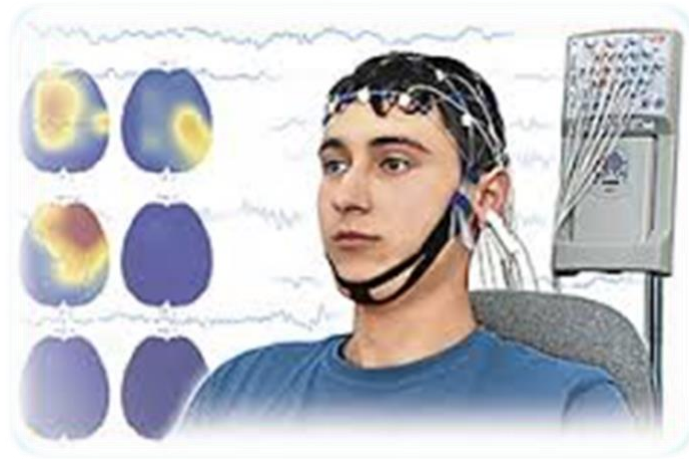
τη συγκινησιακή έκφραση, τη συγκινησιακή μνήμη καθώς και για τη ρύθμιση της διεργασίας της μνημονικής παγίωσης μέσω της συγκίνησης [4, 11].

- ο ιππόκαμπος: ο οποίος είναι υπεύθυνος να βοηθά τον άνθρωπο να «πλοηγείται» στο χώρο. Συμμετέχει στη μεταφορά πληροφοριών από τη βραχυπρόθεσμη μνήμη στη μακροπρόθεσμη. Επίσης, βοηθά στην ενοποίηση της επεισοδιακής μνήμης, που είναι οι αναμνήσεις από περιστατικά για τα οποία έχουμε προσωπική εμπειρία και τα συναφή συναισθήματα που προκύπτουν από αυτά τα βιώματα [5, 10].
- οι θηλοειδούς προεξοχές φορείς: βρίσκονται κάτω από τον θάλαμο και αποτελούν κέντρα της όσφρησης, της υπόφυσης, της θερμορύθμισης κ.ά.

Το δεύτερο μεγαλύτερο όργανο του εγκεφάλου είναι η παρεγκεφαλίτιδα, η οποία είναι υπεύθυνη για τον ορθοστατικό έλεγχο και την κυκλοφορία, αλλά εκτελεί παράλληλα και κάποιες γνωστικές λειτουργίες.

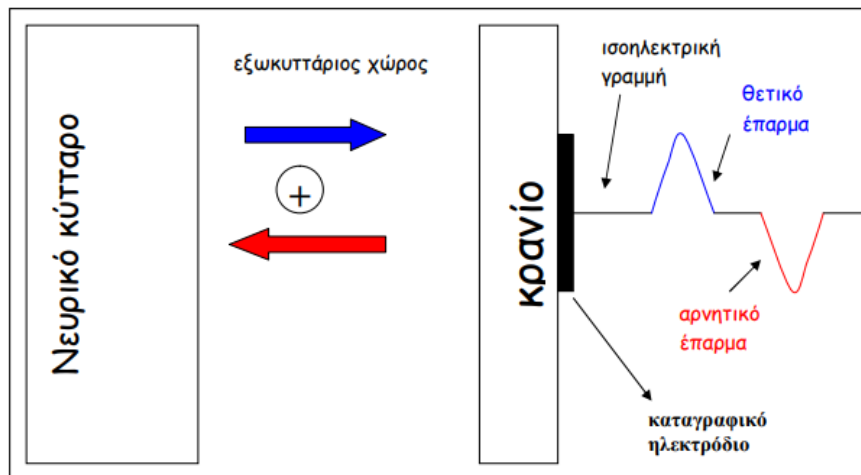
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, είναι η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Ο εγκέφαλος αποτελείται από δισεκατομμύρια κύτταρα, όπου το καθένα από αυτά παράγει και μεταδίδει ηλεκτρικά ρεύματα τα οποία αθροιζόμενα με εκείνα των άλλων νευρικών κυττάρων του εγκεφάλου, δίνουν μεγαλύτερα σήματα τα οποία μπορούμε να καταγράψουμε. Η καταγραφή των ηλεκτρικών σημάτων του εγκεφάλου, γίνεται με ηλεκτρόδια που τοποθετούνται στην επιφάνεια του κρανίου. Επομένως, αυτό που καταγράφει το ΗΕΓ είναι ηλεκτρικά σήματα από τον φλοιό του εγκεφάλου επειδή είναι πιο κοντά στο κρανίο σε σχέση με άλλες δομές του φλοιού που είναι στο εσωτερικό του εγκεφάλου [6].



Εικόνα 1.2: Καταγραφή ενός ΗΕΓ

Στην πραγματικότητα το ΗΕΓ είναι μια γραμμή, η οποία μπορεί να είναι είτε ευθεία οριζόντια είτε να έχει γραμμές που αποκλίνουν από αυτό το επίπεδο. Η ευθεία οριζόντια γραμμή λέγεται ισοηλεκτρική γραμμή, γιατί στη διάρκειά της δεν μεταβάλλεται το δυναμικό του εξωκυττάριου χώρου που καταγράφεται στο ηλεκτρόδιο και έτσι τα νευρικά κύτταρα βρίσκονται σε κατάσταση ηρεμίας. Ενώ οι γραμμές με απόκλιση απεικονίζουν την ύπαρξη δυναμικού στο χώρο του εγκεφάλου. Τα επάρματα μπορεί να είναι είτε θετικά είτε αρνητικά (Εικόνα 1.2: Γραφική απεικόνιση ενός ΗΕΓ) [6].



Εικόνα 1.3: Γραφική απεικόνιση ενός ΗΕΓ

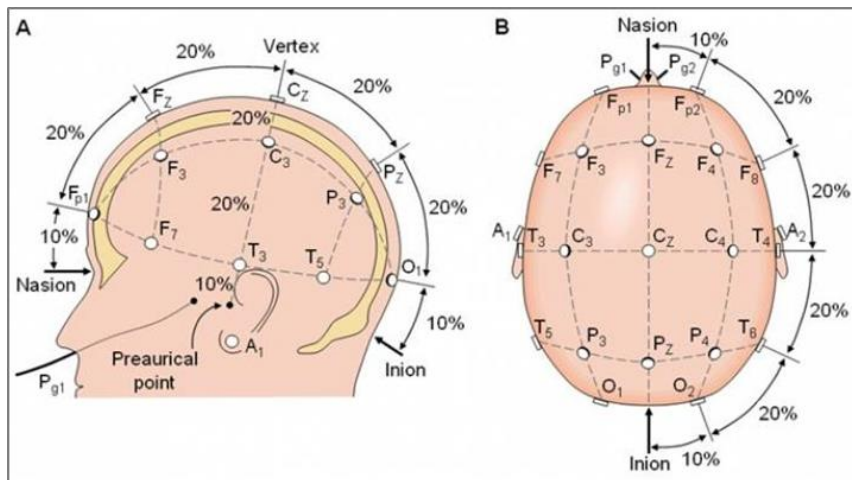
1.2.1 Τρόποι καταγραφής του ΗΕΓ

Η καταγραφή των σημάτων του ΗΕΓ πραγματοποιείται με τη χρήση των ηλεκτροδίων (Εικόνα 1.3: Ηλεκτρόδια). Τα ηλεκτρόδια είναι αισθητήρες, οι οποίοι μετατρέπουν το ρεύμα ιόντων στο εσωτερικό του κρανίου σε ρεύμα ηλεκτρονίων εντός του καλωδίου, το οποίο οδηγεί το ρεύμα αυτό σε επόμενα στάδια επεξεργασίας. Προκειμένου να τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια στην επιφάνεια του κεφαλιού, τοποθετείται μία κολλώδης ουσία επάνω στο ηλεκτρόδιο και στη συνέχεια, στο σημείο του δέρματος που θα τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια, πραγματοποιείται καθαρισμός με οινόπνευμα, ώστε να επιτύχουμε χαμηλότερη αντίσταση επαφής [7].



Εικόνα 1.4: Ηλεκτρόδια Καταγραφής

Για την επιλογή των θέσεων των ηλεκτροδίων στο κεφάλι, χρησιμοποιείται το Διεθνές Σύστημα 10-20 (Εικόνα 1.4: Διεθνές Σύστημα 10-20) [15]. Ο αριθμός «10» συμβολίζει το 10% της απόστασης των αυτιών του ανθρώπου μέχρι την απόσταση του πλησιέστερου σε αυτό (αυτή) ηλεκτρόδιο, ενώ ο αριθμός «20», συμβολίζει το 20% της μεταξύ τους απόστασης των δύο αυτιών και της απόστασης ανάμεσα σε δύο οποιαδήποτε ηλεκτρόδια. Θα πρέπει να αναφερθεί ότι τα ηλεκτρόδια προσαρμόζονται ανάλογα με τις διαστάσεις του οποιουδήποτε κρανίου.



Εικόνα 1.5: Διεθνές Σύστημα 10-20

1.2.2 Οι ρυθμοί του εγκεφάλου

Τα εγκεφαλικά κύματα, είναι το αποτέλεσμα της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου και καταγράφονται με τη βοήθεια του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος. Κατά τη διάρκεια της καταγραφής παρατηρούνται διάφορες συχνότητες του σήματος, οι οποίες κατηγοριοποιούνται ανάλογα με το χρόνο εμφάνισής τους. Το ΗΕΓ, ταξινομεί τα σήματα σε τέσσερις κατηγορίες- ρυθμούς: άλφα, βήτα, θήτα και δέλτα. Συγκεκριμένα, ο ρυθμός άλφα εμφανίζεται στο 75% περίπου των ενηλίκων και είναι ο πρώτος ρυθμός που μελετήθηκε. Στον ρυθμό αυτό όταν κλείνουν τα μάτια προκαλείται αύξηση του ρυθμού, ενώ όταν ανοίγουν τα μάτια προκαλείται μείωση του ρυθμού. Ο ρυθμός β, είναι ο κυρίαρχος ρυθμός κατά τη φάση πλήρους εγρήγορσης ενός φυσιολογικού ατόμου. Ενώ ο ρυθμός δ, είναι ο κύριος ρυθμός στα νεογνήνητα έως το δεύτερο έτος της ηλικίας και συσχετίζεται με τον ύπνο σε έναν φυσιολογικό άνθρωπο. Αντίθετα ο ρυθμός θ, συνδέεται με μηχανισμούς καταστολής (πχ: φάση χαλάρωσης) και εμφανίζεται ακόμα και σε περιπτώσεις άγχους και ψυχικών διαταραχών (Πίνακας 1.1: Οι ρυθμοί του εγκεφάλου) [16].

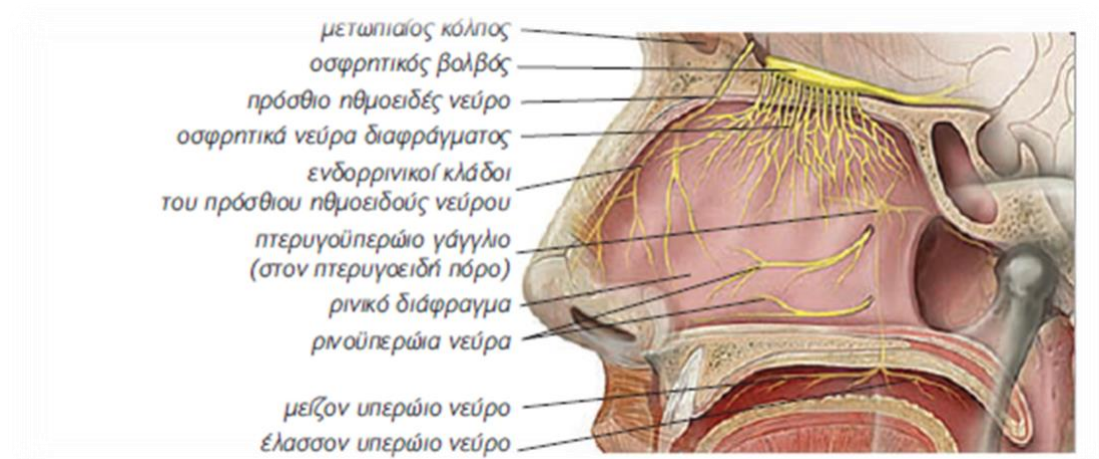
Ζώνη συχνοτήτων (Hz)	Όνομα ζώνης	Περιγραφή
1-3 Hz	Δέλτα	Επικρατεί όταν το άτομο κοιμάται βαθιά χωρίς όνειρα
4-7 Hz	Θήτα	Σχετίζεται με ονειρώδη κατάσταση, ελαφρύ ύπνο.

		Αρχίζει και δρα στο υποσυνείδητο.
8-13 Hz	Άλφα	Σχετίζεται με κατάσταση ηρεμίας, όχι ύπνου. Δημιουργικής και χωρίς πίεση σκέψης.
13-30 Hz	Βήτα	Σχετίζεται με εγρήγορση, έντονη δραστηριότητα, επεξεργασία δεδομένων.

Πίνακας 1.1: Οι ρυθμοί του εγκεφάλου

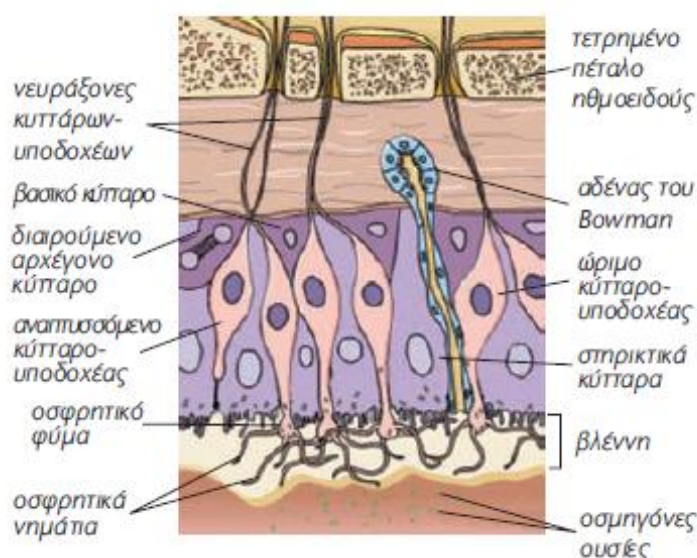
1.3 Επιδράσεις οσμικών ερεθισμάτων στην εγκεφαλική λειτουργία

Στον άνθρωπο, το οσφρητικό επιθήλιο βρίσκεται στην οροφή κάθε ρινικής κοιλότητας καλύπτοντας μια περιοχή που καλύπτει τόσο το ανώτερο τμήμα του πλάγιου ρινικού τοιχώματος, όσο και το αντίστοιχο ανώτερο τμήμα του ρινικού διαφράγματος, συνολικής έκτασης περίπου δύο τετραγωνικών εκατοστών (Εικόνα 1.5: Οσφρητικός βολβός και η κατανομή των οσφρητικών νηματίων στο ρινικόδιάφραγμα.).



Εικόνα 1.6: Οσφρητικός βολβός και η κατανομή των οσφρητικών νηματίων στο ρινικό διάφραγμα

Οι οσμηγόνες ουσίες φτάνουν στο επιθήλιο είτε διαμέσου της ρινικής αναπνοής όπου η όσφρηση ονομάζεται «ορθορινική», είτε διαμέσου του ρινοφάρυγγα όπου η όσφρηση ονομάζεται «οπισθορινική» και στη συνέχεια διαλύονται στην υδατώδη βλέννη που καλύπτει το επιθήλιο πριν συνδεθούν με τα ειδικά οσφρητικά κύτταρα υποδοχείς του επιθηλίου. Η βλέννη που καλύπτει το οσφρητικό επιθήλιο, περιέχει ειδικές πρωτεΐνες οι οποίες συνδέονται με υδρόφοβες οσμηγόνες ουσίες και έτσι βοηθούν στη διάθεσή τους μέσα στην υδρόφιλη βλέννη. Στο οσφρητικό επιθήλιο όμως, εκτός από τα βασικά κύτταρα – υποδοχείς, ανήκουν: τα στηρικτικά κύτταρα και οι αδένες του Bowman. Ενώ, κοντά στην επιφάνεια του οσφρητικού επιθηλίου, οι δενδρίτες των ειδικών κυττάρων υποδοχέων περικλείονται από τα κυτταρικά σώματα των υποστηρικτικών κυττάρων (Εικόνα 1.6: Δομή οσφρητικού επιθηλίου) [3].

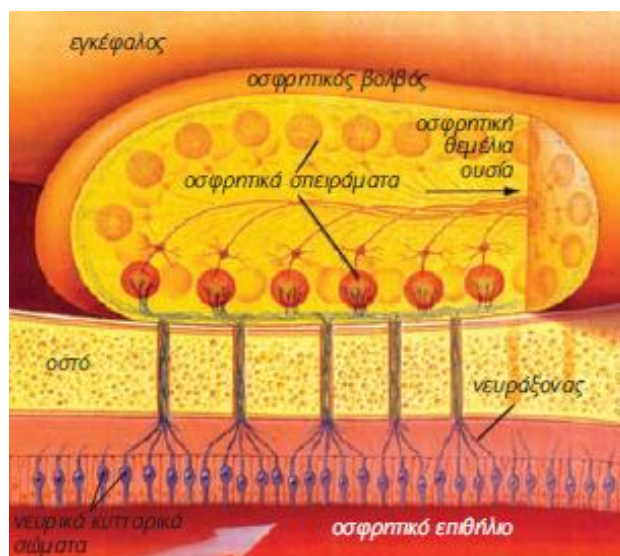


Εικόνα 1.7: Δομή οσφρητικού επιθηλίου

Τα στηρικτικά κύτταρα παρέχουν στήριξη στα ειδικά κύτταρα υποδοχείς με συνδέσεις μεταξύ τους, ενώ παράλληλα παίζουν σημαντικό ρόλο στη ροή ιόντων και μορίων μεταξύ της βλέννης και του επιθηλίου. Η ρυθμιστική δράση των στηρικτικών κυττάρων στη συγκέντρωση διαφόρων ιόντων είναι σημαντική, καθώς τα ιόντα αυτά έχουν σημαντικό ρόλο στη μετάδοση του οσφρητικού ερεθίσματος.

Στον οσφρητικό βολβό, οι νευράξονες του οσφρητικού επιθηλίου διασχίζοντας το τετριμμένο πέταλο του ηθμοειδούς οστού, συνάπτονται με τα μητροειδή κύτταρα όπου. Οι περιοχές σύνδεσης των κυττάρων υποδοχέων και των μητροειδών κυττάρων

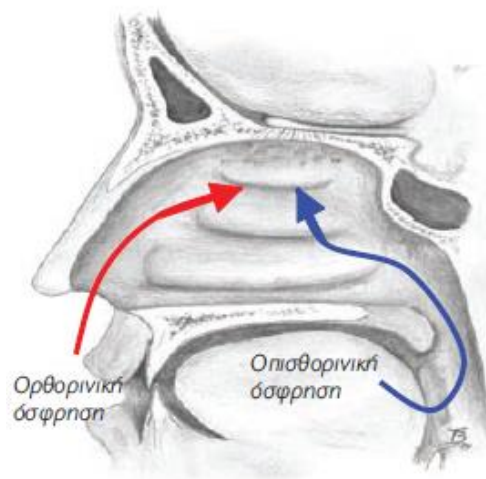
ονομάζονται οσφρητικά σπειράματα (Εικόνα 1.7: Η σύνδεση με τα οσφρητικά σπειράματα).



Εικόνα 1.8: Η σύνδεση με τα οσφρητικά σπειράματα

Κάθε κύτταρο-υποδοχέας είναι εξειδικευμένο να συνδέεται με συγκεκριμένη οσμηγόνο ουσία ή έως δύο ουσίες. Τα διπολικά κύτταρα που είναι ευαίσθητα σε μια συγκεκριμένη οσμή είναι διάσπαρτα στο οσφρητικό επιθήλιο. Παρόλα αυτά, οι νευράξονές τους καταλήγουν σε συγκεκριμένη θέση (στο οσφρητικό σπείραμα) στον οσφρητικό βολβό [18]. Με τον τρόπο αυτό κάθε φορά που μια οσμηγόνο ουσία συνδέεται στο οσφρητικό επιθήλιο ενεργοποιούνται συγκεκριμένα οσφρητικά σπειράματα στην περιφέρεια του οσφρητικού βολβού. Έτσι, ο οσφρητικός βολβός χρησιμεύει ως ένας τρισδιάστατος χάρτης κωδικοποίησης των διαφόρων οσμών με τον οποίο ο εγκέφαλος αναγνωρίζει ποια ουσία συνδέθηκε στο οσφρητικό επιθήλιο [19].

Αυτό που εμείς οι άνθρωποι θεωρούμε «γεύση», στην καθημερινή ζωή αποτελείται σε μεγάλο ποσοστό από οσφρητικά ερεθίσματα. Οσμηγόνες ουσίες απελευθερώνονται κατά τη μάσηση των τροφών και μέσω του ρινοφάρυγγα μέσω των κινήσεων της υπερώας, καταλήγουν στο οπίσθιο μέρος της μύτης και διεγείρουν το οσφρητικό επιθήλιο (Εικόνα 1.8: Διαγραμματική αναπαράσταση των οδών ορθορινικής και οπισθορινικής όσφρησης).



Εικόνα 1.9: Διαγραμματική αναπαράσταση των οδών ορθορινικής και οπισθορινικής όσφρησης

Μπορεί η σύνδεση των οσμών στο οσφρητικό επιθήλιο να γίνεται με τον ίδιο τρόπο, όμως τα δυναμικά που παράγονται ακολουθούν διαφορετικές οδούς και καταλήγουν σε διαφορετικές περιοχές του εγκεφάλου. Η σημαντική συμμετοχή της όσφρησης στην ανάλυση των γευστικών ερεθισμάτων εξηγεί τη μείωση της γευστικής λειτουργίας που παρουσιάζεται σε ανοσμικούς ασθενείς [20].

Η ύπαρξη του τρίδυμου νεύρου βοηθά, δίνοντας κλάδους για ολόκληρη τη ρινική κοιλότητα καταλήγοντας σε ελεύθερες νευρικές απολήξεις στο ρινικό βλεννογόνο οι οποίες διαθέτουν χημειο-υποδοχείς (αναγνώριση ερεθιστικών, επικίνδυνων ουσιών, αίσθηση καύσου, πόνος), θερμο-υποδοχείς (θερμό/ψυχρό) και μηχανο-υποδοχείς (αίσθηση ροής ρεύματος αέρα, επαφή). Οι περισσότερες οσμηγόνες ουσίες ερεθίζουν ταυτόχρονα: το οσφρητικό και το τρίδυμο νεύρο, γεγονός που αποδεικνύει τη συμμετοχή του στην πρόσληψη και την ανάλυση από τον εγκέφαλο αυτών των ερεθισμάτων. Η αναγνώριση της πλευράς (δεξιά-αριστερή ρινική κοιλότητα) από την οποία εισέρχεται ένα χημικό ερέθισμα στη μύτη γίνεται μόνο από το τρίδυμο και όχι από το οσφρητικό νεύρο [21,22,23].

Τα δύο συστήματα (οσφρητικό και τρίδυμο) βρίσκονται σε στενή ανατομική και λειτουργική θέση και υπάρχει ισχυρή αλληλεπίδραση μεταξύ τους. Βέβαια, όπως γίνεται αντιληπτό το οσφρητικό σύστημα λειτουργεί με βάση την εγκεφαλική λειτουργία, η οποία επηρεάζεται από τα οσφρητικά ερεθίσματα. Μπορεί να μυρίζουμε από τη μύτη αλλά τις οσμές τις επεξεργαζόμαστε μέσα από τον εγκέφαλο. Συγκεκριμένα, οι οσφρητικοί βολβοί που είναι τμήμα του μεταχιακού

συστήματος και σχετίζεται με το συναίσθημα, συνδέονται άμεσα με μεταιχμιακές δομές που επεξεργάζονται συναισθηματικές πληροφορίες (αμυγδαλή) και συνειρμική μάθηση (ιππόκαμπος). Κανένα άλλο αισθητηριακό σύστημα δεν έχει τη στενή αυτή σχέση με τις νευρωνικές περιοχές του συναίσθηματος και της συνειρμικής μάθησης. Άρα, υπάρχει σημαντική νευρολογική βάση για τον λόγο που οι οσμές προκαλούν συναισθηματικούς συσχετισμούς[22,23,24].

Κεφάλαιο 2^ο

2. Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου- Υπολογιστή (Brain-Computer Interfaces Systems)

2.1 Ορισμός - Εφαρμογές

Το 1929, ο Hans Berger, παρουσίασε για πρώτη φορά την τεχνική της ηλεκτροεγκεφαλογραφίας. Από τότε, άρχισε να αποτελεί βασικό εργαλείο όλων εκείνων των ειδικοτήτων που επιθυμούσαν να μελετήσουν την λειτουργία του εγκεφάλου. Εξαιτίας του λόγου χρήσης του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, δόθηκε ένας ο ορισμός για την διεπαφή εγκεφάλου με υπολογιστή. Έτσι λοιπόν το σύστημα διεπαφής εγκεφάλου- υπολογιστή ή αλλιώς Brain Computer Interface (BCI), είναι ένα σύστημα επικοινωνίας που παρακολουθεί τη δραστηριότητα του ανθρώπινου εγκεφάλου και την αποκωδικοποιεί ώστε να γίνει εύκολα αντιληπτή στον άνθρωπο [23, 25].

Τα συστήματα BCI ανάλογα με τα χαρακτηριστικά τους, κατηγοριοποιούνται σε τέσσερις βασικές κατηγορίες: εξαρτώμενα και μη εξαρτώμενα, σύγχρονα και ασύγχρονα, επεμβατικά και μη επεμβατικά και σε εξωγενή και ενδογενή [22, 23]. Πιο αναλυτικά, τα εξαρτώμενα συστήματα λειτουργούν συμπληρωματικά για τη χρήση τους στην παραγωγή εγκεφαλικών σημάτων, ενώ τα μη εξαρτώμενα συστήματα επικοινωνούν άμεσα με τον εγκέφαλο. Η διαφορά ανάμεσα στα σύγχρονα και ασύγχρονα συστήματα, έγκειται στο γεγονός ότι στα σύγχρονα συστήματα η ανάλυση των σημάτων πραγματοποιείται σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους ενώ στα ασύγχρονα απουσιάζει ο προκαθορισμένος χρόνος. Επιπρόσθετα, τα επεμβατικά συστήματα έχουν ως χαρακτηριστικό την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων ενδοκρανιακά, οπότε υπάρχει και πιο υψηλή ποιότητα σήματος. Αντίθετα, τα μη επεμβατικά συστήματα υλοποιούν την καταγραφή των σημάτων επιφανειακά με τη χρήση ηλεκτροδίων. Τέλος, τα συστήματα των οποίων τα εγκεφαλικά σήματα εισόδου

βασίζονται σε εξωτερικά ερεθίσματα ονομάζονται εξωγενή, ενώ τα ενδογενή βασίζονται στους ρυθμούς των εγκεφαλικών σημάτων [25, 26, 32].

Στο σημείο αυτό είναι σημαντικό να αναφερθούν τα τρία βασικά χαρακτηριστικά των BCIs τα οποία είναι:

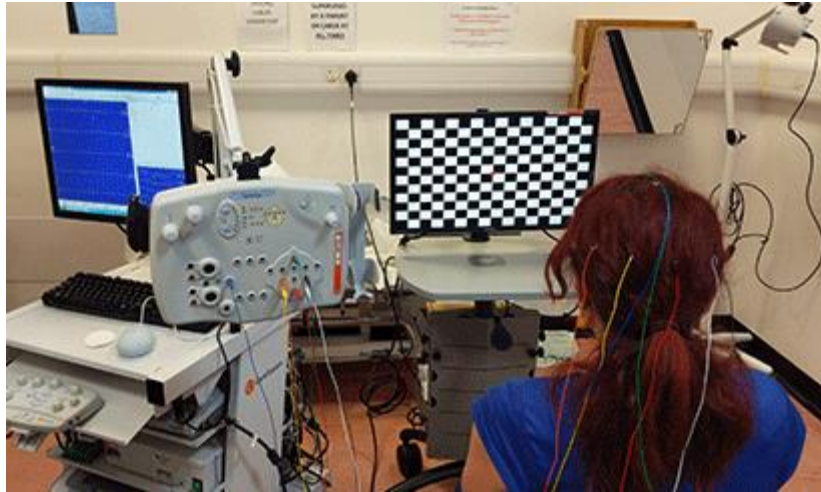
- η συλλογή- μέτρηση των σημάτων από τον ανθρώπινο εγκέφαλο
- οι μέθοδοι – αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται και
- η αποκωδικοποίηση των σημάτων

Επομένως, με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά οι επιστήμονες προσπαθούν να δημιουργήσουν νέες μεθόδους επικοινωνίας σε ανθρώπους που αντιμετωπίζουν σοβαρά προβλήματα υγείας, όπως η παράλυση. Έτσι λοιπόν προσπαθούν να υλοποιηθούν εφαρμογές που να αποκαθιστούν τα προβλήματα όσο γίνεται περισσότερο, διευκολύνοντας με το τρόπο αυτό και τα ίδια τα άτομα που νοσούν. Για παράδειγμα, έχουν υλοποιηθεί εφαρμογές που αφορούν τη βελτίωση ψυχικών και μυϊκών διαταραχών [27,31,32].

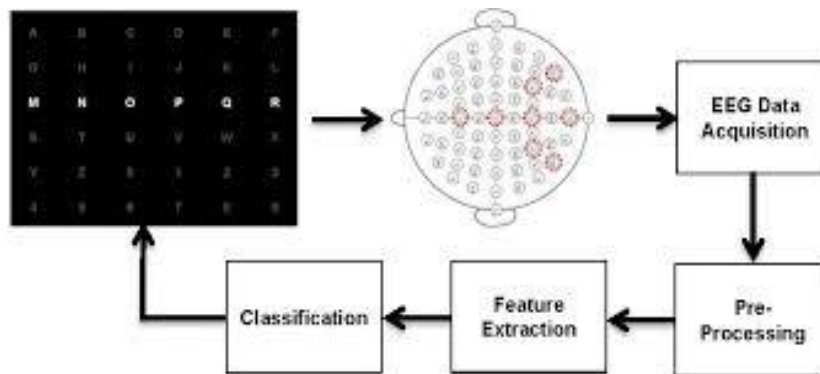
2.2 Τεστ που χρησιμοποιούνται

Έπειτα από μία σχετική βιβλιογραφική ανασκόπηση, υπάρχουν αρκετές δραστηριότητες που έχουν υλοποιηθεί από επιστήμονες που αφορούσαν τη χρήση του ΗΕΓ. Μία δραστηριότητα που έχει υλοποιηθεί είναι το άνοιγμα και το κλείσιμο των ματιών των ανθρώπων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε ένα περιβάλλον εργασίας που περιλάμβανε μία συσκευή ΗΕΓ και έναν υπολογιστή με το απαιτούμενο λογισμικό προς χρήση.

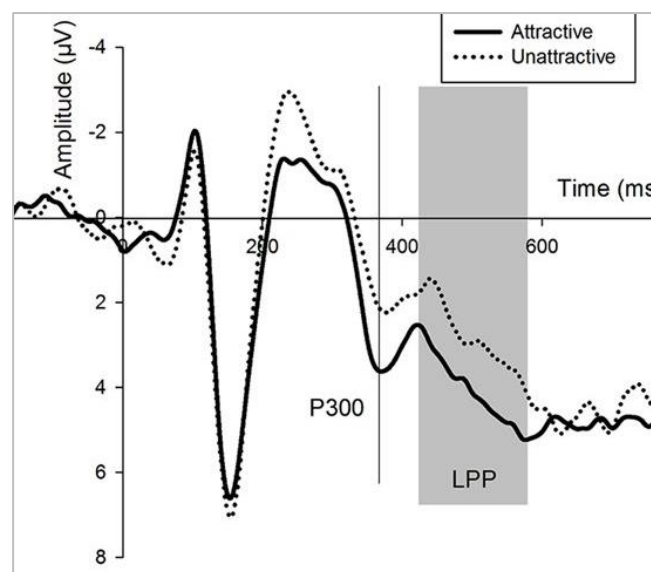
Η συσκευή του ΗΕΓ τοποθετούνταν στον άνθρωπο μέσω των ηλεκτροδίων ώστε να καταγραφούν τα σήματα και ανάλογα με τις συχνότητες των σημάτων, γινόταν η γραφική απεικόνιση των ρυθμών του εγκεφάλου. Φυσικά, κάθε σήμα είχε τα δικά του χαρακτηριστικά σύμφωνα πάντα με την κατάσταση του χρήστη [25]. Μία άλλη δραστηριότητα που έχει υλοποιηθεί είναι το κύμα P300, όπου καταγράφονται σήματα κατά τη διαδικασία λήψης αποφάσεων.



Εικόνα 2.1: Διαδικασία καταγραφής προκλητών δυναμικών εγκεφάλου



Εικόνα 2.2: Μεθοδολογία τεστ P300



Εικόνα 2.3: Απόκριση εγκεφάλου στο τεστ P300

Συγκεκριμένα, καταγράφει τις αντιδράσεις των χρηστών κατά τη διάρκεια των συναισθημάτων - ερεθισμάτων τους. Τέλος, έχει εφαρμοστεί και η χρήση μουσικών δεικτών στην εκμάθηση ενός φυσικού έργου. Διαπιστώθηκε, ότι οι άνθρωποι που ασχολούνται με τη μουσική σε ένα συγκεκριμένο πεδίο, έχουν καλύτερη δομική σύνδεση ανάμεσα στις περιοχές του εγκεφάλου που επεξεργάζονται τον ήχο και τον έλεγχο των κινήσεων [25].

2.3 Έρευνες που έχουν διεξαχθεί

Τα τελευταία χρόνια διεξάγονται πολλές μελέτες που αφορούν τα συστήματα διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή, ενώ αρκετοί είναι οι επιστήμονες που προσπαθούν να αξιολογήσουν τα εργαλεία των BCI συστημάτων. Ένα γνωστό πρόβλημα είναι του ορθογράφου P300, όπου τοποθετούσαν το σύστημα BCI σε έναν παρατηρητή και του εμφάνιζαν έναν πίνακα με χαρακτήρες 6 επί 6. Η αποστολή του παρατηρητή ήταν να δώσει έμφαση σε έναν χαρακτήρα από μία λέξη που θα εμφανιζόταν κάθε φορά από τον πίνακα. Η λέξη που θα εμφανιζόταν κάθε φορά είχε προκαθοριστεί από τον ερευνητή, ενώ οι γραμμές και οι στήλες του πίνακα άναβαν τυχαία και διαδοχικά. Δύο από τα 12 ανάμματα γραμμών / στηλών περιείχαν τον επιθυμητό χαρακτήρα. Μέσα από αυτή τη διαδικασία καταγράφηκε ότι τα συναισθήματα που είχε ο παρατηρητής κατά τον εντοπισμό των επιθυμητών χαρακτήρων, ήταν διαφορετικά από το ερέθισμα που δεν περιείχε τον επιθυμητό χαρακτήρα [28,29].

Μία άλλη έρευνα από την κοινοπραξία BrainGate έδειξε πως ένα Interface εγκεφάλου-υπολογιστή μπορεί να επιτρέψει σε ανθρώπους με παράλυση να χειρίζονται ένα tablet που βρίσκεται εύκολα στο εμπόριο, απλά και μόνο σκεπτόμενοι που θέλουν να πάει ο κέρσορας και να κάνουν «κλικ». Σε μελέτη που δημοσιεύτηκε στις 21 Νοεμβρίου στο PLOS ONE, τρία άτομα με παράλυση, χρησιμοποιώντας το BrainGate BCI το οποίο καταγράφει τη νευρική δραστηριότητα του ατόμου από έναν μικρό αισθητήρα στον κινητικό φλοιό του εγκεφάλου, κατάφεραν να πλοηγηθούν σε προγράμματα tablet, όπως e-mail, chat, streaming και εφαρμογές διαμοιρασμού βίντεο. Συγκεκριμένα, το BrainGate BCI περιλαμβάνει ένα εμφύτευμα μεγέθους ασπιρίνης που εντοπίζει τα σήματα που σχετίζονται με τις επιθυμητές κινήσεις, τα οποία παράγονται στον κινητικό φλοιό του εγκεφάλου. Τα σήματα αυτά αποκωδικοποιούνται και δρομολογούνται σε εξωτερικές συσκευές. Οι ερευνητές του BrainGate και άλλων ομάδων που

χρησιμοποιούν παρόμοιες τεχνολογίες έχουν δείξει πως η συσκευή αυτή μπορεί να επιτρέψει τη χρήση ρομποτικών βραχιόνων ή την ανάκτηση του ελέγχου των άκρων [27,29].

Σημαντική επίσης έρευνα απέδειξε το 2005 ότι τα παιδιά με Διάσπαση Προσοχής και Υπερκινητικότητα (ΔΕΠΥ) έπειτα από χρήση της μεθόδου Νευροανάδρασης, κατάφεραν να μειώσουν τα συμπτώματά τους σημαντικά [30]. Η επιβεβαίωση έρχεται με τη μετανάλυση της έρευνας αυτής, όπου το 2009 αποδείχθηκε ότι τα παιδιά έπειτα από σαράντα περίπου συνεδρίες μείωσαν αισθητά δύο συμπτώματα της ΔΕΠΥ: την παρορμητικότητα και την απόσπαση προσοχής. Αυτό επιτεύχθηκε με την εκπαίδευση των παιδιών μέσα από τη μέθοδο της Νευροανάδρασης [31]. Η Νευροανάδραση, είναι μία μέθοδος εκγύμνασης της εγκεφαλικής λειτουργίας και του νευροφυσιολογικού αυτοελέγχου μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ). Αποτελεί μία μη επεμβατική μέθοδος, αφού η διαδικασία είναι απλή: τοποθετούμε τρία καταγραφικά ηλεκτρόδια στο δέρμα του κεφαλιού και μέσω αυτών, ο εκπαιδευτής παρακολουθεί την εγκεφαλική λειτουργία λεπτό προς λεπτό μέσω ΗΕΓ και ταυτόχρονα, προβάλλει τις πληροφορίες που έχει αντλήσει στον εκπαιδευόμενο σε μορφή οπτικού ερεθίσματος (ηλεκτρονικό παιχνίδι, ταινία κ.ά). Κάθε εγκέφαλος διαθέτει την ικανότητα αυτορρύθμισης της λειτουργίας του και με την κατάλληλη μέθοδο μπορεί να την επιτύχει στο καλύτερο δυνατό επίπεδο. Στη συνέχεια, ο εκπαιδευτής «ανταμείβει» την προσαρμογή της εγκεφαλικής λειτουργίας σε καταλληλότερα πρότυπα. Μέσα από αυτήν τη διαδικασία ο εγκέφαλος σταδιακά υιοθετεί τις επιθυμητές μορφές συμπεριφοράς και εξασκείται στην επίτευξη της καλύτερης δυνατής απόδοσης σε διάφορους τομείς.

Τέλος, ερευνητές του Πανεπιστημίου Rowan στο Νιου Τζέρσευ και της Ιατρικής Σχολής του Πανεπιστημίου της Πενσυλβάνια, αναφέρουν ότι το ΗΕΓ αναγνωρίζει τα πρώιμα στάδια του Alzheimer κατά 85%. Όπως δήλωσε ο ερευνητής Christopher Clark, οι ασθενείς στα πρώτα στάδια της νόσου συχνά δεν έχουν επίγνωση ότι η μνήμη τους βαθμιαία εξασθενεί, ενώ το οικογενειακό περιβάλλον πιστεύει ότι οι αλλαγές οφείλονται στο πέρασμα των χρόνων. Το πλεονέκτημα της χρήσης τροποποιημένου ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος για τον εντοπισμό αυτών των αρχικών αλλαγών στον εγκέφαλο, είναι ότι δεν είναι επεμβατική μέθοδος, αλλά απλή στην εφαρμογή της και μπορεί να επαναληφθεί όταν χρειαστεί. Ο ερευνητής Clark, θεωρεί πως αποτελεί την ιδανική μέθοδο για την εξέταση ανθρώπων μεγαλύτερης ηλικίας, για να εντοπιστεί η αρχική ένδειξη της συνηθισμένης αυτής ασθένειας της τρίτης ηλικίας [32].

Κεφάλαιο 3^ο

3. Υποδομή

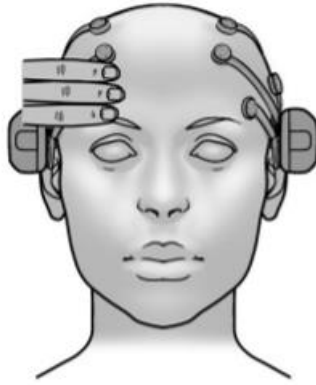
3.1 Η φορητή συσκευή εγκεφαλογραφήματος (Emotiv, Flex)

Η φορητή συσκευή EmotivEpoс+ κατασκευάστηκε από την εταιρεία Emotiv με σκοπό την χρήση της για επιστημονικές έρευνες, όμως τελικά χρησιμοποιείται και για άλλες χρήσεις, όπως για παράδειγμα τα διαδραστικά παιχνίδια. Η συσκευή αυτή μοιάζει αρκετά με ένα ζευγάρι ακουστικών, με τη μόνη διαφορά ότι στις απολήξεις της περιέχει αισθητήρες (Εικόνα 3.1: Συσκευή EmotivEpoс+).



Εικόνα 3.1: Συσκευή EmotivEpoс+

Η συσκευή αυτή τοποθετείται στο κεφάλι του χρήστη ως εξής: οι δύο μπροστινοί αισθητήρες, θα πρέπει να βρίσκονται κοντά στην αρχή της τριχωτής ή έστω δυο με τρία δάχτυλα πιο εσωτερικά. Με αυτό το τρόπο και οι υπόλοιποι αισθητήρες θα λάβουν τη σωστή θέση στο κεφάλι για την μέγιστη δυνατή απόδοση.



Εικόνα 3.2: Εφαρμογή EmotivEpoс+

Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι η συσκευή εμπεριέχει Bluetooth, ώστε να συνδέεται με τον υπολογιστή και να αναπαράγει - μεταφέρει τα σήματα σε αυτόν. Έτσι λοιπόν, μπορεί και αποτυπώνει ακριβώς τα συναισθήματα και τις κινήσεις ενός χρήστη.



Εικόνα 3.3: Συσκευή EmotivFlex

Μία άλλη συσκευή που κυκλοφόρησε το 2013 είναι το FitbitFlex, το λεγόμενο «αθλητικό βραχιόλι». Είναι μία συσκευή που φοριέται στον καρπό του χεριού και παρακολουθεί την κίνηση όλο το εικοσιτετράωρο (Εικόνα 3.2: FitbitFlex).



Εικόνα 3.4: FitbitFlex

Η απεικόνιση είναι απλή και επιτυγχάνεται μέσω των 5 led που δείχνουν τον αριθμό των βημάτων που λαμβάνονται σε μια μέρα και δονείται για να δείξει ότι ο στόχος που ορίστηκε έχει επιτευχθεί. Επίσης, υπάρχουν λυχνίες που υποδεικνύουν το επίπεδο της μπαταρίας. Το Flex είναι ανθεκτικό στο νερό και μπορεί να φορεθεί κατά τη διάρκεια του ντους, αλλά όχι στο κολύμπι. Το FitbitFlex περιλαμβάνει έναν εξειδικευμένο φορτιστή usb, ενώ η διάρκεια φόρτισης είναι περίπου 1-2 ώρες και η μπαταρία διαρκεί 5-7 ημέρες μετά από πλήρη φόρτιση [24,27,30].

3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe

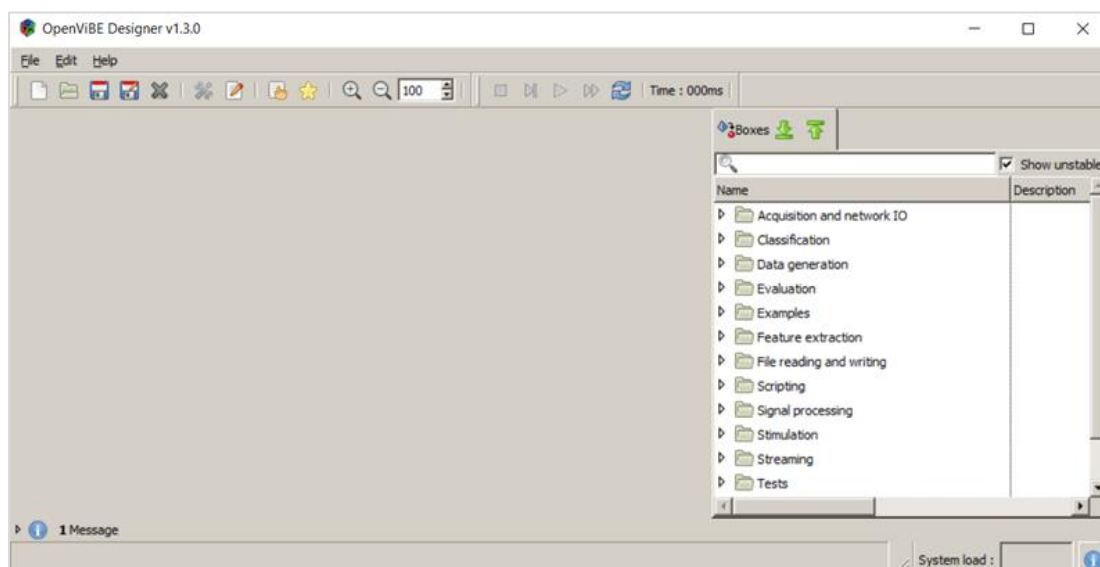
Το OpenVibe είναι ένα λογισμικό ανοιχτού κώδικα, που σκοπό έχει τον σχεδιασμό, τη δοκιμή και την διασύνδεση συστημάτων διεπαφής. Διατίθεται δωρεάν από το Γαλλικό Ινστιτούτο Inria και έχει ως βασικό αντικείμενο μελέτης την επιστήμη των υπολογιστών και τα εφαρμοσμένα μαθηματικά. Περιλαμβάνει ένα εργαλείο σχεδίασης για τη δημιουργία και την εκτέλεση εφαρμογών και πολλές προκαθορισμένες προς χρήση εφαρμογές. Το OpenVibe, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απόκτηση, το φιλτράρισμα, την επεξεργασία και την οπτικοποίηση των σημάτων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Είναι ένα περιβάλλον εύκολο προς χρήση και διαθέτει έναν καμβά σχεδίασης για τον σχεδιασμό σεναρίων, όπου εμπεριέχονται πολλές λειτουργίες προς χρήση.

3.2.1 Λειτουργία του OpenVibe

Τολογισμικό αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί ακόμα και από άτομα που δεν έχουν γνώσεις προγραμματιστικές και επιθυμούν απλώς τη μελέτη των σημάτων. Το περιβάλλον περιλαμβάνει καταλόγους και φακέλους με αρχεία που περιέχουν κώδικα για κάθε μονάδα. Για την κάθε λειτουργία και μέτρηση που απαιτεί το πείραμα, γίνεται χρήση κατάλληλων κουτιών, τα οποία δημιουργούν το λεγόμενο σενάριο του OpenVibe. Παράλληλα, υπάρχουν οι ενότητες που καθορίζουν το ρόλο του κάθε κουτιού όπως για παράδειγμα το φιλτράρισμα των σημάτων κ.ά., οι οποίες είναι βασικές για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών.

3.2.2 Οδηγός δημιουργίας ενός σεναρίου

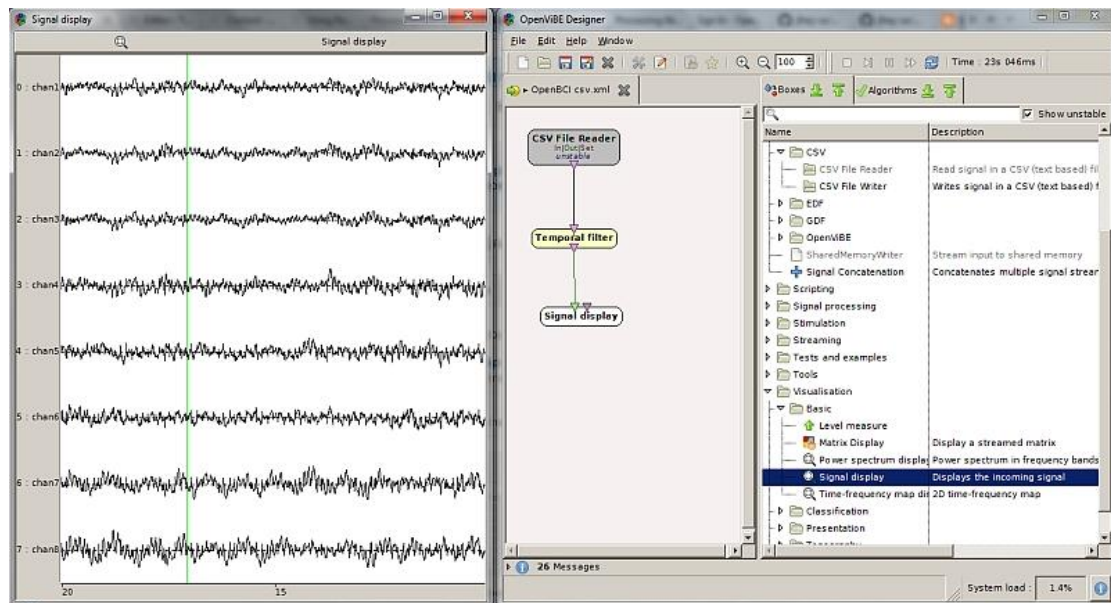
Το σενάριο είναι το κύριο συστατικό που χρειάζεται κάποιος για να μπορέσει να επεξεργαστεί το OpenVibe και μετέπειτα να χρησιμοποιήσει τα δεδομένα που διαθέτει προς επεξεργασία. Προκειμένου να δημιουργηθεί ένα σενάριο, αρχικά ανοίγει το ακόλουθο παράθυρο διαλόγου:



Εικόνα 3.5: Περιβάλλον του λογισμικού Openvibe

Στη συνέχεια από το μενού γίνεται η επιλογή File→New και από το παράθυρο που εμφανίζεται στα δεξιά επιλέγονται τα κατάλληλα κουτιά. Η τοποθέτηση του κατάλληλου κουτιού πραγματοποιείται σέρνοντας τα κουτιά στο πλαίσιο αριστερά και

για να συνδεθούν μεταξύ τους όλα τα κουτιά δημιουργούμε γραμμές που συνδέουν την είσοδο ενός με την έξοδο ενός άλλου κουτιού. Βέβαια, η μία έξοδος του ενός μπορεί να είναι αποτέλεσμα πολλών εισόδων. Στη συνέχεια πραγματοποιείται η εκτέλεση του σεναρίου και τα αποτελέσματα τοποθετούνται σε κατάλληλο λογισμικό για περαιτέρω ανάλυση, επεξεργασία και κατηγοριοποίηση.



Εικόνα 3.6: Απλό σενάριο στο λογισμικό Openvibe με οπτικοποίηση των σημάτων

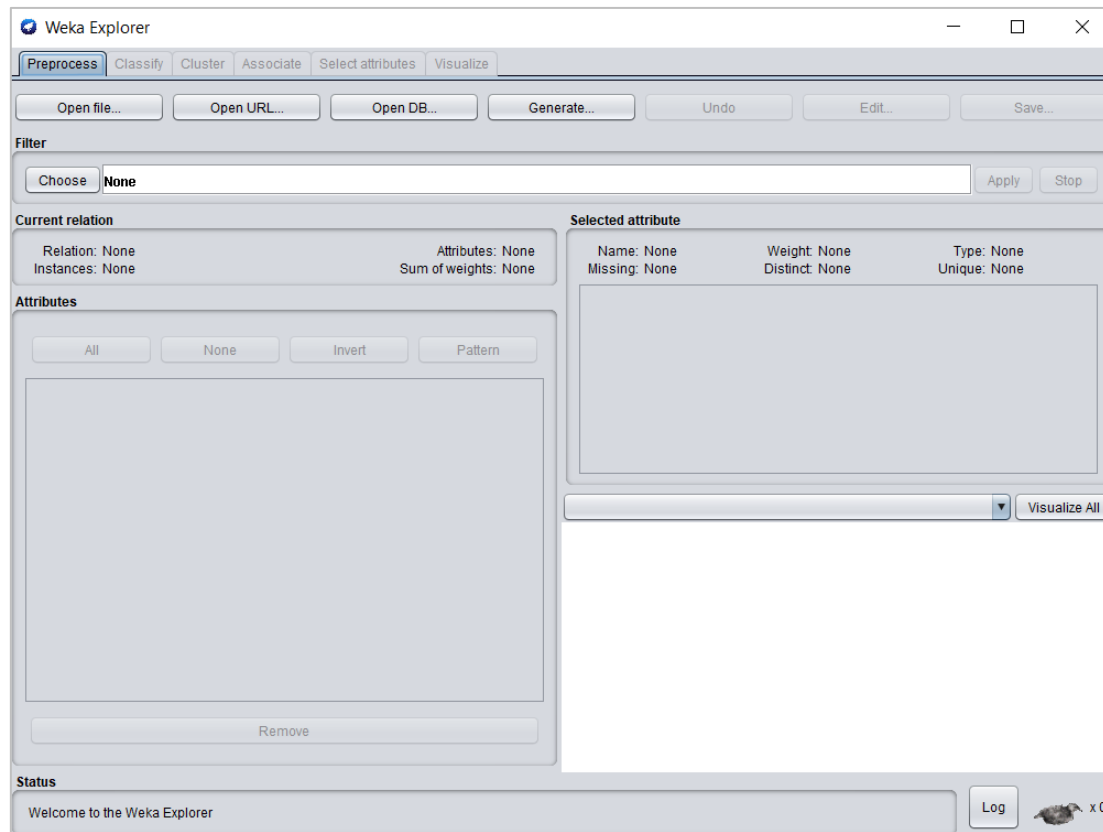
3.3 Το λογισμικό Weka για εξόρυξη δεδομένων

Το WEKA (WaikatoEnvironmentforKnowledgeAnalysis) είναι μια συλλογή από αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Παρέχει δυνατότητα για:

- Προεπεξεργασία των δεδομένων
- Δημιουργία «μοντέλων» από τα δεδομένα, μέσω διαδικασίας εκπαίδευσης
- Χρησιμοποίηση στατιστικών μεγεθών για την αξιολόγηση των αλγορίθμων μάθησης.
- Απεικόνιση των δεδομένων και των αποτελεσμάτων
- Κατηγοριοποίηση των δεδομένων[34]

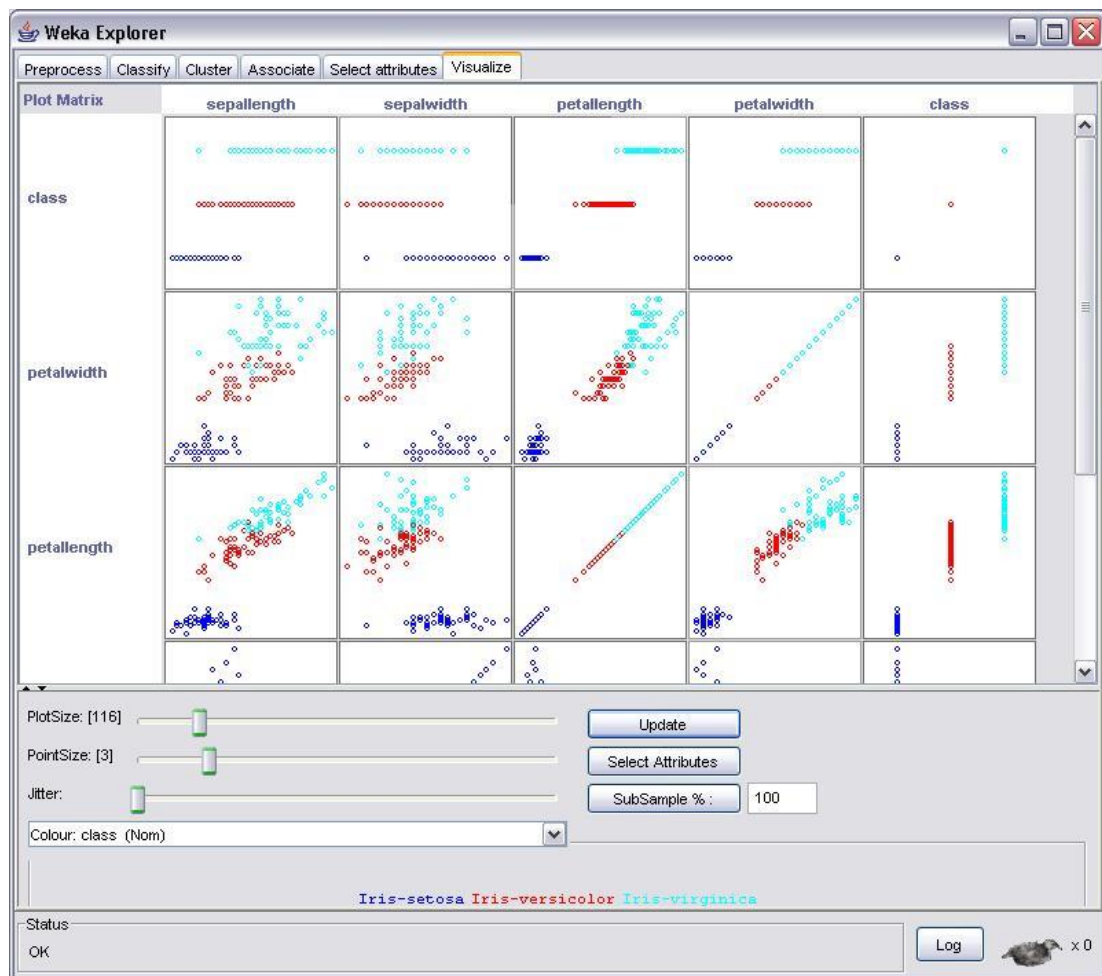
Τα βασικά αρχεία τα οποία δέχεται σαν είσοδο το WEKA έχουν την κατάληξη .arff (Attribute -Relation File Format) και πρόκειται για ένα αρχείο κειμένου χαρακτήρων

ASCII, το οποίο περιέχει μια σειρά από παραδείγματα (instances) τα οποία περιγράφονται από χαρακτηριστικά (attributes). Στην εικόνα που ακολουθεί (Εικόνα 3.3: Απεικόνιση παραθύρου του "Explorer" στο περιβάλλον Weka) δίνεται ένα στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον «Explorer» του Weka.



Εικόνα 3.7: Απεικόνιση παραθύρου του "Explorer" στο περιβάλλον Weka

Μόλις ένα σύνολο δεδομένων εισαχθεί στο λογισμικό ξεκινά αυτόματα το παράθυρο της προεπεξεργασίας των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν, το οποίο δίνει την επιλογή της τροποποίησης εφόσον το επιθυμεί ο χρήστης. Στην συνέχεια γίνεται οπτικοποίηση των δεδομένων έτσι όπως αυτά έχουν καταταξιολογηθεί ανά χαρακτηριστικό ως προς τα χαρακτηριστικά της κάθε κλάσης. Για την οπτικοποίηση στις τελευταίες εκδόσεις του λογισμικού έχει προτεθεί νέα καρτέλα, στην οποία εμφανίζονται διάφορα στατιστικά ανά κλάση.

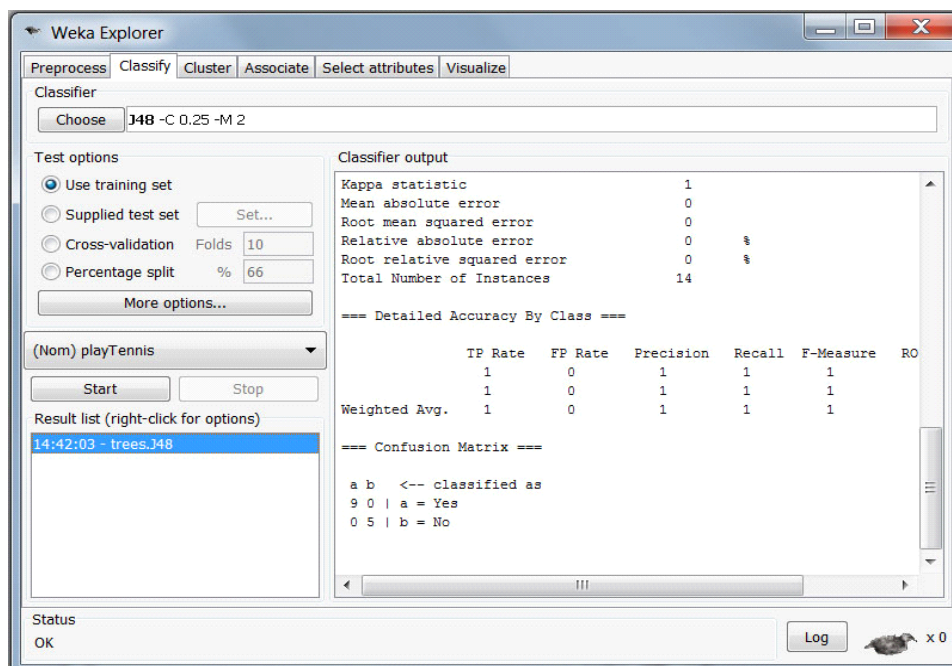


Εικόνα 3.8: Οπτικοποίηση του συνόλου δεδομένων στο περιβάλλον Weka

Στην καρτέλα αυτή της ταξινόμησης γίνεται η εκπαίδευση των δεδομένων. Στο σημείο αυτό μας δίνεται η δυνατότητα επιλογής του κατάλληλου αλγόριθμου ταξινόμησης που θα χρησιμοποιήσουμε στα δεδομένα μας για εκπαίδευση. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι ταξινομημένοι σε διάφορες κατηγορίες ανάλογα με τον τρόπο λειτουργίας τους. Τα αποτελέσματα που μας δίνει ο κάθε αλγόριθμος εξαρτώνται από της ρυθμίσεις που εμείς θα επιλέξουμε κατά την εκκίνηση του αλγορίθμου. Μας δίνει την δυνατότητα επιλογής μίας από της διαθέσιμες επιλογές:

- *Use training set*: εκτιμάται με βάση του πόσο καλά μπορεί να προβλέψει την κλάση των στιγμιότυπων πάνω στα οποία εκπαιδεύτηκε.
- *Supplied test set*: Δίνεται η δυνατότητα φόρτωσης από το χρήστη σε ένα ξεχωριστό αρχείο για εκπαίδευση με βάση το οποίο θα γίνεται η ταξινόμηση και θα εκτιμάται το πόσο καλά μπορεί να προβλέψει μέσα από ένα σύνολο στιγμιότυπων

- *Cross-validation*: Η ταξινόμηση του κάθε μοντέλου θα εκτιμάται μέσω της κύριας διαγώνιας επικύρωσης των δεδομένων η οποία χρησιμοποιεί το πλήθος των πτυχών που δίνονται από το χρήστη στο πεδίο “folds”.
- *Percentage split*: Γίνεται η εκτίμηση με βάση το πόσο καλά μπορεί να προβλέψει ένα ποσοστό των δεδομένων που κρατούνται για την δοκιμή. Το πλήθος των δεδομένων επαλήθευσης ορίζονται από την τιμή του πεδίου του ποσοστού “%” που συμπληρώνει ο χρήστης



Εικόνα 3.9: Καρτέλα ταξινόμησης στο περιβάλλον Weka

Κεφάλαιο 4^ο

4. Μηχανική Μάθηση

4.1 Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Η δημιουργία μηχανών ικανών να μαθαίνουν και να βελτιώνουν την απόδοσή τους σε κάποιους τομείς μέσω της αξιοποίησης προηγούμενης γνώσης και εμπειρίας ονομάζεται *μηχανική μάθηση*. Αν και είναι αρκετά δύσκολη η δημιουργία μηχανών που να μαθαίνουν τόσο καλά και τόσο μεγάλη ποικιλία προβλημάτων όσο ο άνθρωπος, έχουν αναπτυχθεί αλγόριθμοι σε συγκεκριμένες περιοχές μάθησης οι οποίες έχουν επιτρέψει τη δημιουργία εμπορικών εφαρμογών π.χ. εφαρμογές αναγνώρισης φωνής (SpeechRecognition) και εξόρυξης γνώσης (DataMining). Συνοπτικά η μηχανική μάθηση χρησιμοποιείται κυρίως για τρεις σκοπούς:

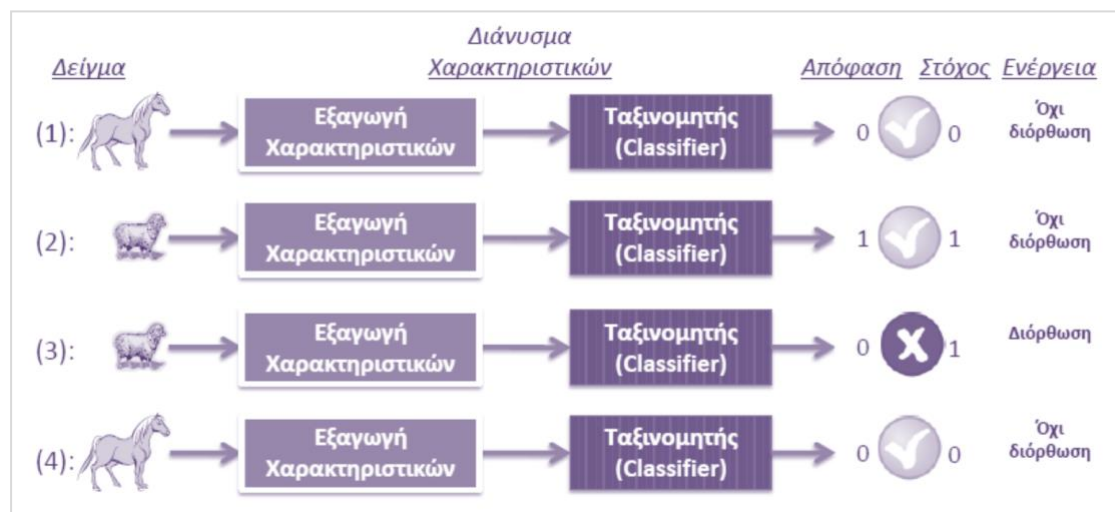
- Πρόβλεψη τάσεων και συμπεριφορών. Γνώση παλαιότερων δεδομένων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αποκαλυφθεί η ύπαρξη ενός γεγονότος ή δραστηριότητας. Για παράδειγμα η μελέτη παλαιότερων φυσικών φαινομένων μπορεί να οδηγήσει στην πρόβλεψη ακραίων καιρικών φαινομένων σε σύντομο ή μεγαλύτερο διάστημα.
- Αναγνώριση. Κάποιες τυποποιημένες μορφές ανάμεσα στα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν έτσι ώστε να αποκαλυφθεί η ύπαρξη ενός γεγονότος ή μιας δραστηριότητας.
- Ταξινόμηση. Η εξόρυξη γνώσης μπορεί να διαχωρίσει έτσι τα δεδομένα ώστε να προκύψουν διαφορετικές κλάσεις ή κατηγορίες βάσει ορισμένων παραμέτρων. Για παράδειγμα οι προς έγκριση πελάτες κάποιου δανείου σε τράπεζα χωρίζονται σε κατηγορίες, όπως καλές περιπτώσεις για έγκριση και κακές περιπτώσεις έγκρισης δανείου[25,27,30].

Τέλος, η μηχανική μάθηση χωρίζεται σε επιμέρους υποκατηγορίες.

- Μηχανική μάθηση με επίβλεψη
- Μηχανική μάθηση χωρίς επίβλεψη
- Μηχανική ενισχυτική μάθηση

4.1.1 Μηχανική μάθηση με επίβλεψη

Η μάθηση με επίβλεψη (Supervised Learning) ή αλλιώς μάθηση από παρατήρηση (Learning from Examples), έχει σαν στόχο να δημιουργήσει ένα μοντέλο ικανό να προβλέψει όχι εμφανείς ιδιότητες σε άγνωστα αντικείμενα, χρησιμοποιώντας στο σώμα δεδομένων εκπαίδευσης, παραδείγματα που έχουν τις συγκεκριμένες ιδιότητες. Ως παραδείγματα αυτής της κατηγορίας μάθησης θα μπορούσαμε να επικαλεστούμε την εκτίμηση του βάρους ενός ανθρώπου δεδομένων κάποιων χαρακτηριστικών του όπως το ύψος κ.α. ή την εκτίμηση του είδους ενός ζώου δεδομένων των χαρακτηριστικών του όπως αριθμός ποδιών, ύψος κ.α.



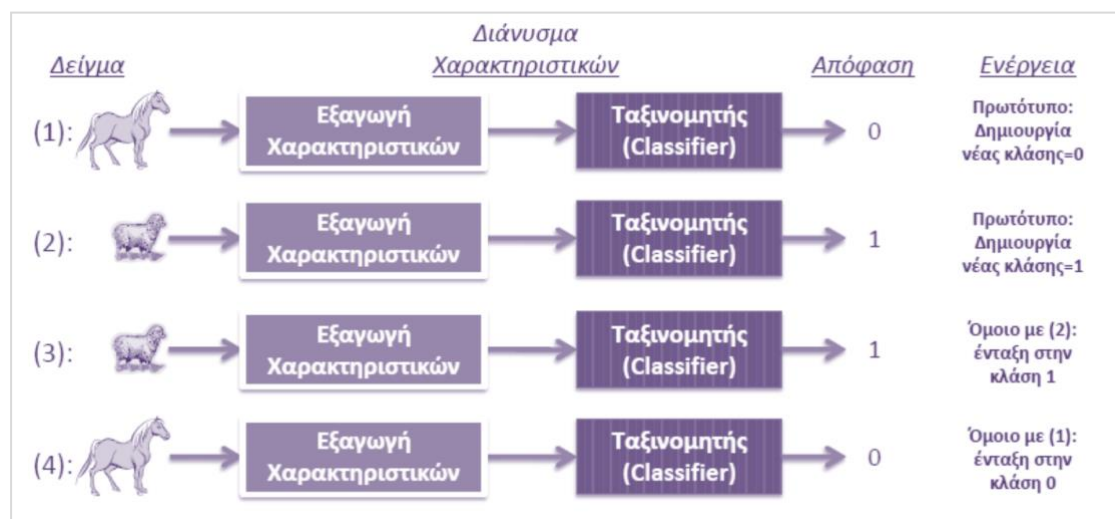
Εικόνα 4.1 Παράδειγμα Μηχανικής Μάθησης με Επίβλεψη

Στη μάθηση με επίβλεψη το σύστημα πρέπει να μάθει επαγωγικά μία συνάρτηση που ονομάζεται συνάρτηση στόχος (Target Function) και αποτελεί έκφραση του μοντέλου που περιγράφει τα δεδομένα. Η συνάρτηση στόχος χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της τιμής μιας μεταβλητής που ονομάζεται *εξαρτημένη μεταβλητή* ή *μεταβλητή εξόδου*, βάσει των τιμών ενός συνόλου που ονομάζονται *ανεξάρτητες μεταβλητές* ή *μεταβλητές εισόδου* (Χαρακτηριστικά).

4.1.2 Μηχανική μάθηση χωρίς επίβλεψη

Η μάθηση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised Learning) ή αλλιώς μάθηση από παρατήρηση (Learning from Observation) χρησιμοποιεί τα παραδείγματα του σώματος δεδομένων εκπαίδευσης τα οποία δεν έχουν γνωστή την τιμή της ιδιότητας που θέλουμε να προβλέψουμε, οπότε το σύστημα αφήνεται ελεύθερο στην κρίση του. Με τον τρόπο αυτό, ανακαλύπτει συσχετίσεις και ομάδες απ' τα δεδομένα βασισμένο μόνο στις ιδιότητές τους. Σαν αποτέλεσμα προκύπτουν πρότυπα (περιγραφές) κάθε ένα από τα οποία περιγράφει ένα μέρος από τα δεδομένα.

Σχετικά παραδείγματα προβλημάτων που αξιοποιούν αλγορίθμους Μηχανικής Μάθησης χωρίς επίβλεψη, είναι η συσταδοποίηση παρατηρήσεων σε κλάσεις τις οποίες διαμορφώνει ο αλγόριθμος στηριζόμενος στην ομοιότητα ή ανομοιότητα μεταξύ των μελών της κάθε κλάσης.



Εικόνα 4.2 Παράδειγμα Μηχανικής Μάθησης χωρίς Επίβλεψη

4.1.3 Η ενισχυτική μάθηση

Η ενισχυτική μάθηση είναι η εκπαίδευση ενός προγράμματος έτσι ώστε να επιτυγχάνει υψηλά επίπεδα απόδοσης. Εφαρμόζεται στον έλεγχο και τη βελτιστοποίηση εργασιών. Σκοπός είναι να μεγιστοποιήσει μια συνάρτηση του αριθμητικού σήματος ενίσχυσης (ανταμοιβή), για παράδειγμα την αναμενόμενη τιμή του σήματος ενίσχυσης. Το σύστημα δεν καθοδηγείται από κάποιον επιβλέποντα για το ποια

ενέργεια θα πρέπει να ακολουθήσει αλλά πρέπει να ανακαλύψει μόνο του την βέλτιστη λύση. Η τεχνική αυτή βρίσκει εφαρμογή σε επιτραπέζια παιχνίδια, σε εργοστάσια.

4.2 Ταξινόμηση

Η ταξινόμηση είναι ένα απ' τα προβλήματα μηχανικής μάθησης με επίβλεψη το οποίο αφορά στην εκμάθηση μίας συνάρτησης στόχου ικανής να αντιστοιχεί άγνωστα αντικείμενα σε προκαθορισμένο σύνολο κατηγοριών. Στόχος της διαδικασίας μάθησης είναι η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης της μη παρατηρούμενης ιδιότητας που είναι το διακριτό (όνομα/τιμή) της κατηγορίας ενός αγνώστου αντικειμένου, βάσει των τιμών των χαρακτηριστικών που το προσδιορίζουν.

Μερικά παραδείγματα ταξινόμησης αποτελούν η αυτόματη ταξινόμηση μηνυμάτων ηλεκτρονικού ταχυδρομείου σε κατηγορίες που προκαθορίζονται από το χρήστη, ο διαχωρισμός καλοηθών από κακοήθεις όγκους μέσω συγκεκριμένων αποτελεσμάτων ιατρικών εξετάσεων κ.α. Για την αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος προϋποθέτεται η συγκέντρωση ενός αριθμού από στιγμιότυπα του προβλήματος τα οποία έχουν ταξινομηθεί απ' τον άνθρωπο – εκπαιδευτή. Στη συνέχεια αυτά τα στιγμιότυπα, δίνονται σε έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης, ο οποίος, αφού πρώτα παρατηρήσει τα χαρακτηριστικά τους παράγει σαν έξοδο ένα εκτιμώμενο μοντέλο ικανό να αντιστοιχίζει άγνωστα στιγμιότυπα στις προκαθορισμένες κατηγορίες. Το τελικό σύστημα ονομάζεται *ταξινομητής* (Classifier). Ο πιο ενδεικτικός ταξινομητής είναι ο αφελής ταξινομητής Bayes (NaïveBayes) ο οποίος αναλύεται στο επόμενο κεφάλαιο.

Οι κυριότερες μέθοδοι κατηγοριοποίησης είναι:

- Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα
- Τα Δέντρα Απόφασης
- Bayesian κατηγοριοποίηση
- Τεχνική των Κοντινότερων Γειτόνων
- Support Vector Machines
- Ασαφής κατηγοριοποίηση
- Παραγωγή Κανόνων κατηγοριοποίησης

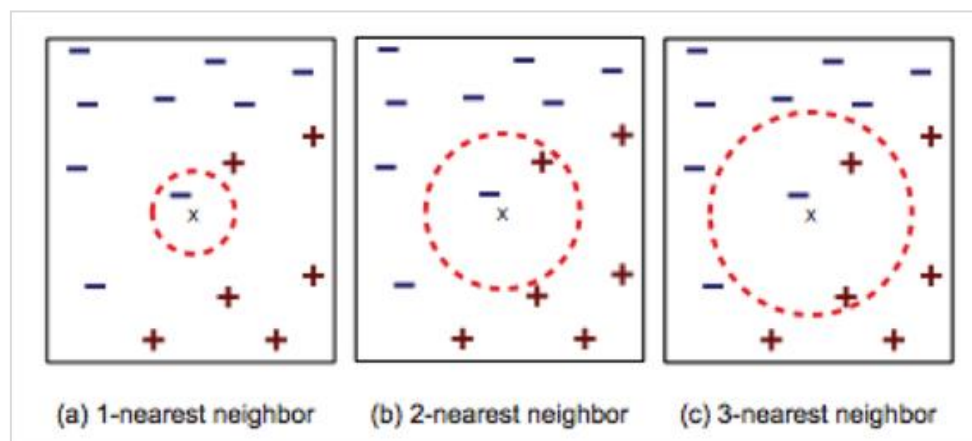
Εμείς στην παρούσα εργασία, θα αναλύσουμε και θα χρησιμοποιήσουμε διάφορες μεθόδους ταξινόμησης έτσι ώστε να μπορέσουμε να δομήσουμε ένα τέτοιο σύστημα το οποίο θα πραγματοποιεί μετεωρολογικές προγνώσεις σε πραγματικό χρόνο και θα βασίζεται σε στιγμιότυπα – δεδομένα, τα οποία έχουν εισαχθεί σ' αυτό [12,26,29,30].

4.2.1 Ο κοντινότερος γείτονας (Nearest Neighbor Classifier-KNN)

Οι κοντινότεροι γείτονες (Nearest Neighbor Classifier-KNN) μιας καταγραφής x είναι τα σημεία που έχουν τις k μικρότερες αποστάσεις από το x . Ο ταξινομητής του κοντινότερου γείτονα λειτουργεί ως εξής:

Υπολογίζει την απόσταση μεταξύ δύο σημείων:

- Ευκλείδεια απόσταση
- $$d(p, q) = \sqrt{\sum_i (p_i - q_i)^2} \quad (\text{εξ. 4.1})$$



Εικόνα 4.3: Ο κοντινότερος γείτονας

Έπειτα καθορίζει την κατηγορία από την λίστα των κοντινότερων γειτόνων.

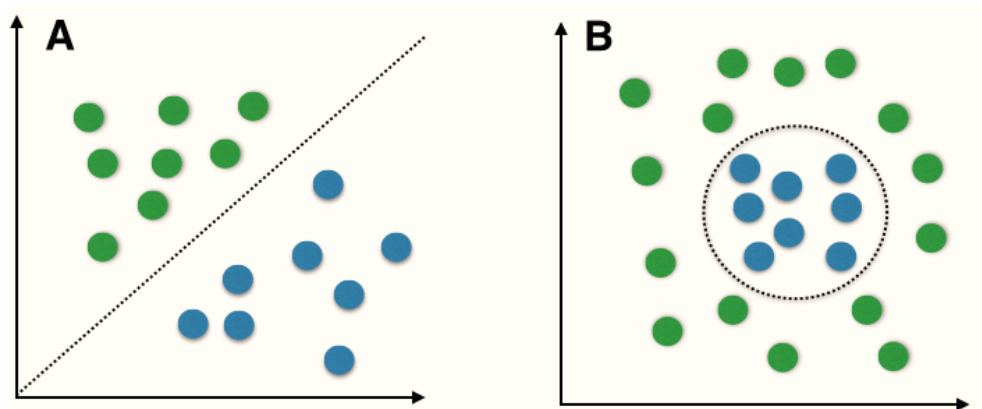
- Παίρνει την πλειοψηφία των κατηγοριών ανάμεσα στους k κοντινότερους γείτονες
- Σταθμίζει τις ψήφους ανάλογα με την απόσταση
 - Παράγοντας στάθμισης, $w=1/d^2$
- Επιλέγει το πλήθος των γειτόνων k :
 - Σε περίπτωση που το k είναι πολύ μικρό υπάρχει ευαισθησία στο θόρυβο

- Σε περίπτωση που το k είναι πολύ μεγάλο μπορεί η γειτονιά να περιλαμβάνει σημεία και από άλλες κατηγορίες
- Θέματα κλίμακας (Scaling issues)
 - Σε ορισμένες περιπτώσεις τα χαρακτηριστικά μπορεί να χρειαστούν να αλλάξουν κλίμακα με απώτερο σκοπό να αποφευχθεί το φαινόμενο μερικά από αυτά υπερισχύουν κατά τον υπολογισμό της απόστασης.

Αξίζει να συμπληρώσουμε ότι οι K-NN ταξινομητές είναι τεμπέληδες. Δηλαδή δεν φτιάχνουν ένα συγκεκριμένο μοντέλο και η διαδικασία της ταξινόμησης είναι αρκετά χρονοβόρα. [10,26,27,28]

4.2.2 Μπευζιανός ταξινομητής

Γραμμικά (A) έναντι μη γραμμικών (B). Τα τυχαία δείγματα για δύο διαφορετικές κατηγορίες εμφανίζονται ως έγχρωμες σφαίρες και οι διακεκομμένες γραμμές υποδεικνύουν τα όρια τάξης που προσπαθούν να ταξινομήσουν οι ταξινομητές με υπολογισμό των ορίων απόφασης. Ένα μη γραμμικό πρόβλημα (B) θα ήταν μια περίπτωση κατά την οποία οι γραμμικοί ταξινομητές, όπως οι αφελείς Bayes, δεν θα ήταν κατάλληλοι, δεδομένου ότι οι τάξεις δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες. Σε ένα τέτοιο σενάριο, θα πρέπει να προτιμώνται οι μη γραμμικοί ταξινομητές.



Εικόνα 4.4: Παράδειγμα Bayes

Τα Μπευζιανά μοντέλα βασίζονται στην στατιστική καθώς και στο νόμο του Bayes. Βασικό μέλημα των παραπάνω μοντέλων είναι η προσπάθεια να εκτιμήσουν την πιο πιθανή λύση στο πρόβλημα με βάση τα δεδομένα που έχουμε διαθέσιμα. [11]

Η Bayesian κατηγοριοποίηση όπως προαναφέραμε βασίζεται σε στατιστική θεωρία κατηγοριοποίησης του κατηγοριοποιητή Bayes. Ουσιαστικά πραγματοποιείται μια πιθανή πρόβλεψη. Δηλαδή εάν ένα δείγμα x ανήκει σε κάποια κατηγορία. Ο Naïve Bayesian αποτελεί τον πιο απλό κατηγοριοποιητή της κατηγορίας Bayesian. Ο παραπάνω ταξινομητής βασίζεται στην υπόθεση ότι η επίδραση ενός γνωρίσματος σε μια κατηγορία είναι ανεξάρτητη από τις τιμές των υπόλοιπων γνωρισμάτων. Με αυτό τον τρόπο αποφεύγονται οι πολύπλοκοι υπολογισμοί κατά τη συνθήκη ανεξαρτησίας της κατηγορίας. [12]

Ο Naïve Bayesian λειτουργεί ως εξής:

Υποθέτουμε ότι έχουμε ένα σύνολο δεδομένων S και έστω το δείγμα δεδομένων $X=(x_1,x_2,\dots,x_n)$ με m κατηγορίες $C_1,C_2,\dots,C_m$. Δεδομένου ενός αγνώστου X , ο κατηγοριοποιητής θα προβλέψει ότι το X ανήκει στην κατηγορία C που έχει την μέγιστη εκ των υστέρων πιθανότητα βάση του X . ουσιαστικά το X κατηγοριοποιείται στην C_i αν και μόνο αν:

$$p(C_i|X) > p(C_j|X) \text{ για}$$

$$\text{κάθε } 1 \leq j \leq m \text{ και } j \neq i$$

Βασικός σκοπός είναι να βρεθεί η μέγιστη πιθανότητα δηλαδή το μέγιστο $p(C_i|X)$ για κάθε κλάση με αποτέλεσμα ο παραπάνω κατηγοριοποιητής να έχει υψηλή απόδοση.

4.2.3 Τυχαία Δάση – (RandomForest - Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)

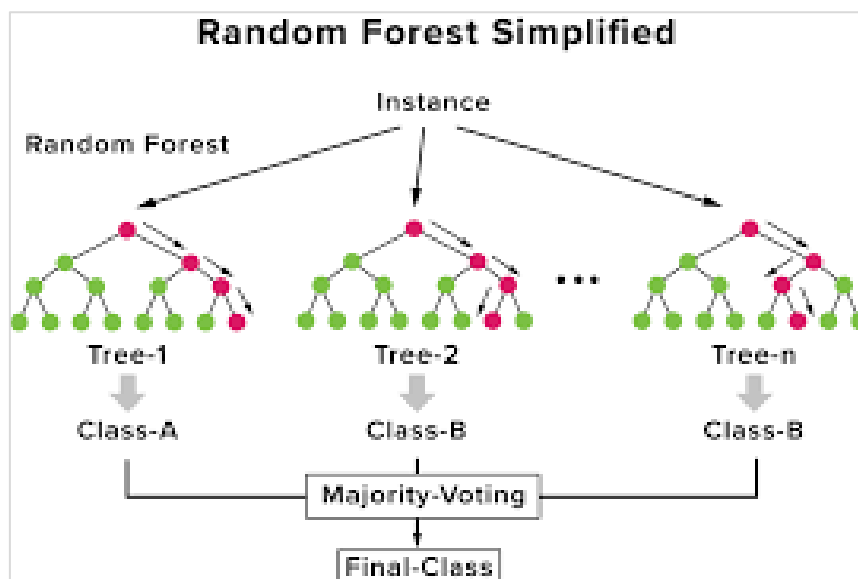
Ο αλγόριθμος τυχαία δάση είναι μια μέθοδος για την ταξινόμηση ή την παλινδρόμηση. Συγκεκριμένα, λειτουργεί με την κατασκευή ενός πλήθους δέντρων αποφάσεων η οποία είναι λειτουργία τάξεων ή αλλιώς ταξινόμηση ή πρόβλεψη των μεμονωμένων δέντρων[22,24].

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 TinKamHo είναι ο τρόπος ώστε να εφαρμοστεί η προσέγγιση της «στοχαστικής διάκρισης»[25].

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[26].

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[25,26].



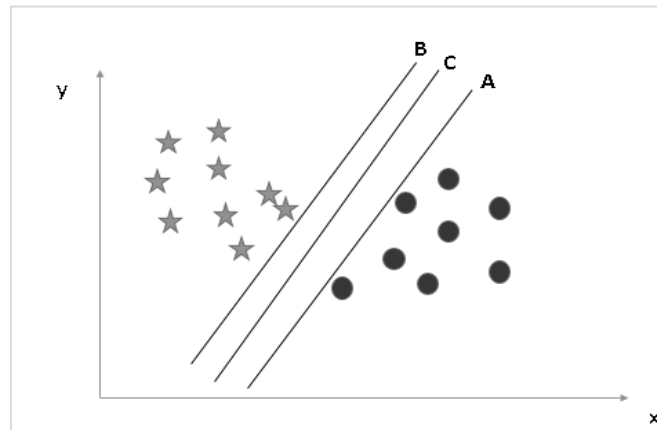
Εικόνα 4.5.Απεικόνιση αλγορίθμου τυχαία δάση

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.

$$GainRatio(S, A) = \frac{Information\ Gain(S, A)}{Entropy(S, A)} \quad (\text{εξ. 4.2})$$

4.2.4 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines –SVM)

Με τον όρο μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης αναφερόμαστε σε μηχανές μάθησης οι οποίες απαιτούν σαν είσοδο τα διανύσματα X_k μαζί με τους στόχους d_k άρα ανήκουν στην κατηγορία των μηχανών μάθησης με επίβλεψη. Επιπλέον βασίζονται στη λύση του προβλήματος του τετραγωνικού προγραμματισμού. Το παραπάνω πρόβλημα έχει μελετηθεί εις βάθος στα μαθηματικά. Εκτός από τη συνάρτηση quadprog (MATLAB) υπάρχουν βελτιώσεις καθώς και γρήγορες υλοποιήσεις. [16] Ακολουθεί ένα παράδειγμα μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης.



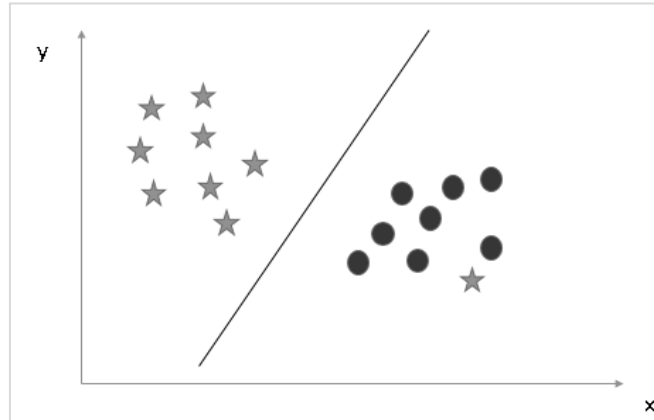
Εικόνα4.6: Παράδειγμα SVM



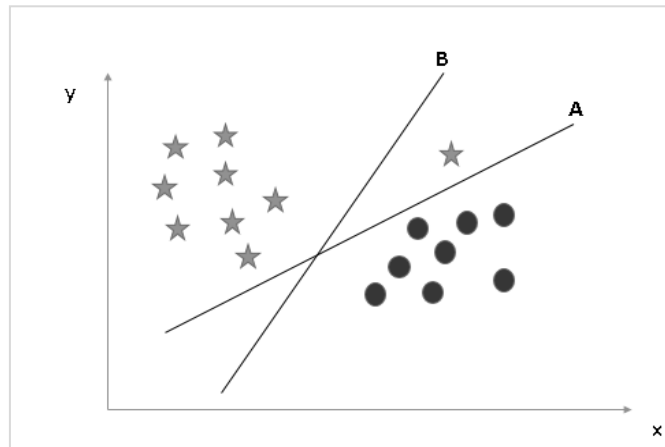
Εικόνα4.7: Παράδειγμα SVM

Στην εικόνα 4.6 παρουσιάζουμε ένα παράδειγμα SVM όπως παρατηρούμε στην δεύτερη εικόνα την 4.7 ο διαχωρισμός γίνεται ανάμεσα σε αστέρια και κύκλους. Άρα

σε δύο κατηγορίες. Η μέγιστη απόσταση από το κοντινότερο σημείο θα μας βοηθήσει. Σε μεγαλύτερη απόσταση όπως παρατηρούμε στην εικόνα είναι 4.7.



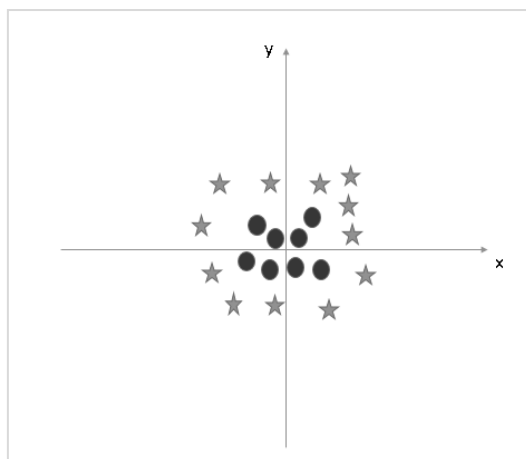
Εικόνα4.8: Παράδειγμα SVM



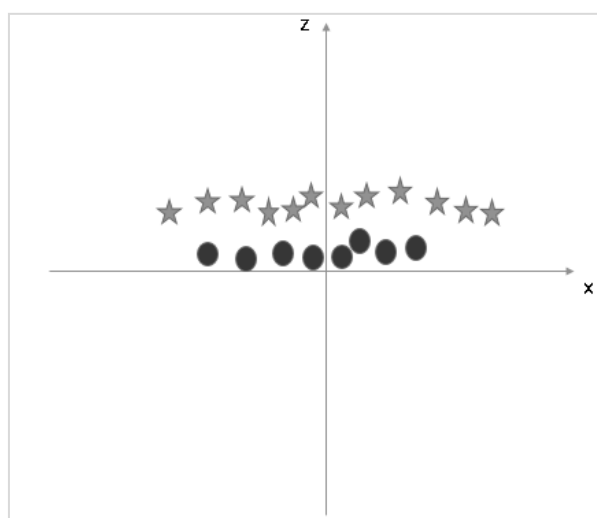
Εικόνα4.9: Παράδειγμα SVM

Στην εικόνα 4.9 το B έχει ένα σφάλμα ταξινόμησης και το A έχει ταξινομηθεί όλα σωστά. Επομένως το σωστό είναι το A.

Όπως μπορούμε να δούμε στην εικόνα 4.9 δεν μπορούμε να διαχωρίσουμε τις δύο τάξεις χρησιμοποιώντας μια ευθεία γραμμή, καθώς ένα από τα αστέρια .



Εικόνα 2.11: Παράδειγμα SVM



Εικόνα 2.12: Παράδειγμα SVM

Στη συνέχεια στην εικόνα 4.10 δεν μπορούμε να έχουμε γραμμικό υπερ-επίπεδο μεταξύ των δύο τάξεων, έτσι πώς το SVM ταξινομεί αυτές τις δύο κατηγορίες; Μέχρι τώρα, είδαμε μόνο το γραμμικό υπερ-επίπεδο. Το SVM μπορεί να λύσει αυτό το πρόβλημα. Εύκολα! Λύνει αυτό το πρόβλημα εισάγοντας πρόσθετο χαρακτηριστικό. Εδώ, θα προσθέσουμε ένα νέο χαρακτηριστικό $z = x^2 + y^2$. Τώρα, ας σχεδιάσουμε τα σημεία δεδομένων στον άξονα x και z :

Στην εικόνα 4.10 δεν μπορούμε να έχουμε γραμμικό υπερ-επίπεδο μεταξύ των δύο τάξεων, έτσι πώς το SVM ταξινομεί αυτές τις δύο κατηγορίες; Μέχρι τώρα, είδαμε μόνο το γραμμικό υπερ-επίπεδο. Το SVM μπορεί να λύσει αυτό το πρόβλημα. Λύνει αυτό το πρόβλημα εισάγοντας πρόσθετο χαρακτηριστικό. Εδώ, θα προσθέσουμε ένα

νέο χαρακτηριστικό $z = x^2 + y^2$. Τώρα, ας σχεδιάσουμε τα σημεία δεδομένων στον άξονα x και z . [28].

4.3 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): αναφέρεται στην απόκλιση του πειραματικού αποτελέσματος από την πραγματική τιμή που υπάρχει στο δείγμα. 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 [26].

Εκτός όμως από τα παραπάνω μέτρα αξιολόγησης των αποτελεσμάτων, υπάρχει και πίνακας σύγχυσης που αποτυπώνει σε έναν πίνακα, το σύνολο των σωστών και λανθασμένων προβλέψεων που γίνονται για το μοντέλο ταξινόμησης που υλοποιείται, σε σχέση με τα πραγματικά αποτελέσματα στα δεδομένα. Οι βέλτιστες 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. Η ταξινόμηση των στοιχείων συμβαίνει είτε τα στοιχεία είναι αληθώς θετικά (True Positive-TP) είτε τα στοιχεία είναι αληθώς αρνητικά (True Negative-TN). Θα πρέπει να αναφερθεί, ότι τα ψευδώς αρνητικά (False Negative-FN) και ψευδώς θετικά (False Positive-FP) στοιχεία, αντιπροσωπεύουν τις εσφαλμένες ταξινομήσεις για τον υπολογισμό του συνολικού σφάλματος [27]. Ακολουθεί ένας πίνακας σύγχυσης ενός παραδείγματος με δύο κατηγορίες (Πίνακας 5.1: Πίνακας Σύγχυσης).

Predicted negative

Predicted positive

Actual negative	TN	FP
Actual positive	FN	TP

Πίνακας 5.1: Πίνακας Σύγκρισης

Σύμφωνα με τις προηγούμενες τιμές, υπολογίζονται οι παρακάτω στατιστικές μετρήσεις οι οποίες είναι σημαντικές και καθορίζουν τα αποτελέσματα του μοντέλου ταξινόμησης:

True Positive Rate – TPR ή Recall ή Sensitivity (αληθώςθετικά): $\frac{TP}{TP + FN}$

True Negative Rate – TNR ή Specificity (αληθώς αρνητικά): $\frac{TN}{TN + FP}$

Accuracy (ακρίβεια): $\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$

Precision (πιστότητα): $\frac{TP}{TP + FP}$

False Positive Rate – FPR (ψευδώςθετικά): $\frac{FP}{FP + TN}$

F-measure: $2 \times \text{Recall} \times \text{Precision} / (\text{Recall} + \text{Precision})$: $\frac{2*TP}{2*TP + FP + FN}$

Κεφάλαιο 5^ο

5. Υλοποίηση και Αποτελέσματα

5.1 Σύνολο δεδομένων

Στις παρακάτω σελίδες θα περιγραφούν τα αποτελέσματα του πειράματος της παρούσας εργασίας. Το πείραμα επικεντρώνεται στην καταγραφή διαφορετικών αποκρίσεων κατά την όσφρηση διαφορετικών αντικειμένου του υποκειμένου σε πραγματικό χρόνο. Για την παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν η ουδέτερη οσμή του αέρα, μυρωδιά ακετόνης και μυρωδιά πορτοκαλιού, δημιουργώντας ένα σύνολο δεδομένων τριών κλάσεων. Καταγράφηκαν σήματα από 5 διαφορετικά άτομα.

Για τη διασύνδεση του υπολογιστή με τον ανθρώπινο εγκέφαλο χρησιμοποιήθηκε κατάλληλη η συσκευή Emotive Flex η οποία παρέχει δυνατότητα καταγραφής 34 καναλιών. Στον υπολογιστή υπάρχει το λογισμικό OpenVibe το οποίο και αναλαμβάνει το διαμεσολαβητή και καταγράφει, βασιζόμενο στο σενάριο που έχει δημιουργηθεί για αυτό το πείραμα, και υπολογίζει τα χαρακτηριστικά του σήματος.

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 ενότητα αυτή της παρούσας εργασίας.[30]

4.2 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 καταγραφή 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 (fastFourierTransformation) τα οποία εισάγονται από την αντίστοιχη 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

Χαρακτηριστικά	
Τύπος Χαρακτηριστικού	Περιγραφή
1	Μέση τιμή της εποχής του σήματος

2	Χρονικά Χαρακτηριστικά	Διακύμανση της εποχής του σήματος
3		Εύρος της εποχής του σήματος
4		Διάμεσος της εποχής του σήματος
5		Inter-Quantile-Range της εποχής του σήματος
6		Percentiles (30%) της εποχής του σήματος
7	Συχνотικά Χαρακτηριστικά	Ενέργεια Φάσματος (1-4 Hz)
8		Ενέργεια Φάσματος(4-8 Hz)
9		Ενέργεια Φάσματος(8-12 Hz)
10		Ενέργεια Φάσματος(12-25 Hz)
11		Ενέργεια Φάσματος(25-40 Hz)

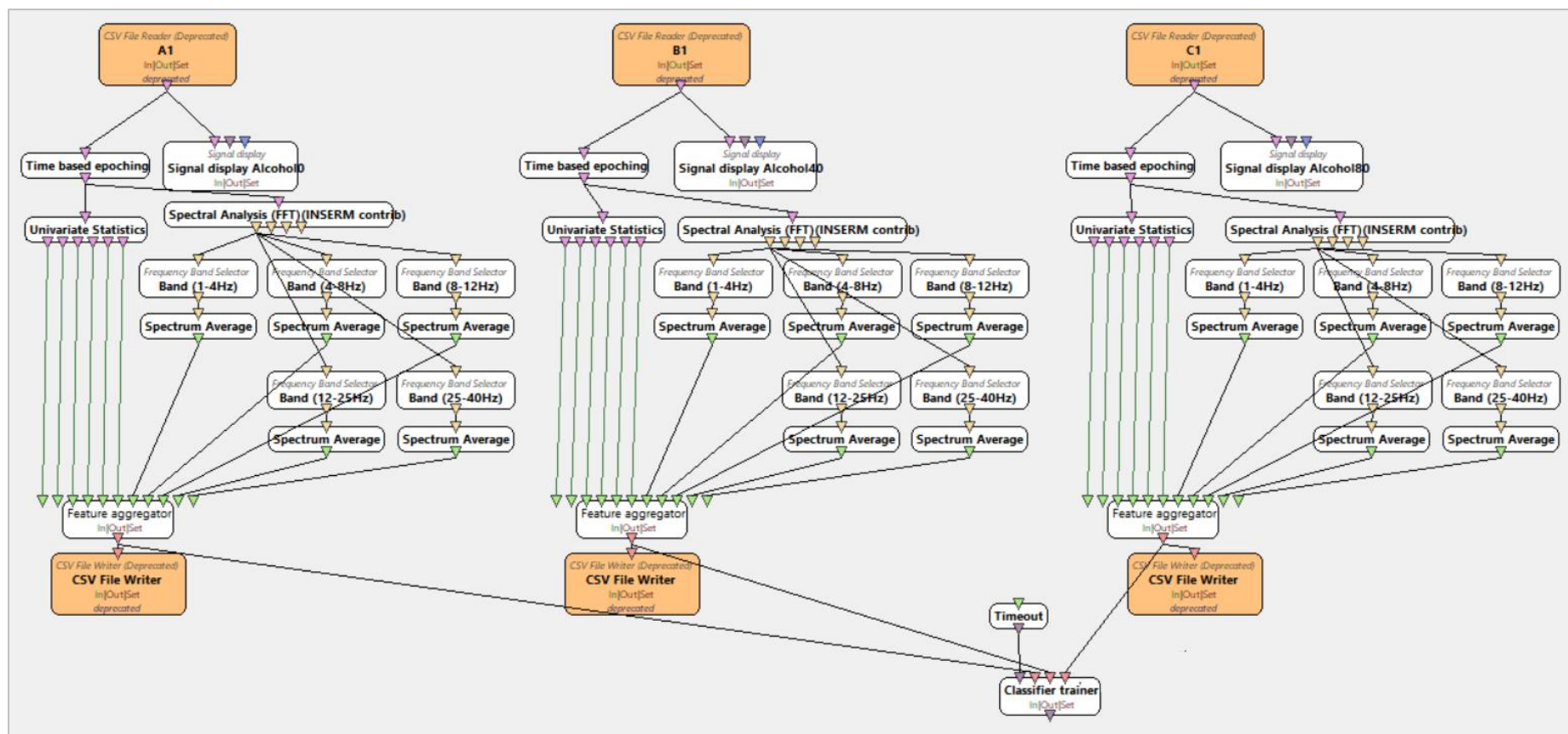
Πίνακας 1 - Πίνακας Εξαγωγής Χαρακτηριστικών

Μετά την εξαγωγή των χαρακτηριστικών έγινε αυτόματη επιλογή το χαρακτηριστικών με την μεγαλύτερη πληροφορία με σκοπό να μειωθεί η διάσταση των δεδομένων. Στην εικόνα 5.1 φαίνονται τα χαρακτηριστικά τα οποία τελικά επελέγησαν από τον αλγόριθμο.

mean_CZ	variance_FC5	band812_P3	band2540_TP10	IQR_FP2
median_CZ	band14_T9	band14_O1	range_T8	
variance_FZ	percentile_T7	band812_O1	mean_FC6	
median_FZ	mean_TP9	variance_PZ	median_C4	
band48_FZ	range_TP9	range_PZ	band48_C4	
range_FP1	median_TP9	band812_PZ	IQR_F4	
IQR_FP1	IQR_TP9	band2540_PZ	percentile_F4	
percentile_FP1	percentile_TP9	mean_OZ	band14_F8	
variance_F7	band2540_TP9	band14_P4	band48_F8	
IQR_FC1	variance_CP1	band812_TP10	band812_F8	

Εικόνα 5.1: Επιλεγμένα χαρακτηριστικά

Στην Εικόνα 5.2 παρουσιάζεται το σενάριο το οποίο δημιουργήθηκε στο λογισμικό Openνίβε με σκοπό την εξαγωγή των χαρακτηριστικών.



Εικόνα 5.2: Σενάριο για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών

5.3 Αποτελέσματα

Παρακάτω παρατίθενται τα αποτελέσματα ακρίβειας για κάθε έναν από τους 4 αλγορίθμους ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν. Παρουσιάζονται αποτελέσματα της ταξινόμηση με όλα τα χαρακτηριστικά αλλά και με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά (Εικόνες 5.3 – 5.9).

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

Correctly Classified Instances      439          87.1032 %
Incorrectly Classified Instances    65          12.8968 %
Kappa statistic                    0.7881
Mean absolute error                 0.0883
Root mean squared error             0.2925
Relative absolute error             21.1911 %
Root relative squared error         64.0747 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,778   0,034   0,883     0,778   0,827     0,777   0,829   0,742    1
                0,738   0,040   0,861     0,738   0,795     0,737   0,806   0,719    2
                0,984   0,147   0,870     0,984   0,924     0,845   0,870   0,812    3
Weighted Avg.   0,871   0,092   0,871     0,871   0,867     0,801   0,844   0,771

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
98 11 17 |  a = 1
13 93 20 |  b = 2
 0  4 248 |  c = 3
```

Εικόνα 5.3 Αποτελέσματα του KNN με όλα τα χαρακτηριστικά

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

Correctly Classified Instances      434          86.1111 %
Incorrectly Classified Instances    70          13.8889 %
Kappa statistic                    0.7727
Mean absolute error                 0.0949
Root mean squared error             0.3035
Relative absolute error             22.7683 %
Root relative squared error         66.4884 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,738   0,048   0,838     0,738   0,785     0,721   0,802   0,696    1
                0,770   0,042   0,858     0,770   0,812     0,755   0,834   0,739    2
                0,968   0,143   0,871     0,968   0,917     0,831   0,869   0,815    3
Weighted Avg.   0,861   0,094   0,860     0,861   0,858     0,784   0,843   0,766

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
93 12 21 |  a = 1
14 97 15 |  b = 2
 4  4 244 |  c = 3
```

Εικόνα 5.4 Αποτελέσματα του KNN με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά


```

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

Correctly Classified Instances      256          50.7937 %
Incorrectly Classified Instances    248          49.2063 %
Kappa statistic                    0.2775
Mean absolute error                 0.3289
Root mean squared error             0.5704
Relative absolute error             78.9058 %
Root relative squared error        124.9526 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,817   0,471   0,367     0,817   0,506     0,302   0,743   0,448     1
                0,341   0,108   0,512     0,341   0,410     0,270   0,725   0,450     2
                0,437   0,115   0,791     0,437   0,563     0,360   0,736   0,763     3
Weighted Avg.   0,508   0,202   0,615     0,508   0,510     0,323   0,735   0,606

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   <-- classified as
103  14   9 |   a = 1
 63  43  20 |   b = 2
115  27 110 |   c = 3

```

Εικόνα 5.5 Αποτελέσματα του Μπευζιανού ταξινομητή με όλα τα χαρακτηριστικά

```

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

Correctly Classified Instances      295          58.5317 %
Incorrectly Classified Instances    209          41.4683 %
Kappa statistic                    0.3871
Mean absolute error                 0.2736
Root mean squared error             0.5006
Relative absolute error             65.6276 %
Root relative squared error        109.6788 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,802   0,415   0,391     0,802   0,526     0,335   0,799   0,624     1
                0,476   0,101   0,612     0,476   0,536     0,411   0,845   0,688     2
                0,532   0,056   0,905     0,532   0,670     0,523   0,856   0,876     3
Weighted Avg.   0,585   0,157   0,704     0,585   0,600     0,448   0,839   0,766

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c   <-- classified as
101  15  10 |   a = 1
 62  60   4 |   b = 2
 95  23 134 |   c = 3

```

Εικόνα 5.5 Αποτελέσματα του Μπευζιανού ταξινομητή με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά

```

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

Correctly Classified Instances      424          84.127 %
Incorrectly Classified Instances    80          15.873 %
Kappa statistic                    0.7353
Mean absolute error                 0.2431
Root mean squared error             0.3066
Relative absolute error             58.3183 %
Root relative squared error         67.1745 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                -----  -----  -
                0,651    0,042    0,837      0,651    0,732      0,666    0,943    0,832    1
                0,730    0,029    0,893      0,730    0,803      0,753    0,955    0,895    2
                0,992    0,210    0,825      0,992    0,901      0,798    0,991    0,993    3
Weighted Avg.   0,841    0,123    0,845      0,841    0,834      0,754    0,970    0,928

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
82 11 33 |  a = 1
14 92 20 |  b = 2
 2  0 250 |  c = 3

```

Εικόνα 5.6 Αποτελέσματα των τυχαίων δασών με όλα τα χαρακτηριστικά

```

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

Correctly Classified Instances      435          86.3095 %
Incorrectly Classified Instances    69          13.6905 %
Kappa statistic                    0.7752
Mean absolute error                 0.1988
Root mean squared error             0.2714
Relative absolute error             47.6916 %
Root relative squared error         59.4488 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                -----  -----  -
                0,722    0,045    0,843      0,722    0,778      0,715    0,967    0,898    1
                0,762    0,042    0,857      0,762    0,807      0,749    0,969    0,923    2
                0,984    0,143    0,873      0,984    0,925      0,848    0,993    0,994    3
Weighted Avg.   0,863    0,093    0,862      0,863    0,859      0,790    0,981    0,952

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
91 14 21 |  a = 1
15 96 15 |  b = 2
 2  2 248 |  c = 3

```

Εικόνα 5.6 Αποτελέσματα των τυχαίων δασών με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά

```

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

Correctly Classified Instances      418              82.9365 %
Incorrectly Classified Instances    86              17.0635 %
Kappa statistic                    0.7171
Mean absolute error                0.2738
Root mean squared error            0.3532
Relative absolute error            65.683 %
Root relative squared error        77.3881 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,690   0,048   0,829     0,690   0,753     0,685   0,837    0,678    1
                0,706   0,037   0,864     0,706   0,777     0,719   0,883    0,728    2
                0,960   0,214   0,818     0,960   0,883     0,758   0,872    0,807    3
Weighted Avg.   0,829   0,128   0,832     0,829   0,824     0,730   0,866    0,755

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
87 10 29 |  a = 1
12 89 25 |  b = 2
 6  4 242 |  c = 3

```

Εικόνα 5.8 Αποτελέσματα του SVM ταξινομητή με όλα τα χαρακτηριστικά

```

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

Correctly Classified Instances      354              70.2381 %
Incorrectly Classified Instances    150              29.7619 %
Kappa statistic                    0.4928
Mean absolute error                0.3069
Root mean squared error            0.3975
Relative absolute error            73.6157 %
Root relative squared error        87.0812 %
Total Number of Instances          504

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,468   0,093   0,628     0,468   0,536     0,418   0,733    0,453    1
                0,540   0,034   0,840     0,540   0,657     0,596   0,826    0,640    2
                0,901   0,405   0,690     0,901   0,781     0,521   0,754    0,675    3
Weighted Avg.   0,702   0,234   0,712     0,702   0,689     0,514   0,767    0,611

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
59  8 59 |  a = 1
15 68 43 |  b = 2
20  5 227 |  c = 3

```

Εικόνα 5.9 Αποτελέσματα του SVM ταξινομητή με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά

Τέλος παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα στον πίνακα 5.2 από όλους τους αλγόριθμους

Αποτελέσματα Ακρίβειας (%)				
	KNN	Naïve Bayes	Τυχαία Δάση	SVM
Με όλα τα χαρακτηριστικά	87.1	50.8	84.1	82.9
Με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά	86.1	58.5	86.3	70.2

Πίνακας 5.2: Συγκεντρωτικός πίνακας ακρίβειας

Κεφάλαιο 6^ο

6. Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία διερευνήθηκε η χρήση συσκευών διεπαφής Εγκεφάλου – Υπολογιστή κάτω από διαφορετικές οσμικές προκλήσεις των υποκειμένων. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε η συσκευή EmotivFlex, σε πέντε διαφορετικά άτομα, τα οποία την ώρα της καταγραφής μύρισαν 3 διαφορετικά πράγματα. Εν συνεχεία από τα σήματα εξήχθησαν χαρακτηριστικά, τα οποία τροφοδοτήθηκαν σε τέσσερις διαφορετικούς αλγορίθμους ταξινόμησης.

Από τα αποτελέσματα της ακρίβειας των αλγορίθμων φαίνεται ότι δύναται να επιτευχθεί ακρίβεια άνω του 85%, στο πρόβλημα των τριών κλάσεων, δηλαδή σε τρία διαφορετικά ερεθίσματα, συμπεριλαμβανομένου και του ουδέτερου. Το ανωτέρω συμπέρασμα αναδεικνύει την ύπαρξη διαφοροποίησης στα σήματα του εγκεφάλου ανάλογα με το αντικείμενο το οποίο οσφρίζεται ένα υποκείμενο, καθώς η τυχαία πιθανότητα να επιτευχθεί σωστή πρόβλεψη για τις τρεις κλάσεις θα ήταν 33.34%. Οι πιο αξιόπιστοι αλγόριθμοι φαίνεται ότι είναι ο Κοντινότερος Γείτονας και τα τυχαία Δάση. Δεδομένου ότι τα τυχαία δάση εμφανίζουν συνήθως υψηλότερη ακρίβεια από τον Κοντινότερο γείτονα μπορεί κάποιος να αποφανθεί ότι η δυναμική αυτή του Κοντινότερου γείτονα οφείλεται στην τοπικότητα που έχει το πρόβλημα καθώς το σύνολο δεδομένων.

Η επιλογή χαρακτηριστικών φαίνεται ότι ενίσχυσε σαφώς την ακρίβεια του Μπεϋζιανού Ταξινομητή, ο οποίος ωστόσο επιτυγχάνει αρκετά χαμηλότερη ακρίβεια από τους υπόλοιπους ταξινομητές. Λιγότερο σημαντική ήταν η ενίσχυση στην ακρίβεια του Κοντινότερου Γείτονα και τον τυχαίων δασών. Πρέπει βέβαια να σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος των τυχαίων δασών εκ φύσεως δεν επηρεάζεται ιδιαίτερα από την επιλογή χαρακτηριστικών καθώς ο τρόπος με τον οποίο λειτουργεί επιλέγει ούτως ή άλλως κανόνες και δέντρα με τα χαρακτηριστικά που διατηρούν την μεγαλύτερη πληροφορία για το δοθέν πρόβλημα. Αξιοσημείωτη είναι τέλος και η πτώση της ακρίβειας των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης, κατά την εκτέλεση του με το σύνολο των

επιλεγμένων χαρακτηριστικών. Η μεγάλη αυτή πτώση από 82.3% με χρήση όλων των χαρακτηριστικών σε 70.2% με τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά, οδηγεί στο συμπέρασμα ότι το ποσοστό ακρίβειας με όλα τα χαρακτηριστικά είναι πλασματικό και οφείλεται ενδεχομένως σε πρόβλημα υπερεκπαίδευσης (Overfitting) του αλγορίθμου. Το αρχικό σύνολο των χαρακτηριστικών είναι ούτως ή άλλως πολύ μεγάλο σε αριθμό συνεκτιμώντας και τον μικρό αριθμό των δειγμάτων.

Η παρούσα εργασία μπορεί να θεωρηθεί ότι εντάσσεται στο πλαίσιο ενός συνόλου πειραμάτων που μπορούν να διεξαχθούν με χρήση Διεπαφών Εγκεφάλου-Υπολογιστή με σκοπό να διαφανεί αν οι χαμηλού κόστους αυτές συσκευές μπορούν να καταγράψουν διαφορές στα σήματα του εγκεφάλου κάτω από διαφορετικά αισθητηριακά ερεθίσματα. Είναι προφανές ότι μια τέτοια προοπτική θα μπορούσε να προσδώσει αισθητηριακή επικοινωνία και αλληλεπίδραση μεταξύ ανθρώπου και μηχανής, επίτευγμα ιδιαίτερα σημαντικό για την εξέλιξη της τεχνολογίας στην ρομποτική και άλλους συναφείς τεχνολογικούς κλάδους

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Carter, R., Aldridge, S., Page, M., Parker, S. (). *Ο ανθρώπινος εγκέφαλος*. (Μτφρ. Βοριαδάκη, Ε., Κονσούλας, Χ., Μάντζαρη, Ε.). Εκδόσεις: Ιατρικές Εκδόσεις Π. Χ. Πασχαλίδης.
- [2] Ρήγας, Π. (2009). *Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα*. [Συμπληρωματικά Φυλλάδια Διδασκαλίας, Εργαστήριο Φυσιολογίας ΙΙ]. Ίδρυμα Ιατροβιολογικών Ερευνών της Ακαδημίας Αθηνών. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://www.teiath.gr> .
- [3] Κωνσταντινίδης, Ι., Κωνσταντινίδης, Ι., Ψηφίδης, Α. (2006). *Διαταραχές της Όσφρησης- Όσφρησιμετρία.Ωτορινολαρυγγολογία: ΧειρουργικήΚεφαλής και Τραχήλου:Τεύχος* 23.Διαθέσιμοστοδιαδικτυακότόπο: http://www.iatrikionline.gr/Orl_23/5.pdf
- [4] Hummel, T., Futschik, T., Frasnelli, J., Huttenbrink, KB. (2003). *Effects of olfactory function, age, and gender on trigeminally mediated sensations: a study based on the lateralization of chemosensory stimuli*.ToxicolLett 2003; 140-141:273-80.Διαθέσιμοστοδιαδικτυακότόπο:<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12676474>
- [5] Παπαθεοδωρόπουλος, Κ. (2015β).*Ιππόκαμπος*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο:<https://repository.kallipos.gr/pdfviewer/web/viewer.html?file=/bitstream/11419/3259/3/Kef.%202020.pdf>
- [6] Ρήγας, Π. (2010). *Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα*.Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο:<http://www.teiath.gr/userfiles/akanellou/phys2%20fyll3%20electoegefalogramm.pdf>
- [7] Τσιανάκα Ε. (2009). *Καταγραφή και επεξεργασία εγκεφαλικών προκλητών δυναμικών σε πειραματικές συνθήκες με υποσυνείδητα ερεθίσματα*. [Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/1879/1/Tsianaka_Eleni_BME.pdf
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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>
- [11] 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*, vol. 7, no. 4, 2018. DOI:10.26717/ BJSTR.2018.07.001535 2018.
- [12] 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.
- [13] K. Tzimourta , I. Tsoulos , Th. Bilero, 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.
- [14] 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.
- [15] Malmivuo, J., Plonsey, R. (1995). *Bioelectromagnetism –Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. Oxford University Press, New York, 1995. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://www.bem.fi/book/book.pdf>
- [16] Παύλου Ρήγα (2010). *Κεντρικό Νευρικό Σύστημα*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://www.teiath.gr/userfiles/akanellou/phys2%20fyll1%20kns.pdf> .

- [17] Κουντούρης, Δ. (2016). *Τι είναι τα βασικά γάγγλια*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://bioneurologics.gr/astheneies/nevrologia/psixiatrikh-kinhtikes-diataraxes/ti-einai-ta-basika-gagglia/>
- [18] Uchida, N., Takahashi, K., Tanifuji, M., Mori, K. (2000). *Odor maps in the mammalian olfactory bulb: domain organization and odorant structural features*. *Nat Neurosci* 2000; 3(10):1035-43. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://www2.riken.jp/lab-www/ins/publications/odor%20maps%202000.pdf>
- [19] Mombaerts P., Wang, F., Dulac, C., Chao, S., Nemes, A., Mendelsohn, M., Edmondson, J., Axel, R. (1996). *Visualizing an olfactory sensory map*. *Cell* 1996; 87(4):675-86. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://web.mit.edu/7.31/restricted/pdfs/Mombaerts.pdf>
- [20] Savic, I. (2002). *Imaging of brain activation by odorants in humans*. *Curr Opin Neurobiol*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: 12(4):455-61. https://www.researchgate.net/publication/11241985_Imaging_of_brain_activation_by_odorants_in_humans
- [21] Παπαθεοδωρόπουλος, Κ. (2015α). *Αμυγδαλή*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3247/3/Kef.%205.pdf>
- [22] Βαρβόγλη, Λ. (2008). *Μυρίζουμε με τον ... εγκέφαλο*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://www.tovima.gr/2008/11/24/science/myrizoyme-me-ton-egkefalo/>
- [23] Μ. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας, «Ιατρική Πληροφορική», Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016. ISBN: 978-960-603-231-8.
- [24] K.D. Tzamourta, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis and M. Tsipouras, "Epileptic seizure classification based on long-term EEG signal Wavelet analysis," *Precision Medicine Powered by pHealth and Connected Health*, 165-169, 2018.

- [25] Hornero, R., Corralejo, R. (2012). *Brain Computer Interface (BCI) systems applied to cognitive training and home automation control to offset the effects of ageing*. [Ομάδα Βιοϊατρικής Μηχανικής. Πανεπιστήμιο Valladolid]. Edition: March 2012, Page 1, No 08. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://www.fgcsic.es/lychnos/en_en/articles/Brain-Computer-Interface .
- [26] Νικολάου, Χ. (2017). *Αναγνώριση κίνησης χεριού από εγκεφαλικά σήματα με χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης*. [Διπλωματική Εργασία]. Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα: Τηλεπικοινωνιών και Τεχνολογίας Πληροφορίας. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/10586/1/thesis_chairetis.pdf
- [27] Τσιλιγκρίδης, Β. (2011). *Σύγχρονες Τεχνικές στις Διεπαφές Ανθρώπινου Εγκεφάλου - Υπολογιστή*. [Διπλωματική εργασία]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/4399/1/TSILIGKIRIDIS_VASIL_EIOS_6398.pdf .
- [28] Donchin, E., Spencer, K.M., Wijesinghe, R (2000) *The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based braincomputer interface*. IEEE Trans. Rehabil. Eng. 8, 174–179. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10896179>
- [29]. Naftemporiki.gr (2018). Έλεγχος tablet μέσω εγκεφάλου. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://www.naftemporiki.gr/story/1417861/elegxos-tablet-meso-egkefalou>
- [30] Monastra VJ1, Lynn S, Linden M, Lubar JF, Gruzelier J, LaVaque TJ. (2005). *Electroencephalographic biofeedback in the treatment of attention-deficit/hyperactivity disorder*. Applied Psychophysiology and Biofeedback, 30 (2), pp 95-114.
- [31] Arns M1, de Ridder S, Strehl U, Breteler M, Coenen A. (2009). *Efficacy of neurofeedback treatment in ADHD: the effects on inattention, impulsivity and hyperactivity: a meta-analysis*. Clinical EEG and Neuroscience. 40(3), pp 180-189.

[32] Ιατροnet (2007). *Έρευνα: Το ΗΕΓ εντοπίζει το Alzheimer στα αρχικά στάδια.* Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://www.iatronet.gr/eidiseis-nea/epistimi-zwi/news/1945/erevna-to-ieg-entopizei-to-alzheimer-sta-arxika-stadia.html>

[33] Fitbit (2019) . Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://www.fitbit.com/eu/home>

[34] Eibe F., Hall, M.A., Witten, I.H. (2016). *The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques.* Morgan Kaufmann, Fourth Edition.