

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



Πανεπιστήμιο
Ιωαννίνων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**«Μελέτη της επίδρασης του αγαπημένου τραγουδιού στην εγκεφαλική
λειτουργία με χρήση συσκευών Διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή»**

ΣΚΕΠΕΤΑΡΗΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΑΜ:10720

Επιβλέπων Καθηγητής: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΓΙΑΝΝΑΚΕΑΣ

Άρτα 2019

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ



Πανεπιστήμιο
Ιωαννίνων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**«Μελέτη της επίδρασης του αγαπημένου τραγουδιού στην εγκεφαλική
λειτουργία με χρήση συσκευών Διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή»**

ΣΠΟΥΔΑΣΤΗΣ:

Σκεπετάρης Κωνσταντίνος ΑΜ:10720

Επιβλέπων Καθηγητής : Νικόλαος Γιαννακέας

**STUDY THE EFFECT OF FAVORITE SONG ON BRAIN USING
BRAIN-COMPUTER BRAIN INTERFACES**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή
Άρτα, Φεβρουάριος 2019

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Γιαννακέας Νικόλαος

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

2. Μέλος επιτροπής

Αλέξανδρος Τζάλλας

Καθηγητής Εφαρμογών

Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

3. Μέλος επιτροπής

Μάρκος Τσίπουρας

Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

Ο Προϊστάμενος του Τμήματος

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.

Σκεπετάρης Κωνσταντίνος

Υπογραφή

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με την ολοκλήρωση αυτής της πτυχιακής εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Νικόλαο Γιαννακέα, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε αναθέτοντας το συγκεκριμένο θέμα εργασίας, δίνοντας μου τη δυνατότητα να μάθω χρήσιμα πράγματα σχετικά με το αντικείμενο των σπουδών μου. Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την στήριξή τους κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.

Περίληψη

Η παρούσα εργασία μελετά την επίδραση της μουσικής στον άνθρωπο. Συγκεκριμένα, μελετά πως επηρεάζεται ο ανθρώπινος εγκέφαλος στο άκουσμα ενός τραγουδιού (αγαπημένου ή μη αγαπημένου τραγουδιού) σε πραγματικό χρόνο, με τη χρήση συσκευών διεπαφής εγκέφαλου – υπολογιστή.

Συγκεκριμένα επιδιώχθηκε η εκπαίδευση ενός μοντέλου με σήματα που είχαν καταγραφεί καθώς οι άνθρωποι άκουγαν μουσική. Στη συνέχεια τα σήματα που καταγράφηκαν από το λογισμικό OpenVibe, δόθηκαν ως είσοδο προς επεξεργασία από το λογισμικό Weka. Στο λογισμικό weka, επιχειρήθηκε να εντοπιστεί ο βέλτιστος αλγόριθμος, μεταξύ τεσσάρων αλγορίθμων, με σκοπό την εύρεση του βέλτιστου αλγόριθμου ταξινόμησης. Το αποτέλεσμα από τη διαδικασία αυτή ανέδειξε ως βέλτιστο αλγόριθμο ταξινόμησης των σημάτων (με ή χωρίς την επιλογή των χαρακτηριστικών) τον αλγόριθμο SVM.

Λέξεις-κλειδιά: εγκέφαλος, σύστημα διεπαφής, μηχανική μάθηση

Abstract

This paper studies the effect of music on humans. In particular, he studies how the human brain is affected by listening to a song (favorite or un-favorite song) in real time, using brain-to-computer interface devices.

In particular, it was intended to train a model with signals that were recorded as people listened to music. Then the signals recorded by the Open Vibe software were provided as input to be processed by the Weka software. In the weka software, we attempted to locate the optimal algorithm, between four algorithms, to find the optimal sorting algorithm. The result from this process has rendered the SVM algorithm an optimal signal classification algorithm (with or without the selection of attributes).

Keywords:brain, interfaces, mechanical learning

Περιεχόμενα

1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος.....	15
1.1 Φυσιολογία του ανθρώπινου εγκεφάλου	15
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)	16
1.2.1 Καταγραφή του ΗΕΓ	17
1.2.2 Οι ρυθμοί του εγκεφάλου	20
1.3 Επιδράσεις στον εγκέφαλο σε εξωτερικά ερεθίσματα.....	21
1.3.1 Επίδραση από ακουστικά ερεθίσματα	21
1.3.2 Επίδραση λόγω συναισθηματικής κατάστασης στο ΗΕΓ	23
2. Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου- Υπολογιστή (Brain- Computer Interfaces Systems).....	25
2.1 Ορισμός – Εφαρμογές.....	25
2.2 Τεστές που χρησιμοποιούνται	26
2.3 Βιβλιογραφική ανασκόπηση	27
3. Υποδομή.....	29
3.1 Η φορητή συσκευή εγκεφαλογραφήματος (Emotiv, Eroc+)	29
3.2 Το πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα OpenVibe	30
3.3 Το λογισμικό Weka για εξόρυξη δεδομένων	31
4. Μεθοδολογία.....	33
4.1 Μηχανική μάθηση και data mining	33
4.2 Σύνολο δεδομένων	34
4.3 Εξαγωγή των Χαρακτηριστικών	34
4.4 Μέθοδοι ταξινόμησης	35
4.4.1 LinearDiscriminantanalysis (LDA)	35
4.4.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron).....	36
4.4.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM).36	
4.4.4 Δένδρα Απόφασης – (Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)	37

5. Αποτελέσματα.....	38
5.1 Μέτρα αξιολόγησης (Ακρίβεια, Ευαισθησία, Εξειδίκευση, Πίνακας Σύγχυσης)	38
5.2 Αποτελέσματα ανά αλγόριθμο.....	39
5.2.1 Linear Discriminant analysis (LDA)	39
5.2.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron - MLP)	40
5.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)...	42
5.2.4 Δένδρα Απόφασης – (Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)	43
6. Συμπεράσματα	45

Εισαγωγή

Στην παρούσα εργασία επιχειρήθηκε η καταγραφή σημάτων από ανθρώπους που άκουγαν την αγαπημένη τους ή μη αγαπημένη μουσική, με τη χρήση συσκευής διεπαφής εγκεφάλου- υπολογιστή. Σκοπός της μελέτης αυτής, ήταν η εκπαίδευση του μοντέλου αυτού με διάφορους αλγόριθμους ταξινόμησης, με κύριο στόχο την κατηγοριοποίησή τους και την εύρεση του βέλτιστου αλγορίθμου ακριβείας.

Συγκεκριμένα στο πρώτο κεφάλαιο της εργασίας, παρουσιάζονται ορισμένες βασικές έννοιες και πληροφορίες για τον ανθρώπινο εγκέφαλο καθώς επίσης και για το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Παράλληλα, παρουσιάζονται κάποιες πληροφορίες για την επίδραση του ανθρώπινου εγκεφάλου από ακουστικά ερεθίσματα και τα συναισθήματα. Στη συνέχεια, στο δεύτερο κεφάλαιο πραγματοποιείται μία βιβλιογραφική ανασκόπηση αναφορικά με τη χρήση των ΗΕΓ σε διάφορες μελέτες, ενώ παράλληλα περιγράφονται τα Συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου- Υπολογιστή. Στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζεται η υποδομή της παρούσας μελέτης (BCI συσκευή , OpenVibe, Weka) και τι χρησιμοποιήθηκε. Το προτελευταίο κεφάλαιο περιγράφει τους τέσσερις αλγόριθμους ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν για το μοντέλο της παρούσας μελέτης και στο τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της μελέτης. Η εργασία ολοκληρώνεται με τα κύρια συμπεράσματα της παρούσας μελέτης.

Κεφάλαιο 1^ο

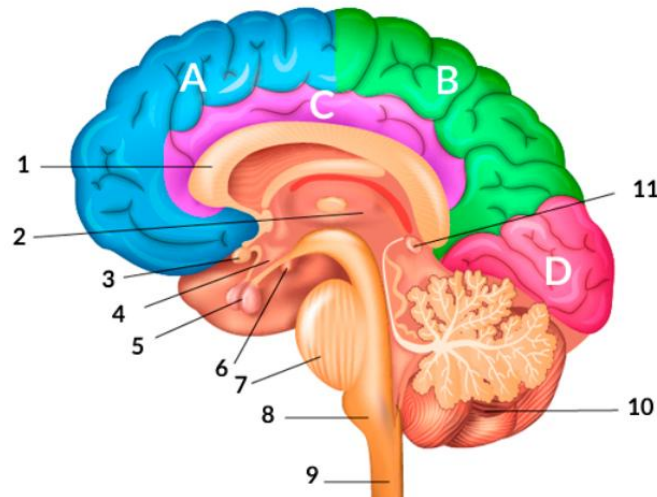
1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

1.1 Φυσιολογία του ανθρώπινου εγκεφάλου

Το μυαλό είναι ένα πολύπλοκο και ογκώδες όργανο, το οποίο αποτελεί μέρος του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (ΚΝΣ). Βρίσκεται στο μπροστινό και ανώτερο τμήμα της κρανιακής κοιλότητας, το οποίο περιέχει ένα διαυγές υγρό, το οποίο ονομάζεται εγκεφαλονωτιαίο υγρό. Ο εγκέφαλος, είναι υπεύθυνος για τη διαχείριση και τη ρύθμιση των περισσότερων λειτουργιών του σώματος και του νου [1]. Οι λειτουργίες αυτές είναι:

- Ο έλεγχος ζωτικών λειτουργιών: έλεγχος της θερμοκρασίας, του καρδιακού ρυθμού, της αναπνοής, της αρτηριακής πίεσης.
- Λαμβάνει, επεξεργάζεται και ερμηνεύει όλες τις πληροφορίες που δέχεται από τις αισθήσεις.
- Ελέγχει τις κινήσεις του σώματος.
- Είναι υπεύθυνος για τα συναισθήματα και για τη συμπεριφορά μας.
- Ελέγχει τις ανώτερες νοητικές λειτουργίες: μνήμη, μάθηση, αντίληψη [2].

Ο εγκέφαλος, αποτελείται από φλοιώδεις και υποφλοιώδεις δομές οι οποίες διαιρούνται σε τέσσερις λοβούς: τον μετωπικό (Α), τον βρεγματικό (Β), τον κροταφικό (C) και τον ινιακό (D) (Βλ.: Εικόνα 1.1: Τμήματα του εγκεφάλου). Οι λοβοί αυτοί, χωρίζονται στη μέση σε δύο ημισφαίρια: το δεξί και το αριστερό. Οι υποφλοιώδεις δομές αναφέρονται σε εκείνες τις δομές που βρίσκονται κάτω από τον εγκεφαλικό φλοιό, όπως ο μεσολόβιος (1) που συνδέει τα δύο ημισφαίρια, ο θάλαμος (2), τα γάγγλια, η αμυγδαλή, ο ιππόκαμπος και οι θηλοειδούς προεξοχής φορείς (6) (Βλ.: Εικόνα 1.1: Τμήματα του εγκεφάλου) [1], [3].



Εικόνα 1.1: Τμήματα του εγκεφάλου

Το δεύτερο μεγαλύτερο όργανο του εγκεφάλου είναι η παρεγκεφαλίτιδα (10) (Βλ: Εικόνα 2.1: Τμήματα του εγκεφάλου), η οποία είναι υπεύθυνη για τον ορθοστατικό έλεγχο και την κυκλοφορία. Βέβαια, εκτελεί και ορισμένες γνωστικές λειτουργίες. Ο υποθάλαμος (4) και η υπόφυση (5), είναι υπεύθυνοι για τις σπλαχνικές λειτουργίες του ανθρώπινου σώματος. Επίσης, η επίφυση (11) είναι υπεύθυνη για τον συγχρονισμό της απελευθέρωσης της μελατονίνης ορμόνης και τη ρύθμιση του ύπνου, το οποίο συντονίζεται με το οπτικό χίασμα (3), όπως απεικονίζεται στην Εικόνα 1.1: Τμήματα του εγκεφάλου. Κλείνοντας, θα γίνει αναφορά στο εγκεφαλικό στέλεχος το οποίο είναι υπεύθυνο να ελέγχει τις αυτόματες λειτουργίες του ανθρώπινου σώματος (πχ: καρδιακό ρυθμό, κινήσεις άκρων κτλ). Το εγκεφαλικό στέλεχος, αποτελείται από το νωτιαίο μυελό (9), το μυελό (8), την προεξοχή (7) και τον μεσεγκέφαλο [1,3].

Στον ανθρώπινο εγκέφαλο, ο εγκεφαλικός φλοιός είναι πολύπλοκος

1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)

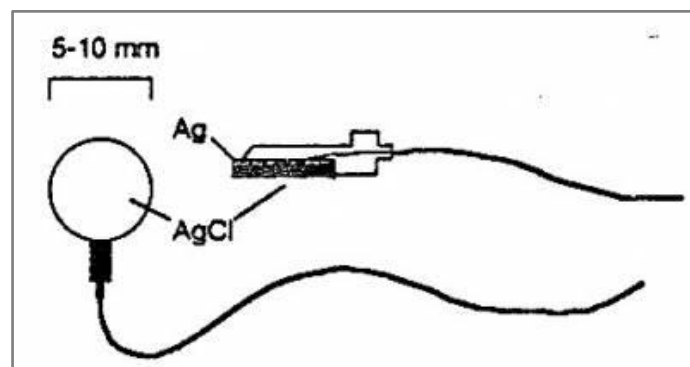
Ο Richard Caton ήταν ο πρώτος επιστήμονας που εστίασε σε μελέτες που αφορούσαν την ηλεκτρική φύση του εγκεφάλου. Μάλιστα, το 1875 ανέφερε στην πρώτη του έκθεση, ότι είχε χρησιμοποιήσει γαλβανόμετρο για να παρατηρήσει τα ηλεκτρικά ερεθίσματα στην επιφάνεια των εγκεφάλων σε πειραματόζωα [4]. Επηρεασμένος από

την έρευνα αυτή, ο HangsBerger έπειτα από έρευνα αρκετών ετών, παρουσίασε τα πρώτα αποτελέσματα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε ζωντανό άνθρωπο. Η σπουδαιότητα της έρευνάς του αναγνωρίστηκε το 1937, έπειτα από επιβεβαιώσεις αρκετών ηλεκτροφυσιολόγων. Στη συνέχεια, το ΗΕΓ είχε αναγνωριστεί από ερευνητές ως βασικό εργαλείο για τη διάγνωση δυσλειτουργιών του εγκεφάλου [5].

Πιο συγκεκριμένα, ο εγκέφαλος παράγει ορισμένες ποσότητες ηλεκτρισμού οι οποίες ανιχνεύονται από ειδική εφαρμογή ηλεκτροδίων στο κρανίο. Οι ηλεκτρικές ώσεις που συλλαμβάνονται από τα ηλεκτρόδια μεταβιβάζονται στον ηλεκτροεγκεφαλόγραφο ο οποίος στη συνέχεια τις μεγεθύνει και τις καταγράφει σε ένα φύλλο χαρτί [6]. Η καταγραφή των σημάτων πραγματοποιείται με τη βοήθεια νευρολόγου, όπου γίνεται διάγνωση βλαβών του εγκεφάλου και διαφόρων παθήσεων- διαταραχών [7].

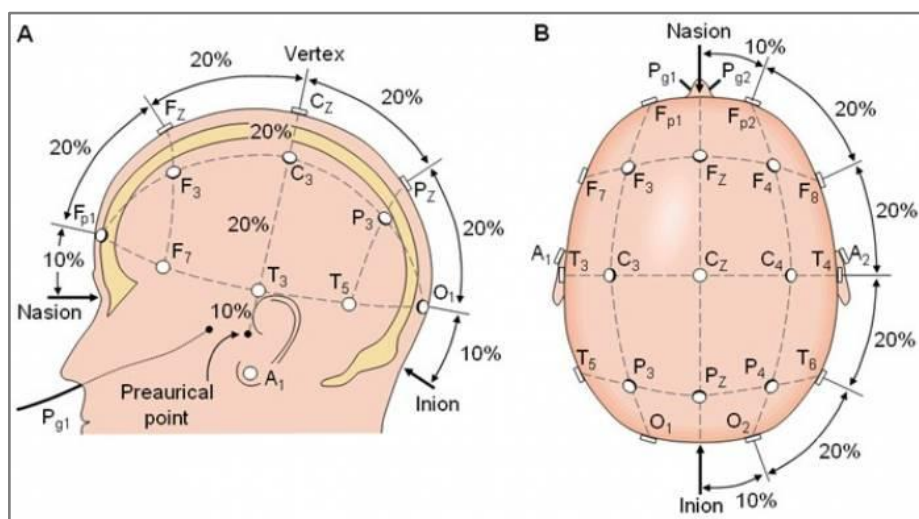
1.2.1 Καταγραφή του ΗΕΓ

Το ΗΕΓ είναι υπεύθυνο για την καταγραφή της εγκεφαλικής δραστηριότητας του ανθρώπινου εγκεφάλου και είναι το πιο σημαντικό εργαλείο για την ανίχνευση της επιληψίας [8-9]. Αυτό πραγματοποιείται με τη βοήθεια ηλεκτροδίων, τα οποία τοποθετούνται είτε στην εσωτερική δομή του εγκεφάλου, είτε στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του ανθρώπινου κρανίου, είτε με τη βοήθεια αισθητήρων (Εικόνα 1.2: Ηλεκτρόδιο). Τα ηλεκτρόδια του ΗΕΓ, είναι μεταλλικοί δίσκοι με μικρή διάμετρο τα οποία τοποθετούνται επάνω στο κρανίο με τη βοήθεια μιας κολλώδους ουσίας ή με τη χρήση ενός μικρού δακτυλιδίου το οποίο από τη μία πλευρά εφαρμόζεται στο δέρμα.



Εικόνα 1.1: Ηλεκτρόδιο

Συγκεκριμένα το ρεύμα ιόντων του ανθρώπινου οργανισμού, μετατρέπεται σε ρεύμα ηλεκτρονίων με την βοήθεια των ηλεκτροδίων, όπου στη συνέχεια μεταφέρεται σε επόμενα στάδια επεξεργασίας. Φυσικά, η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στο κεφάλι πραγματοποιείται με τη χρήση ενός προτύπου το οποίο ονομάζεται «Διεθνές Σύστημα 10-20» (Εικόνα 1.3: Το Διεθνές Σύστημα 10-20).

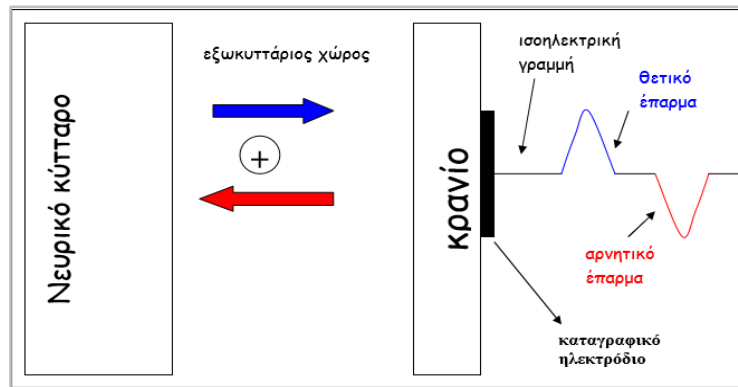


Εικόνα 1.2: Το Διεθνές Σύστημα 10-20

Οι αριθμοί που εμπεριέχονται στην ονομασία του Διεθνή Συστήματος συμβολίζουν αποστάσεις μεταξύ των αυτιών του ανθρώπου με τα ηλεκτρόδια. Πιο αναλυτικά, ο αριθμός «10» συμβολίζει το 10% της απόστασης των αυτιών του ανθρώπου μέχρι την απόσταση του πλησιέστερου σε αυτό (αυτί) ηλεκτρόδιο. Ενώ ο αριθμός «20», συμβολίζει το 20% της μεταξύ τους απόστασης των δύο αυτιών και της απόστασης ανάμεσα σε δύο οποιαδήποτε ηλεκτρόδια. Φυσικά τα ηλεκτρόδια προσαρμόζονται ανάλογα με τις διαστάσεις του οποιουδήποτε κρανίου [6].

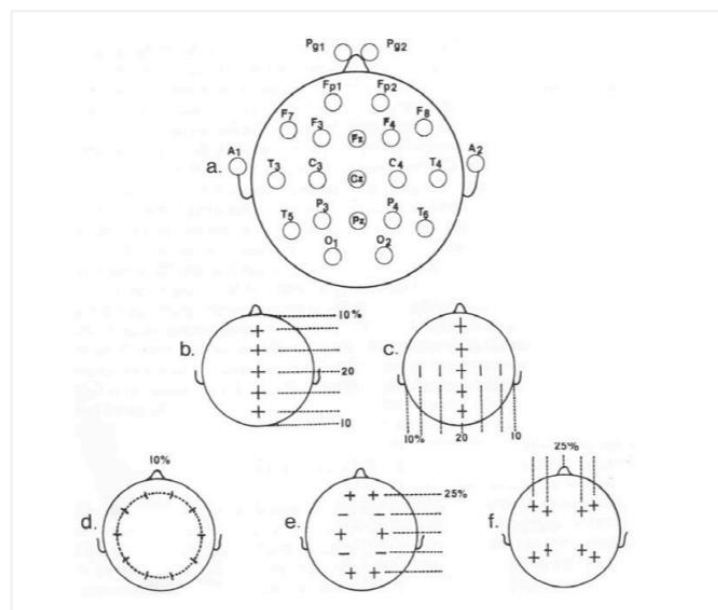
Αναφορικά με την απεικόνιση της καταγραφής των σημάτων ενός ΗΕΓ, θα πρέπει να αναφερθεί ότι πραγματοποιείται με μία γραμμή, η οποία μπορεί να είναι είτε ευθεία – οριζόντια (ισοηλεκτρική γραμμή), είτε να είναι γραμμές που αποκλίνουν από το επίπεδο αυτό (επάρματα) [10]. Στην περίπτωση που η απεικόνιση είναι μία ισοηλεκτρική γραμμή, δεν υπάρχει διέλευση ρεύματος και τα νευρικά κύτταρα βρίσκονται σε κατάσταση ηρεμίας. Ενώ, στην περίπτωση που η απεικόνιση είναι με τη μορφή αρμάτων, τότε το ρεύμα διαπερνά τη μεμβράνη των κυττάρων και τα νευρικά κύτταρα δεν βρίσκονται σε κατάσταση ηρεμίας. Θα πρέπει να αναφερθεί ότι

τα επάρματα μπορεί να είναι θετικά ή αρνητικά. Θετικά είναι όταν βρίσκονται επάνω στην ισοηλεκτρική γραμμή και αρνητικά όταν βρίσκονται κάτω από την ισοηλεκτρική γραμμή [10] (Εικόνα 1.4: Απεικόνιση λειτουργίας ενός επιφανειακού ΗΕΓ).



Εικόνα 1.3: Απεικόνιση λειτουργίας ενός επιφανειακού ΗΕΓ

Στην ακόλουθη εικόνα (Εικόνα 1.5: Η τοποθέτηση ηλεκτροδίων. (a) Τα ονόματα και οι θέσεις των ηλεκτροδίων σύμφωνα με το Διεθνές Σύστημα 10-20 (b-f).) παρουσιάζεται το σύστημα 10-20 με τοποθετημένα ηλεκτρόδια. Τα γράμματα Α, C, F, O, Ρ και Τ υποδηλώνουν τις διάφορες περιοχές του κεφαλιού.



Εικόνα 1.4: Η τοποθέτηση ηλεκτροδίων. (a) Τα ονόματα και οι θέσεις των ηλεκτροδίων σύμφωνα με το Διεθνές Σύστημα 10-20 (b-f)

Πιο συγκεκριμένα, το «Α» συμβολίζει την περιοχή γύρω από τα αυτιά (auricle), το «C» συμβολίζει το κεντρικό (central) μέρος του κεφαλιού, το «F» συμβολίζει το μετωπικό (frontal) μέρος, το «O» συμβολίζει το ινιακό (occipital) μέρος, το «P» συμβολίζει το βρεγματικό (parietal) μέρος και το «T» συμβολίζει το κροταφικό (temporal) μέρος του κεφαλιού [11].

1.2.2 Οι ρυθμοί του εγκεφάλου

Τα εγκεφαλικά κύματα, είναι το αποτέλεσμα της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου και καταγράφονται με τη βοήθεια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Κατά τη διάρκεια της καταγραφής παρατηρούνται διάφορες συχνότητες του σήματος, οι οποίες κατηγοριοποιούνται ανάλογα με το χρόνο εμφάνισής τους. Συγκεκριμένα, το ΗΕΓ ταξινομεί τα σήματα αυτά σε τέσσερις κατηγορίες σημάτων, οι οποίες ονομάζονται ρυθμοί [10]. Οι ρυθμοί αυτοί απεικονίζονται στον ακόλουθο πίνακα(Πίνακας 1.1: Οι ρυθμοί του εγκεφάλου):

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

Πιο αναλυτικά, 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 δεύτερος ρυθμός που μελετήθηκε είναι ο ρυθμός β, ο οποίος είναι ο κυρίαρχος ρυθμός κατά τη φάση πλήρους εγρήγορσης ενός φυσιολογικού ατόμου. Ο ρυθμός δ είναι ο κύριος ρυθμός στα νεογέννητα ως 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 [10].

1.3 Επιδράσεις στον εγκέφαλο σε εξωτερικά ερεθίσματα

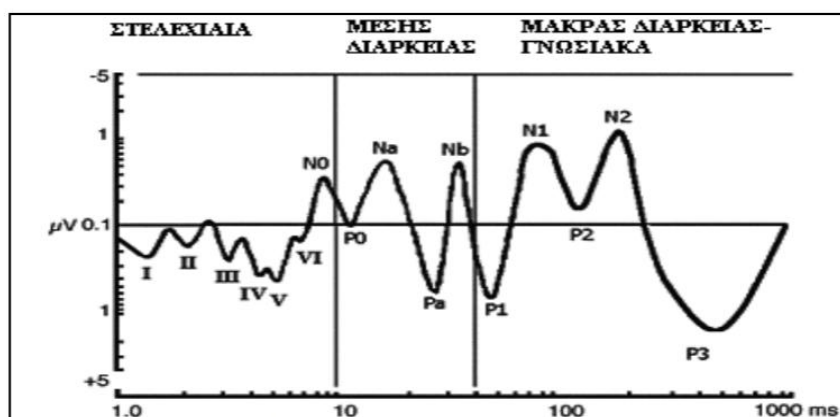
Τα ηλεκτρικά δυναμικά που καταγράφονται με τη βοήθεια του ΗΕΓ έπειτα από την επίδραση ερεθίσματος όπως είναι τα οπτικά, ακουστικά και σωματοαισθητικά ερεθίσματα, ονομάζονται προκλητά δυναμικά (EventRelatedPotentials- ERPs). Το ερέθισμα αυτό χαρακτηρίζεται ως μια ηλεκτροφυσιολογική απάντηση σε κάποιο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

1.3.1 Επίδραση από ακουστικά ερεθίσματα

Τα ακουστικά προκλητά δυναμικά (BrainstemAcousticEvokedPotentials-BAEPs) είναι ένα αρνητικό προσθιοκεντρικό δυναμικό, μεγέθους 1-3Μν και διάρκειας περίπου 100 ms. Το δυναμικό αυτό απελευθερώνεται ως απάντηση σε κάποιο εξωτερικό ερέθισμα, δηλαδή κάποια ακουστική αλλαγή ή ακόμα και δυσαρμονία του ήχου. Η μέγιστη διάρκειά του ελαττώνεται όσο αυξάνεται η έντασή του, ενώ όσο πιο έντονο είναι το ερέθισμα τόσο πιο υψηλό είναι το δυναμικό [12, 13].

Διακρίνονται σε τρεις υποκατηγορίες: τα στελεχειαία ακουστικά, τα μέσης διάρκειας ακουστικά και τα μακράς διάρκειας ακουστικά προκλητά δυναμικά (Βλέπε: Εικόνα 1.6: Τα ακουστικά προκλητά δυναμικά μετά από την εφαρμογή ενός ακουστικού ερεθίσματος).



Εικόνα 1.5: Τα ακουστικά προκλητά δυναμικά μετά από την εφαρμογή ενός ακουστικού ερεθίσματος

Τα στελεχειαία προκλητά δυναμικά έχουν πολύ χρήσιμη κλινική χρησιμότητα. Συνεισφέρουν στη μη επεμβατική παρατήρηση της λειτουργίας του εγκεφαλικού στελέχους και στον εντοπισμό βλάβης στον άνθρωπο. Λόγω της χαμηλής τους έντασης και της υψηλής συχνότητας, χρειάζονται αρκετές προσπάθειες και υψηλές συχνότητες ώστε να καταγραφούν. Βέβαια κατά την καταγραφή του σήματος επηρεάζονται από την ύπαρξη υψηλής σε έντασης ήχο. Μέσα από την καταγραφή αυτών των σημάτων, μπορεί να γίνει διάγνωση ακουστικών νευροϊνωμάτων, ημικρανιών, σκλήρυνσης, γλωσσικών διαταραχών καθώς και την παρακολούθηση κωματωδών ασθενών [13].

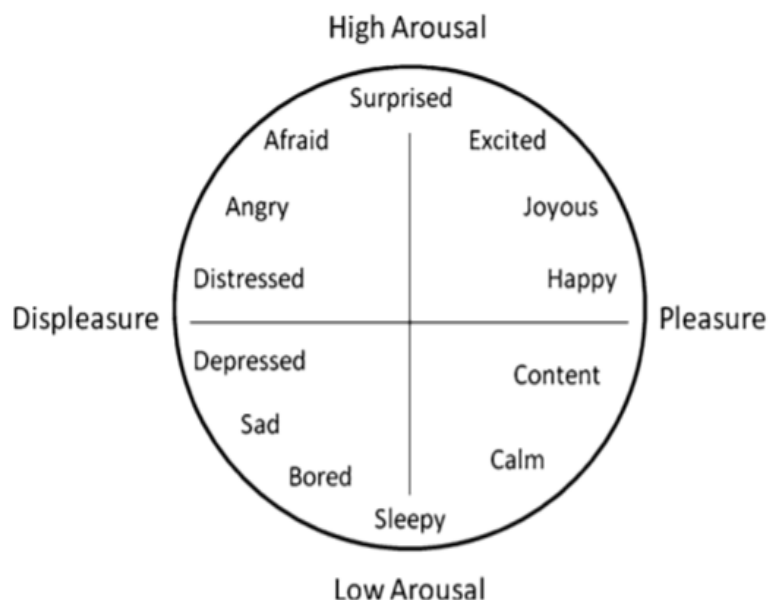
Αναφορικά με τα μεσαίας διάρκειας δυναμικά, έχουν βασικό χαρακτηριστικό ότι καλύπτονται εύκολα από το θόρυβο του ηλεκτρομυογραφήματος, τις κινήσεις του κεφαλιού καθώς και των μυών του αυχένα. Τα σήματα από τις καταγραφές εμφανίζουν πολύ μικρή διαφορά σε γρήγορες εναλλαγές των διεγέρσεων καθώς και σε ελαφρύ ύπνο ή νάρκωση.

Επίσης, τα μακράς διάρκειας δυναμικά συμβολίζονται ως P1, N1, P2 ανάλογα με την αλληλουχία τους στο γράφημα των δυναμικών στο χρόνο και της πολικότητάς τους στη βρεγματική περιοχή. Το δυναμικό P1 έχει θετικά κύματα και δεν εντοπίζεται κατά τη διάρκεια του ύπνου. Το δυναμικό P2 απεικονίζεται ως θετικό κύμα, ενώ το

N1 έχει αρνητική πολικότητα. Και τα δύο αυτά δυναμικά τροποποιούνται κατά τη διάρκεια του ύπνου, ενώ μπορεί να προκληθούν ακόμα και από οπτικές ή σωματοαισθητικές διεγέρσεις [13].

1.3.2 Επίδραση λόγω συναισθηματικής κατάστασης στο ΗΕΓ

Αρκετές μελέτες, έχουν καταλήξει στο συμπέρασμα ότι υπάρχει συσχέτιση της πολικότητας του συναισθήματος με την περιοχή του εγκεφάλου που ενεργοποιείται. Πιο αναλυτικά, έχει παρατηρηθεί ότι υπάρχει αύξηση της δραστηριότητας του αριστερού ημισφαιρίου στις θετικές συναισθηματικές καταστάσεις και αύξηση του δεξιού ημισφαιρίου στις αρνητικές συναισθηματικές καταστάσεις [14].



Εικόνα 1.7: Μοντέλο συναισθημάτων

Υπήρξαν αρκετοί ερευνητές, που προσπάθησαν να ορίσουν τα βασικά συναισθήματα του ανθρώπου και να τα κατηγοριοποιήσουν σε περιοχές του εγκεφάλου. Το κυριότερο μοντέλο που επικράτησε, χρησιμοποιεί πολλαπλές διαστάσεις και τοποθετεί κάθε συναίσθημα σε μία πολυδιάστατη κλίμακα. Όπως απεικονίζεται παρακάτω (Βλ. Εικόνα 1.7: Μοντέλο συναισθημάτων), πρώτη διάσταση είναι της συναισθηματικής πολικότητας (valence), με θετικές τιμές για τα ευχάριστα συναισθήματα και αρνητικές τιμές για τα δυσάρεστα. Ο δεύτερος άξονας

περιλαμβάνει την ένταση της διέγερσης (arousal), η οποία μπορεί να λαμβάνει μικρές ή μεγάλες τιμές. Η τρίτη διάσταση δεν χρησιμοποιείται πάντοτε και αφορά την ενεργοποίηση (activation), δηλαδή με άλλα λόγια την τάση προσέγγισης ή αποφυγής [14].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

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

2.1 Ορισμός – Εφαρμογές

Το 1929 όπου πρώτος ο Hans Berger παρουσίασε την τεχνική της ηλεκτροεγκεφαλογραφίας, άρχισε να αποτελεί βασικό εργαλείο όλων εκείνων των ειδικοτήτων που επιθυμούσαν να μελετήσουν την λειτουργία του εγκεφάλου. Εξαιτίας του λόγου χρήσης του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος, δόθηκε και ο ορισμός της διεπαφής 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 [15] .

Ανάλογα με τα χαρακτηριστικά που έχουν τα συστήματα BCI, κατηγοριοποιούνται σε: εξαρτώμενα και μη εξαρτώμενα, εξωγενή και ενδογενή, σύγχρονα και ασύγχρονα και επεμβατικά και μη επεμβατικά [1]. Τα εξαρτώμενα συστήματα είναι εκείνα τα συστήματα που λειτουργούν συμπληρωματικά για τη χρήση τους στην παραγωγή εγκεφαλικών σημάτων. Τα μη εξαρτώμενα συστήματα είναι εκείνα τα συστήματα που επικοινωνούν άμεσα με τον εγκέφαλο. Αναφορικά με τα σύγχρονα και ασύγχρονα συστήματα, η διαφορά τους έγκειται στο γεγονός ότι στα σύγχρονα συστήματα η ανάλυση των σημάτων πραγματοποιείται σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους ενώ στα ασύγχρονα απουσιάζει ο προκαθορισμένος χρόνος. Επίσης, τα επεμβατικά συστήματα έχουν ως χαρακτηριστικό την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων ενδοκρανιακά, άρα υπάρχει 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 [15,16].

Τα τρία βασικά χαρακτηριστικά των BCIs είναι η συλλογή και μέτρηση των σημάτων από τον ανθρώπινο εγκέφαλο, οι μέθοδοι και οι αλγόριθμοι για την αποκωδικοποίηση

των εγκεφαλικών δραστηριοτήτων και η μεθοδολογία αποκωδικοποίησης των σημάτων. Έτσι λοιπόν, έχοντας ως κύριο άξονα τα τρία αυτά χαρακτηριστικά, οι επιστήμονες προσπαθούν να δημιουργήσουν νέα κανάλια επικοινωνίας για ανθρώπους με προβλήματα, χωρίς όμως τον μυϊκό έλεγχο του ανθρώπου. Στις μέχρι τώρα μεθόδους επικοινωνίας που χρησιμοποιούνται, απαιτείται από τους χρήστες ο μυϊκός έλεγχος, κάτι που δεν μπορεί να πραγματοποιηθεί σε ασθενείς με σοβαρά προβλήματα υγείας όπως ολική παράλυση ή άλλες κινητικές ανικανότητες. Για το λόγο αυτό, πολλές εφαρμογές των συστημάτων BCIαφορούν την αποκατάσταση αναπηριών, τη βελτίωση ψυχικών παθήσεων, την αντιμετώπιση κινητικών δυσκολιών κ.ά. Βέβαια, παράλληλα με την υλοποίηση των παραπάνω εφαρμογών, υπάρχει και μια κινητικότητα των επιστημόνων για τη δημιουργία εφαρμογών που αφορούν την ιατρική αποκατάσταση, την επικοινωνία, τη ρομποτική, την εικονική πραγματικότητα. Όπως γίνεται αντιληπτό, με το πέρασμα των χρόνων οι επιστήμονες θα υλοποιούν ολοένα και πιο σύγχρονες μεθόδους και εφαρμογές [17, 18,19].

2.2 Τεστές που χρησιμοποιούνται

Όπως διαπιστώθηκε από μία σχετική βιβλιογραφική αναζήτηση, υπάρχουν αρκετές δραστηριότητες που έχουν υλοποιηθεί από επιστήμονες που αφορούσαν τη χρήση του ΗΕΓ. Ένα από αυτά τα τεστ είναι μία δραστηριότητα που αφορά το άνοιγμα και το κλείσιμο των ματιών χρηστών. Προκειμένου να υλοποιηθεί αυτή η δραστηριότητα χρησιμοποιήθηκε ένα περιβάλλον εργασίας που περιλάμβανε μία συσκευή ΗΕΓ και έναν υπολογιστή με το απαιτούμενο λογισμικό προς χρήση. Η συσκευή του ΗΕΓ τοποθετούνταν στον χρήστη μέσω των ηλεκτροδίων, σύμφωνα πάντα με το διεθνές σύστημα 10-20, ώστε να καταγραφούν τα σήματα. Έπειτα από την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων καταγράφονταν τα σήματα των χρηστών. Στο σημείο αυτό, θα πρέπει να αναφερθεί ότι όσο περισσότεροι είναι οι χρήστες που καταγράφονται τα δεδομένα, τόσο ελαχιστοποιείται και ο ρυθμός των σφαλμάτων. Τα κύματα που καταγράφονται έχουν την γραφική απεικόνιση των ρυθμών του εγκεφάλου (άλφα, βήτα, δέλτα και θήτα) και κάθε σήμα έχει τα δικά του χαρακτηριστικά, σύμφωνα με την κατάσταση του κάθε χρήστη [15].

Μία άλλη δραστηριότητα που έχει υλοποιηθεί είναι το κύμα P300, όπου καταγράφονται σήματα κατά τη διαδικασία λήψης αποφάσεων των χρηστών. Συγκεκριμένα, το P300 θεωρείται ως ένα «ενδογενές δυναμικό» και η αντίδραση για την καταγραφή του σήματος δε σχετίζεται με τα ερεθίσματα που δέχεται ο χρήστης, αλλά με την αντίδραση του χρήστη σε αυτά. Τέλος, σύμφωνα με μία μελέτη, διαπιστώθηκε ότι η χρήση μουσικών δεικτών στην εκμάθηση ενός φυσικού έργου αναπτύσσει ένα σημαντικό μέρος του εγκεφάλου. Συγκεκριμένα διαπιστώθηκε ότι οι άνθρωποι που ασχολούνταν με τη μουσική σε ένα συγκεκριμένο πεδίο, είχαν καλύτερη δομική σύνδεση ανάμεσα στις περιοχές του εγκεφάλου που επεξεργάζονται τον ήχο και τον έλεγχο των κινήσεων. Αυτή η μελέτη, θα μπορούσε να επεκταθεί περισσότερο βοηθώντας ανθρώπους που έχουν κάποιο βαθμό δυσκολίας στις κινήσεις τους, ενώ η επιστήμη ελπίζει ότι η μουσική μπορεί να βοηθήσει τους ασθενείς με εγκεφαλικά επεισόδια [15].

2.3 Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Σε μία έρευνα του RolandBoha και των συνεργατών του, μελετήθηκε η υπόθεση ότι το αλκοόλ σε χαμηλή δόση ($< 0,5\text{g/ kg}$) μπορεί να επηρεάσει αρνητικά και τα δύο συμπεριφορικά μέτρα. Το δείγμα της μελέτης ήταν 32 φοιτητές, άνδρες και ηλικίας 22 ετών. Όλη η διαδικασία είχε την εποπτεία ιατρικής και ψυχολογικής υποστήριξης, ενώ όλα τα άτομα του δείγματος είχαν την όρασή τους. Αρχικά, το δείγμα της έρευνας έπρεπε να συμπληρώσει ένα ηλεκτρονικό ερωτηματολόγιο το οποίο περιείχε ερωτήσεις που απαιτούσαν αριθμητικές πράξεις. Αυτή η χαμηλή σε περιεκτικότητα ύπαρξη αιθανόλης, καταγράφηκε εάν επηρέασε ή όχι τη νοητική αριθμητική ικανότητα του δείγματος. Διαπιστώθηκε ότι υπήρξε αύξηση των συχνοτήτων στους ρυθμούς άλφα και θήτα, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στη ζώνη θήτα, όπου παρατηρήθηκαν μεγάλες αλλαγές εξαιτίας της διαδικασίας της μνήμης να υπολογίσει αριθμητικές πράξεις [20].

Μία άλλη έρευνα, μελέτησε την καταγραφή του άγχους και της κατανάλωσης αλκοόλ με τη βοήθεια του υπολογιστή και του ΗΕΓ. Μέσα από την ύπαρξη μιας μεθόδου, καταγράφηκαν αρχικά τα δεδομένα και στη συνέχεια μετατράπηκαν σε ΗΕΓ κάνοντας χρήση του μετασχηματισμού Fourier. Συγκεκριμένα, το ΗΕΓ

τοποθετήθηκε στο αριστερό πρόσθιο λοβό με τη βοήθεια ηλεκτροδίων και έπειτα καταγράφηκαν τα σήματα στο τμήμα εισόδου. Έπειτα ο καταγραφέας ΗΕΓ διάβαζε τα στοιχεία συχνότητας των σημάτων στα τμήματα: μετασχηματισμού δεδομένων, εξαγωγής χαρακτηριστικών, PCA και LDA και στο τέλος εφάρμοζε την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα πρωτογενή εξαρτήματα συχνότητας [20].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3. Υποδομή

3.1 Η φορητή συσκευή εγκεφαλογραφήματος (Emotiv, Eroc+)

Το σύστημα Emotiv, βασίζεται στο EPOCheadsetγια την καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφικών μετρήσεων. Είναι ένα πακέτο λογισμικού το οποίο επεξεργάζεται και αναλύει τα δεδομένα, επικοινωνώντας ασύρματα. Το EPOC headset περιλαμβάνει μια επαναφορτιζόμενη μπαταρία λιθίου και 14 αισθητήρες ΗΕΓ. Έχει σχεδιαστεί για έρευνες στον ανθρώπινο εγκέφαλο και προηγμένες εφαρμογές διασύνδεσης εγκεφάλου- υπολογιστή παρέχοντας πρόσβαση σε δεδομένα υψηλής ποιότητας [21] (Εικόνα 3.1:Η συσκευή EmotivEroc+) (Εικόνα 3.2:Συσκευή Emotiv).



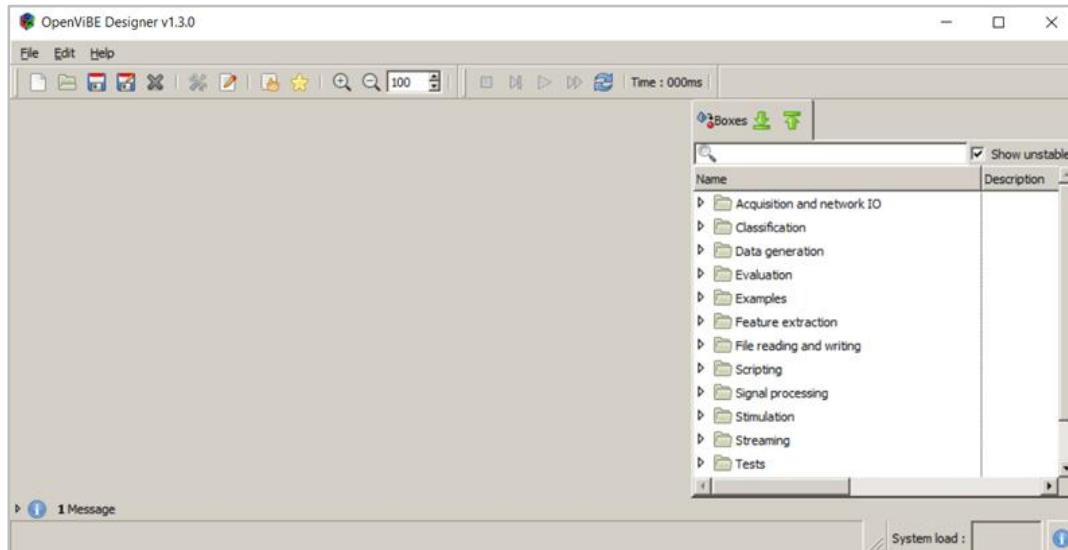
Εικόνα 3.1:Η συσκευή EmotivEroc+



Εικόνα 3.2:Συσκευή Emotiv

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 που 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 ακόμα λειτουργίες που είναι ήδη προκαθορισμένες προς χρήση. 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. Προκειμένου να γίνει λήψη των δεδομένων, χρειάζεται είτε μία συσκευή ΗΕΓ, είτε μέσω ενός αρχείου (Εικόνα 3.2: Απεικόνιση αρχικού παραθύρου OpenViBE).



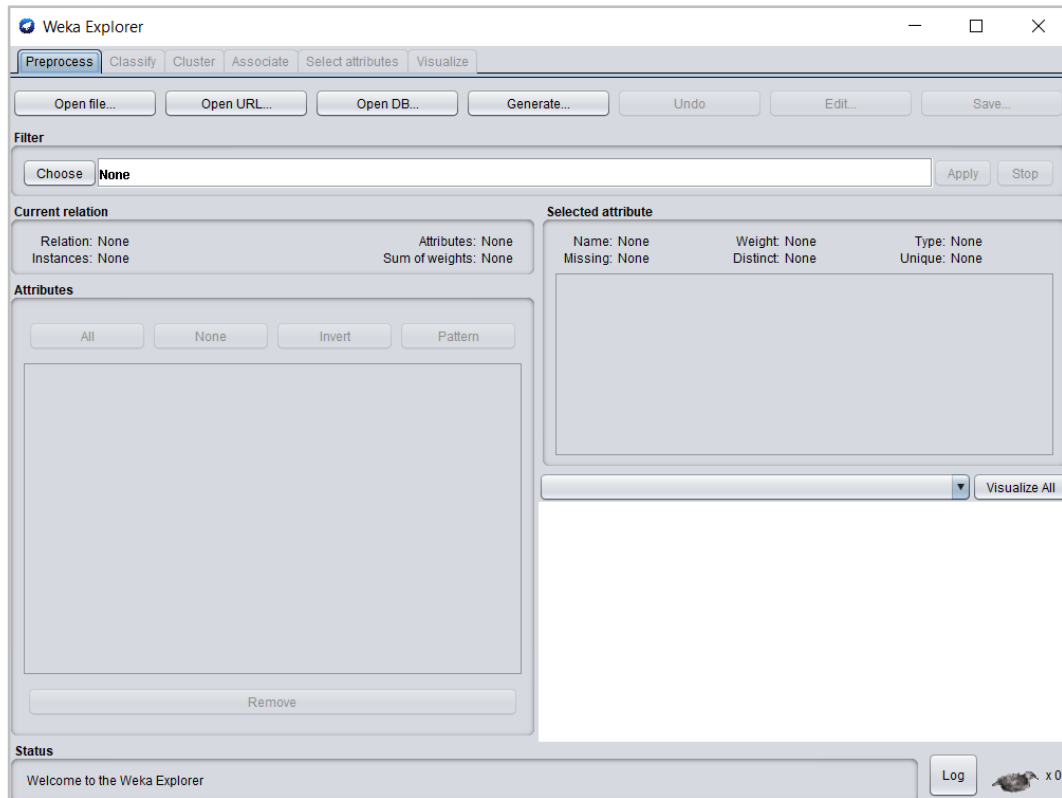
Εικόνα 3.3: Απεικόνιση αρχικού παραθύρου OpenViBE

3.3 Το λογισμικό Wekaγια 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 [22].

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 4.3: Απεικόνιση παραθύρου του "Explorer" στο περιβάλλον Weka) δίνεται ένα στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον «Explorer» του Weka.



Εικόνα 3.3: Απεικόνιση παραθύρου του "Explorer" στο περιβάλλον Weka

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4. Μεθοδολογία

4.1 Μηχανική μάθηση και data mining

Μηχανική μάθηση είναι το φαινόμενο κατά το οποίο ένα σύστημα βελτιώνει την απόδοσή του κατά την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας, χωρίς τον προγραμματισμό του από την αρχή. Απώτερος σκοπός της μηχανικής μάθησης, είναι η δημιουργία μηχανών οι οποίες να μπορούν να μαθαίνουν και να βελτιώνουν την απόδοσή τους, αξιοποιώντας προηγούμενες γνώσεις. 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. Συγκεκριμένα, στην επιβλεπόμενη μάθηση ο αλγόριθμος κατασκευάζει μία συνάρτηση που απεικονίζει εισόδους σε γνωστές εξόδους με στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής. Κατά τη μη επιβλεπόμενη μάθηση, ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για ένα σύνολο εισόδων με τη μορφή παρατηρήσεων, χωρίς να γνωρίζει τις εξόδους. Τέλος, στην ενισχυτική μάθηση ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από την άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον [23, 24].

Με τον όρο εξόρυξη δεδομένων ή αλλιώς datamining, αναφερόμαστε στην ανακάλυψη νέων πληροφοριών υπό τη μορφή κανόνων ή προτύπων από πηγές δεδομένων. Η εξόρυξη δεδομένων, χρησιμοποιεί τεχνικές από την μηχανική μάθηση, την στατιστική, τα νευρωνικά δίκτυα κ.ά., ενώ αποτελεί τμήμα της διαδικασίας ανακάλυψης της γνώσης από βάσεις δεδομένων. Η εξόρυξη των δεδομένων, αποτελείται από τις ακόλουθες φάσεις: την επιλογή των δεδομένων, τον καθαρισμό, τον εμπλουτισμό, την κωδικοποίηση και τη δημιουργία αναφορών. Άρα η εξόρυξη δεδομένων, είναι η ανακάλυψη νέων προτύπων και μοντέλων, κανόνων συσχέτισης, ιεραρχίες κατηγοριοποίησης και ομαδοποίηση, τα οποία πραγματοποιούνται με αυτόματο τρόπο, με σκοπό την περιγραφή μιας μεγάλης βάσης και την πρόβλεψη – εξήγηση των νέων δεδομένων [25, 26].

4.2 Σύνολο δεδομένων

Στην παρούσα εργασία επιχειρήθηκε η καταγραφή των συναισθημάτων από ανθρώπους που άκουγαν τραγούδια. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε μία BCI συσκευή, η οποία τοποθετήθηκε στο κεφάλι ανθρώπων και καταγράφηκαν σήματα κατά τη διάρκεια ακούσματος αγαπημένων ή μη αγαπημένων τραγουδιών και σε κατάσταση ηρεμίας. Έπειτα τα σήματα αυτά, τοποθετήθηκαν στο λογισμικό OpenVibe για τη διαμεσολάβηση και καταγραφή των σημάτων, με βάση ένα σενάριο που έχει δημιουργηθεί για τις ανάγκες ενός πειράματος. Στη συνέχεια, τα αποτελέσματα από το OpenVibe εισήχθησαν στο λογισμικό Weka με σκοπό την κατηγοριοποίησή τους και την εξαγωγή των αποτελεσμάτων.

4.3 Εξαγωγή των Χαρακτηριστικών

Εφόσον καταγράφηκαν τα κύματα από τη BCI συσκευή, δόθηκαν ως είσοδο στο λογισμικό OpenVibe για να εξάγει τα σήματα με τις αντίστοιχες συχνότητες. Έπειτα, τα σήματα αυτά δόθηκαν ως είσοδο στο λογισμικό Weka με σκοπό να κατηγοριοποιηθούν με βάση συγκεκριμένους αλγορίθμους, οι οποίοι αναλύονται παρακάτω.

Συγκεκριμένα, για την καλύτερη απόδοση των αλγορίθμων, χρησιμοποιήθηκαν έντεκα διαφορετικά χαρακτηριστικά (Πίνακας 4.1: Εξαγωγή Χαρακτηριστικών), εκ των οποίων τα έξι αποτελούν στατιστικά δεδομένα (π.χ.: μέσος όρος, διακύμανση). Τα χαρακτηριστικά αυτά μπορούν να βρεθούν στην καρτέλα «Univariate Statistics» του λογισμικού OpenVibe. Εφόσον πραγματοποιηθεί η διαδικασία ανάλυσης των κυμάτων με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά από το OpenVibe θα εξαχθούν ορισμένα αποτελέσματα, τα οποία αποτελούν είσοδο για την καρτέλα «Feature Aggregator» του OpenVibe. 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.

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να αναφερθεί ότι υπάρχουν και χαρακτηριστικά που βασίζονται στο μετασχηματισμό Fourier, τα οποία εισάγονται από την επιλογή «Spectral Analysis» του OpenVibe και εξάγονται με βάση τα αποτελέσματα FFT,

πέντε διαφορετικά κανάλια. Στην πραγματικότητα, τα κανάλια αυτά αποτελούν τα κύματα που καταγράφονται από τον ανθρώπινο εγκέφαλο κατά τη διάρκεια του ακούσματος τραγουδιών. Τα πέντε αυτά κανάλια (συχνότητες) είναι τα παρακάτω:

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

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

Πίνακας 4.1: Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

4.4 Μέθοδοι ταξινόμησης

4.4.1 Linear Discriminant Analysis (LDA)

Η μέθοδος γραμμικής ανάλυσης διακρίσεων για μηχανική μάθηση ή αλλιώς Linear Discriminant Analysis (LDA), χρησιμοποιείται σε στατιστικές, στην

αναγνώριση προτύπων και στη μηχανική μάθηση με σκοπό την εύρεση ενός γραμμικού συνδυασμού των χαρακτηριστικών που θα χαρακτηρίζει ή ακόμα και θα διαχωρίζει τις κατηγορίες των αντικειμένων. Αυτός ο πιθανός γραμμικός συνδυασμός, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως γραμμικός ταξινομητής. Η μέθοδος LDA λειτουργεί όταν οι μετρήσεις που γίνονται σε ανεξάρτητες μεταβλητές για κάθε παρατήρηση, είναι συνεχείς ποσότητες. Η αναπαράσταση του LDA είναι μια ευθεία, ενώ οι στατιστικές ιδιότητες υπολογίζονται από τα δεδομένα και συνδέονται με την εξίσωση LDA ώστε να γίνουν οι απαραίτητες προβλέψεις [27].

4.4.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, είναι απλοποιημένα μοντέλα του κεντρικού νευρικού συστήματος του ανθρώπου. Μιμούνται τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων του εγκεφάλου και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. 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. Αφορμή για την μελέτη των Νευρωνικών Δικτύων, είναι η προσδοκία ανακάλυψης ενός μοντέλου υπό μορφή δικτύων που να μοιάζει με τη δομή του εγκεφάλου. Βασικό αντικείμενο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η ανάπτυξη αλγορίθμων εκπαίδευσης που να μπορούν να προσαρμόζονται σε ευφρείς διαδικασίες. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτό, θα πρέπει να οριστεί ένα περιβάλλον εκπαίδευσης, δηλαδή εάν το δίκτυο θα εκπαιδευτεί με ή χωρίς επίβλεψη. Η κύρια μονάδα επεξεργασίας της πληροφορίας στα νευρωνικά δίκτυα, είναι ο νευρώνας ή ο κόμβος [28, 29].

4.4.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, αποτελούν ένα εργαλείο επεξεργασίας δεδομένων βασιζόμενες στη στατιστική θεωρία. Τα SVMs ανήκουν σε μια οικογένεια μεθόδων που ονομάζονται μηχανές εκμάθησης, στην οποία ανήκουν και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Η κύρια λειτουργία των μηχανών εκμάθησης, είναι να «μάθουν»

την αντιστοιχία των εισόδων-εξόδων, με σκοπό την αντιστοίχιση μιας νέας είσοδος με μια σωστή έξοδο. Μία μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης, μπορεί να παρουσιάσει διάφορες καταστάσεις λειτουργίας, οι οποίες εξαρτώνται από τη ύπαρξη ή μη βλάβης. Η κατάσταση λειτουργίας μιας μηχανής, καθορίζει την τιμή που παίρνουν ορισμένα μεγέθη. Οπότε, ανάλογα με την τιμή τους βγαίνουν και τα αντίστοιχα συμπεράσματα για την κατάσταση λειτουργίας της μηχανής. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης μπορούν να εκπαιδευτούν ώστε να γνωρίζουν την κατάσταση λειτουργίας και τις τιμές των μεγεθών, για να μπορούν να προσδιορίσουν τις εξόδους [30, 31].

4.4.4 Δένδρα Απόφασης – (Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)

Ο αλγόριθμος J48 ή C4.5 αποτελεί υλοποίηση ανοικτού κώδικα σε Java και βασίζεται στα δέντρα απόφασης. Ο αλγόριθμος αυτός, δημιουργεί δέντρα απόφασης μέσα από ένα σύνολο εκπαίδευσης δεδομένων, χρησιμοποιώντας την έννοια της εντροπίας των πληροφοριών [32]. Την ύπαρξη σχέσης ανάμεσα σε εντροπία και πληροφορία την όρισε ο Shannon, ο οποίος όρισε ως «εντροπία της πληροφορίας» το μέτρο της ποσότητας της πληροφορίας που περιέχεται σ' ένα μήνυμα [33].

Ο αλγόριθμος C4.5, κατασκευάστηκε από τον Ross Quinlan και αναφέρεται συχνά ως στατιστικός ταξινομητής, επειδή χρησιμοποιείται συχνά για ταξινόμηση. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούν ένα σύνολο $S = s_1, s_2, \dots$ από ήδη ταξινομημένα δείγματα, ενώ το κάθε δείγμα είναι ένα διάνυσμα όπου τα $x_1, x_2, \dots$ αντιπροσωπεύουν τα χαρακτηριστικά του δείγματος. Στον αλγόριθμο αυτόν, κάθε χαρακτηριστικό των δεδομένων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να λάβει μια απόφαση, η οποία χωρίζει τα δεδομένα σε μικρότερα υποσύνολα. Ο αλγόριθμος C4.5, εξετάζει το κέρδος των πληροφοριών που προκύπτει από την επιλογή ενός χαρακτηριστικού για το διαχωρισμό των δεδομένων. Ενώ, το χαρακτηριστικό με το υψηλότερο κέρδος πληροφοριών, είναι και αυτό που χρησιμοποιείται για να ληφθεί μια απόφαση [34, 35].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5. Αποτελέσματα

5.1 Μέτρα αξιολόγησης (Ακρίβεια, Ευαισθησία, Εξειδίκευση, Πίνακας Σύγχυσης)

Όταν υλοποιούμε μία μέθοδο 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 [36].

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[37]. 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 Σύγχυσης

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

5.2 Αποτελέσματα ανά αλγόριθμο

5.2.1 Linear Discriminant analysis (LDA)

Έπειτα από την εισαγωγή των δεδομένων στον αλγόριθμο ταξινόμησης LDA, διαπιστώθηκε ότι ταξινομήθηκαν σωστά τα περισσότερα παραδείγματα (99,8%) έχοντας επιλέξει τα βασικά χαρακτηριστικά (Εικόνα 6.1: Αποτελέσματα LDA με επιλογή χαρακτηριστικών) και με ποσοστό 99,8% χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών (Εικόνα 5.2: Αποτελέσματα LDA χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών)

```

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

Correctly Classified Instances      950          99.8948 %
Incorrectly Classified Instances    1          0.1052 %
Kappa statistic                    0.9984
Mean absolute error                 0.0007
Root mean squared error             0.0264
Relative absolute error             0.1587 %
Root relative squared error         5.6076 %
Total Number of Instances          951

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000    2
                1,000    0,002    0,997      1,000    0,998      0,998    1,000    1,000    3
                0,997    0,000    1,000      0,997    0,998      0,998    1,000    1,000    4
Weighted Avg.   0,999    0,001    0,999      0,999    0,999      0,998    1,000    1,000

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
317  0  0 |  a = 2
  0 317  0 |  b = 3
  0  1 316 |  c = 4

```

Εικόνα 5.1: Αποτελέσματα LDA με επιλογή χαρακτηριστικών

```

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

Correctly Classified Instances      950          99.8948 %
Incorrectly Classified Instances    1          0.1052 %
Kappa statistic                    0.9984
Mean absolute error                 0.0007
Root mean squared error             0.0265
Relative absolute error             0.1584 %
Root relative squared error         5.6165 %
Total Number of Instances          951

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000    2
                1,000    0,002    0,997      1,000    0,998      0,998    1,000    1,000    3
                0,997    0,000    1,000      0,997    0,998      0,998    1,000    1,000    4
Weighted Avg.   0,999    0,001    0,999      0,999    0,999      0,998    1,000    1,000

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
317  0  0 |  a = 2
  0 317  0 |  b = 3
  0  1 316 |  c = 4

```

Εικόνα 5.2: Αποτελέσματα LDA χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.2 Νευρωνικά δίκτυα (Perceptron - MLP)

Με τη χρήση του αλγορίθμου MLP, διαπιστώθηκε ότι όλα τα παραδείγματα ταξινομήθηκαν σωστά με ποσοστό 100% , με την επιλογή χαρακτηριστικών και χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών, όπως απεικονίζεται στις παρακάτω εικόνες:

```

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

Correctly Classified Instances      951          100    %
Incorrectly Classified Instances    0           0    %
Kappa statistic                    1
Mean absolute error                 0.0017
Root mean squared error             0.0091
Relative absolute error              0.3726 %
Root relative squared error          1.9297 %
Total Number of Instances          951

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000     2
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000     3
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000     4
Weighted Avg.    1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
317  0  0 |  a = 2
 0 317  0 |  b = 3
 0   0 317 |  c = 4

```

Εικόνα 5.3: Αποτελέσματα MLP με επιλογή χαρακτηριστικών

```

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

Correctly Classified Instances      951          100    %
Incorrectly Classified Instances    0           0    %
Kappa statistic                    1
Mean absolute error                 0.0013
Root mean squared error             0.0079
Relative absolute error              0.3006 %
Root relative squared error          1.6845 %
Total Number of Instances          951

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000     2
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000     3
                1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000     4
Weighted Avg.    1,000    0,000    1,000      1,000    1,000      1,000    1,000    1,000

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
317  0  0 |  a = 2
 0 317  0 |  b = 3
 0   0 317 |  c = 4

```

Εικόνα 5.4: Αποτελέσματα MLP χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Παρόμοια αποτελέσματα διαπιστώθηκαν και με τον SVM αλγόριθμο, 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:

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

Correctly Classified Instances      951          100    %
Incorrectly Classified Instances    0           0    %
Kappa statistic                     1
Mean absolute error                 0.2222
Root mean squared error            0.2722
Relative absolute error             49.9994 %
Root relative squared error        57.7344 %
Total Number of Instances         951

=== Detailed Accuracy By Class ===

              TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
              1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000     2
              1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000     3
              1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000     4
Weighted Avg.    1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
317  0  0 | a = 2
 0 317  0 | b = 3
 0  0 317 | c = 4
```

Εικόνα 5.5: Αποτελέσματα SVM με επιλογή χαρακτηριστικών

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

Correctly Classified Instances      951          100    %
Incorrectly Classified Instances    0           0    %
Kappa statistic                     1
Mean absolute error                 0.2222
Root mean squared error            0.2722
Relative absolute error             49.9994 %
Root relative squared error        57.7344 %
Total Number of Instances         951

=== Detailed Accuracy By Class ===

              TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
              1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000     2
              1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000     3
              1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000     4
Weighted Avg.    1,000    0,000    1,000     1,000    1,000     1,000    1,000    1,000

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
317  0  0 | a = 2
 0 317  0 | b = 3
 0  0 317 | c = 4
```

Εικόνα 5.6: Αποτελέσματα SVM χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

5.2.4 Δένδρα Απόφασης – (Περιγραφή Αλγορίθμου C4.5)

Αναφορικά 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:

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

Correctly Classified Instances      944          99.2639 %
Incorrectly Classified Instances      7          0.7361 %
Kappa statistic                    0.989
Mean absolute error                  0.0054
Root mean squared error              0.0701
Relative absolute error              1.2048 %
Root relative squared error          14.8627 %
Total Number of Instances           951

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,994    0,002    0,997    0,994    0,995    0,993    0,997    0,994    2
          0,994    0,003    0,994    0,994    0,994    0,991    0,995    0,989    3
          0,991    0,006    0,987    0,991    0,989    0,983    0,992    0,982    4
Weighted Avg.    0,993    0,004    0,993    0,993    0,993    0,989    0,995    0,988

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
315  0  2 |  a = 2
  0 315  2 |  b = 3
  1  2 314 |  c = 4
```

Εικόνα 5.7: Αποτελέσματα C4.5 με επιλογή χαρακτηριστικών

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

Correctly Classified Instances      940          98.8433 %
Incorrectly Classified Instances     11          1.1567 %
Kappa statistic                    0.9826
Mean absolute error                  0.0083
Root mean squared error              0.0878
Relative absolute error              1.8661 %
Root relative squared error          18.6198 %
Total Number of Instances           951

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,994    0,005    0,991    0,994    0,992    0,988    0,994    0,985    2
          0,991    0,005    0,991    0,991    0,991    0,986    0,994    0,990    3
          0,981    0,008    0,984    0,981    0,983    0,974    0,989    0,974    4
Weighted Avg.    0,988    0,006    0,988    0,988    0,988    0,983    0,992    0,983

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
315  0  2 |  a = 2
  0 314  3 |  b = 3
  3  3 311 |  c = 4
```

Εικόνα 5.8: Αποτελέσματα C4.5 χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 5.2: Αποτελέσματα αλγορίθμων ταξινόμησης) παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα ταξινόμησης για τους τέσσερις αλγορίθμους που υλοποιήθηκαν. Για κάθε αλγόριθμο παρουσιάζεται το ποσοστό με τα σωστά ταξινομημένα παραδείγματα, με ή χωρίς την επιλογή χαρακτηριστικών.

	Αλγόριθμός Ταξινόμησης			
	Ακρίβεια (Accuracy) %			
	LDA	MLP	SVM	C4.5
<i>Με επιλογή χαρακτηριστικών</i>	99,89%	100%	100%	99,26%
<i>Χωρίς επιλογή Χαρακτηριστικών</i>	99,89%	100%	100%	98,84%

Πίνακας 5.2: Αποτελέσματα αλγορίθμων ταξινόμησης

Κεφάλαιο 6^ο

6. Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία έλαβε χώρα η προσομοίωση σεναρίων με την βοήθεια ενός συστήματος Διεπαφής Εγκεφάλου Υπολογιστή, εστιάζοντας στην ταξινόμηση σημάτων εγκεφαλογραφήματος με βάση την επίδραση του αγαπημένου τραγουδιού. Το πείραμα του αγαπημένου τραγουδιού και επίδραση του στα εγκεφαλικά σήματα είναι ένα από τα πιο γνωστά πειράματα για την κατηγοριοποίηση συναισθηματικών καταστάσεων με χρήση εγκεφαλογραφήματος. Για να υλοποιηθεί το πείραμα χρησιμοποιήθηκε η συσκευή Emotiv Eroc+, μέσω της οποίας καταγράφηκαν τα σήματα και το λογισμικό OpenVibe για να εξαχθούν χαρακτηριστικά των σημάτων. Προκειμένου να ταξινομηθούν τα σήματα, εισήχθησαν τα αποτελέσματα από το OpenVibe ως είσοδο στο λογισμικό Weka, ενώ χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις διαφορετικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι: Γραμμική Διαχωριστική Ανάλυση (LDA), Νευρωνικό Δίκτυο, Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM) και Δένδρα Απόφασης (C4.5).

Από τους τέσσερις αλγόριθμους που επιλέχθηκαν ο πιο αξιόπιστος αλγόριθμος είναι ο SVM, όπου απέδωσε ποσοστό ακριβείας 100% και στις δύο περιπτώσεις με ή χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών χαρακτηριστικά. Ωστόσο είναι αξιοσημείωτο ότι όλοι οι αλγόριθμοι ταξινόμησης απέδωσαν ιδιαίτερα υψηλή ακρίβεια, γεγονός, το οποίο καταδεικνύει το γεγονός ότι τα εγκεφαλογραφήματα μπορούν με ευκολία να διαχωριστούν. Πρέπει επίσης να επισημανθεί είναι ότι δεν παρατηρείται μεγάλη απόκλιση των ποσοστών ακριβείας στους αλγορίθμους με την επιλογή ή μη επιλογή των χαρακτηριστικών. Φαίνεται λοιπόν ότι υπάρχει ένα σύνολο χαρακτηριστικών, μικρότερο σε μέγεθος από το αρχικό, το οποίο διατηρεί την πληροφορία, και επομένως δύναται η διάσταση του προβλήματος να μειωθεί.

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]. Παύλου Ρήγα (2010). *Κεντρικό Νευρικό Σύστημα*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://www.teiath.gr/userfiles/akanellou/phys2%20fyll1%20kns.pdf> .
- [3]. CogniFit (2018). *Ο εγκέφαλός σου*. Διθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://www.cognifit.com/el/brain> .
- [4]. EduMed (2002). EEG – ElectroEncephaloGraph. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://www.edumed.org.br/cursos/neurociencia/cdrom/Biblioteca/EEGHistory.htm>
- [5]. Κούκου, Ε. (2014). Δισδιάστατες κατανομές στην ηλεκτροεγκεφαλογραφία. [Διπλωματική εργασία]. Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο. Ηράκλειο.
- [6]. Κυριαζοπούλου-Ντάτσιου, Ε. (χ.χ). *Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ)*. ΠΛΑΤΩΝ [Πρότυπο Διαγνωστικό Κέντρο Ελλάδος]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://www.platonae.gr> .
- [7]. Μ. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας, «*Ιατρική Πληροφορική*», Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016. ISBN: 978-960-603-231-8.
- [8]. 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*,” Precision Medicine Powered by pHealth and Connected Health, 165-169, 2018.
- [9]. K. D. Tzamourta, 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.
- [10]. 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> .

- [11]. Δημητριάδης, Γ. (2013). *Επίδραση της μουσικής στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα*. [Πτυχιακή Εργασία]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://ikee.lib.auth.gr/record/132595/files/final_thesis_1608.pdf .
- [12]. Ματσόπουλος, Γ. (2009). *Εισαγωγή στην Βιοιατρική Τεχνολογία και Ανάλυση Ιατρικών Σημάτων. Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Προκλητά Δυναμικά*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://www.biomed.ntua.gr/Portals/1/presentations/undergraduate/Chapter5_EEG_gmatso_final.pdf
- [13]. Ψιουρή, Γ. (2009). *Ηλεκτροεγκεφαλικές καταγραφές και κλινικές προεκτάσεις των ακουστικών προκλητών δυναμικών και του Αρνητικού Δυναμικού Ασυμφωνίας (ΑΔΑ)*. [Διπλωματική εργασία]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/2237/1/MSc.pdf> .
- [14]. Κονταξής, Σ. (2015). *Αναγνώριση συναισθημάτων με βάση εγκεφαλικά σήματα που παράγονται από οσφρητικά ερεθίσματα κα Ταυτοποίηση της μεθόδου εισπνοής*. [Διπλωματική εργασία]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://ikee.lib.auth.gr/record/291866/files/kontaxis_spyridon_emotion_recognition_1.pdf
- [15]. 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 .
- [16]. 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
- [17]. 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_VAS_ILEIOS_6398.pdf .
- [18]. K. Tzimourta , I. Tsoulos , Th. Bilerio, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, N. Giannakeas, “Direct Assessment of Alcohol Consumption in Mental State using

- Brain Computer Interfaces and Grammatical Evolution*,” *Inventions*, vol. 3, no 51, 2018.
- [19]. 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.
- [20]. Μπιλέρο, Θ. (2018). *Εφαρμογές διεπαφών εγκέφαλου υπολογιστή*. [Πτυχιακή εργασία]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://apothetirio.teiep.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/9189/%CE%98%CE%B1%CE%BD%CE%AC%CF%83%CE%B7%CF%82%20%CE%9C%CF%80%CE%B9%CE%BB%CE%AD%CF%81%CE%BF%20%CE%A0%CF%84%CF%85%CF%87%CE%B9%CE%B1%CE%BA%CE%AE.pdf?sequence=1> .
- [21]. Emotiv (2018).Emotiv/ Επος+. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://www.emotiv.com/>
- [22]. Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten (2016). *The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques"*,Morgan Kaufmann, Fourth Edition, 2016.
- [23]. Μηχανική Μάθηση (χ.χ). Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf .
- [24]. N Giannakeas, DI Fotiadis, “*Image processing and machine learning techniques for the segmentation of cDNA microarray images*”, *Machine Learning: Concepts, Methodologies, Tools and Applications*, 817-829, 2012.
- [25]. Εξόρυξη δεδομένων (χ.χ). Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://courses.lib.uoa.gr/attachments/1/File/510/pms510_3.pdf .
- [26]. SAS (2018). *Data Mining. What is and why it matters*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: https://www.sas.com/el_gr/insights/analytics/data-mining.html .
- [27]. Brownlee, J. (2016). *Linear Discriminant Analysis for Machine Learning*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <https://machinelearningmastery.com/linear-discriminant-analysis-for-machine-learning/> .
- [28]. Θεοδόση, Κοκκίνου, Λ. (2013). *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και εφαρμογές στα Συστήματα Αυτόματου Ελέγχου*. [Πτυχιακή εργασία]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο:

<http://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/6401/1/%CE%B4%CE%B9%CF%80%CE%BB%CF%89%CE%BC%CE%B1%CF%84%CE%B9%CE%BA%CE%B7.pdf>

- [29]. V Christou, MG Tsipouras, N Giannakeas, AT Tzallas, “*Hybrid Extreme Learning Machine Approach for Homogeneous Neural Networks*”, Neurocomputing 311, 397-412, 2018.
- [30]. Καλαθάκη, Χ. Α. (2010). *Διαγνωστική αεριοστροβίλων με χρήση μηχανών διανυσμάτων (Supportvectormachines –SVM)*. [Πτυχιακή εργασία]. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://dspace.lib.ntua.gr/dspace2/bitstream/handle/123456789/3251/kalathakischauldidiagnosisSVM.pdf?sequence=3>
- [31]. N Giannakeas, PS Karvelis, DI Fotiadis, “*A classification-based segmentation of cDNA microarray images using support vector machines,*”, in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 875-878, 2008.
- [32]. Μακρή, Α. (2013). *Σύγκριση Μεθόδων Πρόβλεψης Ψήφου στις ηλεκτρονικές πλατφόρμες συμβούλων ψήφων*, [Πτυχιακή Εργασία]. Τεχνολογικό Πανεπιστήμιο Κύπρου ,Τμήμα Επικοινωνίας και Σπουδών Διαδικτύου, Λεμεσός, 2013. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://ktisis.cut.ac.cy/bitstream>
- [33]. Τσελεντής, Χ. (2008). *Εισαγωγή στη θεωρία της πληροφορίας και εντροπία*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: http://christselentis.blogspot.gr/2008/08/blog-post_13.html
- [34]. Τζετζούμης, Ε. (2012). *Σύγκριση μεθόδων δημιουργίας έμπειρων συστημάτων με κανόνες για προβλήματα κατηγοριοποίησης από σύνολα δεδομένων*, [Διπλωματική Εργασία]. Πανεπιστήμιο Πατρών, Διατμηματικό ΠΜΣ «Μαθηματικά των υπολογιστών & των αποφάσεων», Τμήματα Μαθηματικών- Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής. Πάτρα, 2012. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο: <http://nemertes.lis.upatras.gr/>
- [35]. D.C. Tsouros, P.N. Smyrlis, N. Giannakeas, A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, “*Random forests with stochastic induction of decision trees*”, In proc of the IEEE 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), pp. 527-531, 2018.
- [36]. Κηπουργός, Γ. (2015). *Δημιουργία ευφρούς συστήματος για τη διαχείριση και διαλογή των ασθενών Τμήματος Επειγόντων Περιστατικών*.

Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο:

[file:///C:/Users/pipitsa/Downloads/Presentation_Kipourgos%20\(2\).pdf](file:///C:/Users/pipitsa/Downloads/Presentation_Kipourgos%20(2).pdf)

[37]. Πιτουρά, Ε. (2011). *Κατηγοριοποίηση II*. Διαθέσιμο στο διαδικτυακό τόπο:

<http://www.cs.uoi.gr/~pitoura/courses/dm/classification11b.pdf>