



ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
**ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΔΙΚΤΥΩΝ**
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

Π.Μ.Σ. ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ & ΔΙΚΤΥΩΝ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΑΝΑΛΥΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΧΡΗΣΗΣ
ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΣΗΜΑΤΩΝ**

ΓΚΙΜΙΤΖΟΥΔΗΣ ΑΘΑΝΑΣΙΟΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΤΖΑΛΛΑΣ ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ

ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ, ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2022



ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
**ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΔΙΚΤΥΩΝ**
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

Π.Μ.Σ. ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ & ΔΙΚΤΥΩΝ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΑΝΑΛΥΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΧΡΗΣΗΣ
ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΣΗΜΑΤΩΝ**

ΓΚΙΜΙΤΖΟΥΔΗΣ ΑΘΑΝΑΣΙΟΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΤΖΑΛΛΑΣ ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ

ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ, ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2022

Emotion Analysis Using Physiological Signals

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, 26/01/2022

Επιτροπή αξιολόγησης

1. Επιβλέπων καθηγητής
Τζάλλας Αλέξανδρος,
Επίκουρος Καθηγητής
2. Μέλος Επιτροπής
Γλαβάς Ευριπίδης,
Καθηγητής
3. Μέλος επιτροπής
Τσούλος Ιωάννης,
Αναπληρωτής Καθηγητής

Ο Διευθυντής του ΠΜΣ

Χρήστος Γκόγκος

Αναπληρωτής Καθηγητής

© ΓΚΙΜΙΤΖΟΥΔΗΣ ΑΘΑΝΑΣΙΟΣ, 2022.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Δήλωση μη λογοκλοπής

Δηλώνω υπεύθυνα και γνωρίζοντας τις κυρώσεις του Ν. 2121/1993 περί Πνευματικής Ιδιοκτησίας, ότι η παρούσα μεταπτυχιακή 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.

ΓΚΙΜΙΤΖΟΥΔΗΣ ΑΘΑΝΑΣΙΟΣ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Σε αυτό το σημείο θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Επίκουρο Καθηγητή κ.Τζάλλα Αλέξανδρο για τον πολύτιμο χρόνο που διέθεσε για τις διάφορες αναλύσεις κατανόησης, σχολιασμών κι αναζητήσεων που προέκυψαν σε αυτό το διάστημα, καθώς και τις πολύτιμες συμβουλές και σωστή καθοδήγηση για την ολοκλήρωση της παρούσης διπλωματικής εργασίας. Την Μεταδιδάκτορα Τζημούρτα Αικατερίνη για την βοήθεια της παρά το βεβαρημένο πρόγραμμα της.

Τέλος θέλω να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την υπομονή, την εμπύχωση και την αγάπη που μου έδειξαν σε αυτήν μου την προσπάθεια.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί το βασικό όργανο του κεντρικού νευρικού συστήματος και είναι υπεύθυνος για όλες τις λειτουργίες της κίνησης, της αναπνοής, των αισθήσεων και των συναισθημάτων. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ) αποτελεί βασικό εργαλείο για τη μελέτη του ανθρώπινου εγκεφάλου και κυρίως για τη διάγνωση και παρακολούθηση νευρολογικών διαταραχών. Τα τελευταία χρόνια, η ανάλυση των ΗΕΓ καταγραφών κερδίζει έδαφος στην μελέτη της συναισθηματικής κατάστασης. Στην παρούσα διπλωματική εργασία προτείνεται μια μεθοδολογία για τη διάκριση των συναισθηματικών καταστάσεων, όπως αυτές αποτυπώνονται με βαθμολογίες των μετρικών *arousal* και *valence*. Η μεθοδολογία στηρίζεται στην Ανάλυση Χρόνου-Συχνότητας με εφαρμογή του Διακριτού Μετασχηματισμού Κυματιδίων και στην εξαγωγή χαρακτηριστικών Ενέργειας, Εντροπίας Shannon και Εντροπίας Tsallis από ΗΕΓ καταγραφές της βάσης δεδομένων DEAP. Δοκιμάζονται διάφοροι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και ο αλγόριθμος των Τυχαίων Δασών επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα Ακρίβειας, Ευαισθησίας και Ειδικότητας.

ABSTRACT

The human brain is the main organ of the central nervous system and is responsible for all the functions of movement, respiration, senses and emotions. The Electroencephalogram (EEG) is the main tool for the study of the human brain and mainly for the diagnosis and monitoring of neurological disorders. In recent years, the analysis of EEG recordings is gaining ground in the study of emotional state. In this study, a methodology is proposed for the classification of emotional states, as they are expressed with arousal and valence scores. The methodology is based on Time-Frequency Analysis with application of Discrete Waveform Transform and the extraction of Energy, Shannon Entropy and Tsallis Entropy from EEG recordings of the DEAP database. Various machine learning algorithms are evaluated and the Random Forests shows the best results in terms of Accuracy, Sensitivity and Specialty.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περιεχόμενα

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	v
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	vi
ABSTRACT	vii
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	viii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	x
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	xii
1.1 Εγκέφαλος	- 2 -
1.1.1 Εξελικτική πορεία του ανθρώπινου εγκέφαλου	- 2 -
1.1.2 Ανατομία ανθρώπινου εγκεφάλου	- 4 -
1.1.3 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα	- 5 -
1.2 Συναισθήματα	- 9 -
1.2.1 Η θεωρία του Paul Ekman	- 9 -
1.2.2 Η θεωρία του Robert Plutchik	- 10 -
1.2.3 Η θεωρία του Parrott	- 12 -
1.3 Τεχνητή Νοημοσύνη	- 14 -
1.3.1 Τεχνητή νοημοσύνη και Ιατρική	- 14 -
1.3.2 Τεχνητή νοημοσύνη και ηλεκτροεγκεφαλογράφημα	- 15 -
2.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών για αναγνώριση συναισθημάτων από ΗΕΓ	- 18 -
2.2 Συμπεράσματα Βιβλιογραφικής Ανασκόπησης	- 28 -
2.3 Ανάλυση Κυματιδίων (Wavelet Analysis)	- 30 -
2.3.1 Συνεχής Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform, CWT)	- 30 -
2.3.2 Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform)	- 32 -
3.1 Περιγραφή της βάσης	- 34 -
3.2 Πειραματική διαδικασία	- 36 -
3.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών	- 39 -
4.1 Εκπαίδευση μοντέλου ταξινόμησης	- 44 -
4.2 Έλεγχος αλγορίθμων ταξινόμησης	- 45 -
4.2.1 Decision Trees (Δέντρα Απόφασης)	- 45 -
4.2.2 Random Forests	- 49 -
4.2.3 Naïve Bayes	- 49 -
4.2.4 MultiLayer Perceptron (MLP)	- 50 -

4.2.5 Support Vector Machine(SVM)	- 51 -
4.2.6 k-Nearest Neighbors (kNN)	- 52 -
5.1 Συμπεράσματα	- 59 -
5.2 Μελλοντικοί στόχοι.....	- 60 -
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	- 62 -

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1.1: Ο ανθρώπινος εγκέφαλος και τα τμήματά αυτού.....	2
Εικόνα 1.2: Δομή Νευρώνων.....	2
Εικόνα 1.3: Τρισυπόστατος Εγκέφαλος.....	3
Εικόνα 1.4: Λοβοί του ανθρώπινου εγκεφάλου.....	5
Εικόνα 1.5 Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων σύμφωνα με το σύστημα 10-20 (πηγή: butler.cc.tut.fi).....	6
Εικόνα 1.6 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Οι κάθετες γραμμές οριοθετούν το ένα δευτερόλεπτο.....	6
Εικόνα 1.7: Εγκεφαλικά Κύματα δέλτα (by Hugo Gamboa).....	7
Εικόνα 1.8: Εγκεφαλικά Κύματα θήτα (by Hugo Gamboa).....	8
Εικόνα 1.9: Εγκεφαλικά Κύματα άλφα (by Hugo Gamboa).....	8
Εικόνα 1.10: Εγκεφαλικά Κύματα βήτα (by Hugo Gamboa).....	8
Εικόνα 1.11: Εγκεφαλικά Κύματα γάμμα (by Hugo Gamboa).....	9
Εικόνα 1.12: Ο κύκλος συναισθημάτων κατά Paul Ekman.....	10
Εικόνα 1.13 Ο κύκλος συναισθημάτων του Plutchik.....	11
Εικόνα 1.14 Συνδυασμοί Βασικών Συναισθημάτων κατά Plutchik.....	12
Εικόνα 1.15 Το δέντρο συναισθημάτων του Parrott.....	13
Εικόνα 1.16 Δισδιάστατη απεικόνιση Valence-Arousal.....	14
Εικόνα 2.1 (α) Περιορισμένη Μηχανή Boltzmann, (β) Deep Belief Network.....	19
Εικόνα 2.2 Confusion matrix για κάθε ταξινομητή για ένα πείραμα ενός συμμετέχοντα. Οι γραμμές δείχνουν την κλάση στόχο, ενώ στήλη την τελική κατάσταση.....	19
Εικόνα 2.3 : (α)Ιεραρχική δομή ενός δικτύου βαθιάς εκμάθησης (DLN), (β)Δομή ενός αυτόματου κωδικοποιητή.....	20
Εικόνα 2.4: Αυτόματος συσσωρευμένος αποκωδικοποιητής με ταξινομητή softmax.....	20
Εικόνα 2.5: Τα βήματα της διαδικασίας που ακολουθήθηκαν για την αναγνώριση συναισθημάτων.....	21
Εικόνα 2.6: Ένα τυπικό πλαίσιο συγχώνευσης πληροφοριών.....	22
Εικόνα 2.7: Κλάσεις διαφορετικών συναισθημάτων βασισμένα στο VAD.....	23
Εικόνα 2.8: Δομή αναγνώρισης συναισθημάτων από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.....	23
Εικόνα 2.9: Το μοντέλο 62 καναλιών για το ΗΕΓ που χρησιμοποιήθηκε.....	24
Εικόνα 2.10: Το πρωτόκολλο που χρησιμοποιήθηκε για το πείραμα.....	24
Εικόνα 2.11: Η δομή του προτεινόμενου μοντέλου με σύνδεση δεδομένων ενός ΗΕΓ και των δεδομένων από τηνκίνηση του ματιού.....	25

Εικόνα 2.12: Deep Belief Network 4 επιπέδων. Με v συμβολίζεται το ορατό επίπεδο, ενώ με h συμβολίζονται τα κρυφά επίπεδα του δικτύου.....	26
Εικόνα 2.13: Δίκτυο DBF-GC όπου σε κάθε κόμβο των κρυφών επιπέδων εφαρμόζεται ένα glia cell (εμφανίζεται με αστεράκι).....	27
Εικόνα 2.14: Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου DBN-CRF δικτύου.....	27
Εικόνα 2.15 Διάγραμμα μητρικού σήματος κύματος κατά Meyer.....	31
Εικόνα 2.16 Διάγραμμα μητρικού σήματος κύματος κατά Morlet.....	31
Εικόνα 2.17 Διάγραμμα μητρικού σήματος κύματος Mexican hat.....	31
Εικόνα 2.18 Κύμα Daubechies 4-tap (D4).....	38
Εικόνα 3.1: Στιγμιότυπο οθόνης της διεπαφής ιστού για υποκειμενική αξιολόγηση συναισθημάτων.....	35
Εικόνα 3.2: Οι τιμές του λόγου μ_x/σ_x για κάθε βίντεο. Τα επιλεγμένα βίντεο του πειράματος είναι με πράσινο χρώμα, ενώ με εικόνα και τίτλο απεικονίζονται τα βίντεο με την πιο ακραία τιμή.....	36
Εικόνα 3.3: Οι θέσεις των ηλεκτροδίων για την καταγραφή των σημάτων.....	37
Εικόνα 3.4: Καρτέλα αυτοαξιολόγησης. Από πάνω: Arousal SAM, Valence SAM, Dominance SAM, Liking.....	37
Εικόνα 3.5: Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform, DWT).....	39
Εικόνα 3.6: Η οικογένεια των κυματιδίων Daubechies.....	40
Εικόνα 4.1: Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την εξαγωγή των δεδομένων.....	44
Εικόνα 4.2: Τεχνικά χαρακτηριστικά ενός δέντρου απόφασης.....	46
Εικόνα 4.3: Γραφική απεικόνιση σχέσεως εντροπίας πιθανότητας γεγονότος.....	47
Εικόνα 4.4 Κλάδεμα Δέντρου Απόφασης. Στην αριστερή πλευρά του δέντρου η κατηγορία “Age” δεν παίζει τόσο σημαντικό ρόλο όσο στην δεξιά πλευρά, οπότε και κόβεται.....	49
Εικόνα 4.5: Ο μαθηματικός τύπος του αλγόριθμου Naïve Bayes.....	50
Εικόνα 4.6: Ένας Multi Layer Perceptron (By Offnfort).....	51
Εικόνα 4.7: Πιθανές ευθείες διαχωρισμού του δείγματος με την χρήση ενός SVM (by <u>ZackWeinberg</u>).....	52
Εικόνα 4.8: Παράδειγμα ταξινόμησης kNN.....	53
Εικόνα 4.9: Γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων Ακρίβειας για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης σε ραβδόγραμμα.....	55
Εικόνα 4.10: Γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων Ευαισθησίας για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης σε ραβδόγραμμα.....	55
Εικόνα 4.11: Γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων Ειδικότητας για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης σε ραβδόγραμμα.....	56
Εικόνα 5.1 Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων σύμφωνα με το σύστημα 10-20 (πηγή: butler.cc.tut.fi).....	59

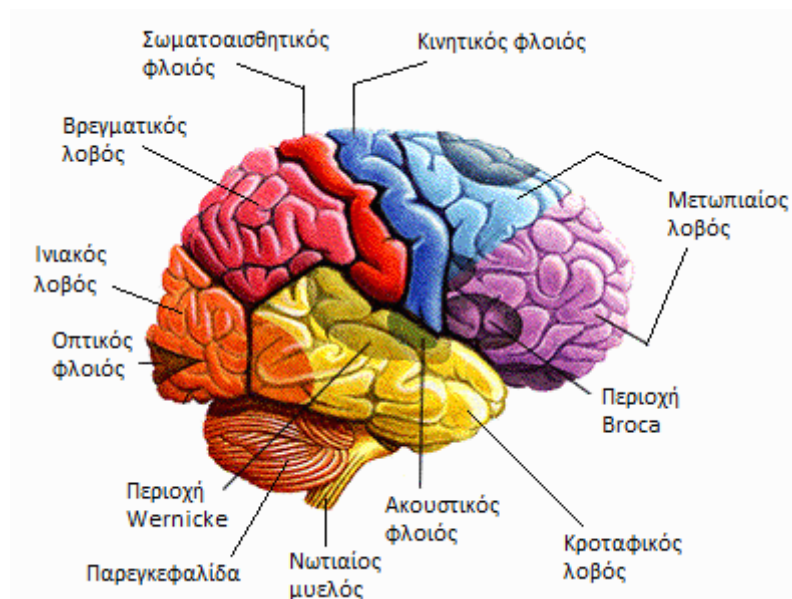
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 2.1: Οι ευκλείδειες αποστάσεις από τα κέντρα των συναισθημάτων στον τρισδιάστο χώρο VAD.....	22
Πίνακας 2.2 Τα χαρακτηριστικά που μελετήθηκαν στις μελέτες που εξετάστηκαν.....	29
Πίνακας 2.3: Μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.....	30
Πίνακας 3.1: Τα ονόματα των ηλεκτροδίων και ο αριθμός σήμανσης τους κατά την διαδικασία του πειράματος.....	38
Πίνακας 3.2: Τροχός επιλογής συναισθημάτων κατά την αυτοαξιολόγηση.....	38
Πίνακας 3.3 Οι συντελεστές προσέγγισης (cD) και λεπτομερειών (cA) ύστερα από τον Διακριτό Μετασχηματισμό Κυματιδίων 4 επιπέδων με το αντίστοιχο εύρος συχνοτήτων....	40
Πίνακας 4.1 Αποτελέσματα Ακρίβειας, Ευαισθησίας και Ειδικότητας για το πρόβλημα ταξινόμησης 4 κλάσεων για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης.....	54

Κεφάλαιο 1

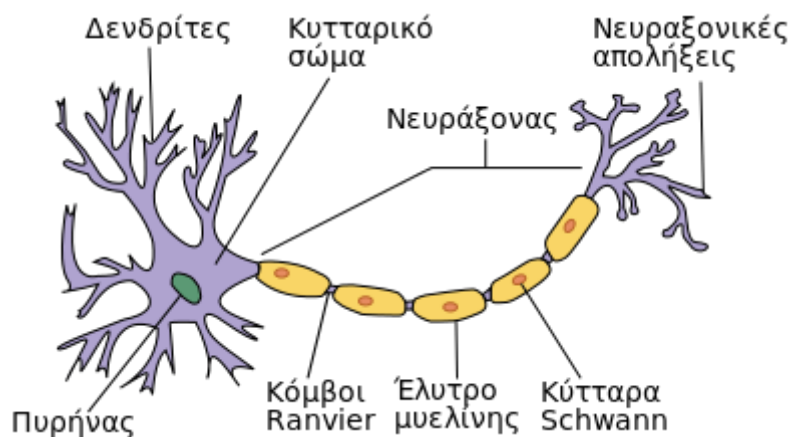
Εγκέφαλος, Συναίσθημα & Τεχνητή Νοημοσύνη

1.1 Εγκέφαλος



Εικόνα 1.1: Ο ανθρώπινος εγκέφαλος και τα τμήματά αυτού.

Το βασικότερο τμήμα του κεντρικού νευρικού συστήματος του ανθρώπου είναι ο εγκέφαλος που βρίσκεται μέσα στον κρανίο και αποτελείται από φαιά και λευκή ουσία. Η φαιά ουσία, που βρίσκεται στον εγκεφαλικό φλοιό απαρτίζεται κυρίως από τα κυτταρικά σώματα των νευρώνων, ενώ η λευκή ουσία αποτελείται από τους νευρώνες, οι οποίοι συνδέουν τόσο τα τμήματα του εγκεφάλου μεταξύ τους όσο και με τον νωτιαίο μυελό.



Εικόνα 1.2: Δομή Νευρώνα

1.1.1 Εξελικτική πορεία του ανθρώπινου εγκεφάλου

Σύμφωνα με τη θεωρία του «Τρισυπόστατου εγκεφάλου» [1] ο ανθρώπινος εγκέφαλος χωρίζεται σε τρεις (3) «εγκεφάλους». Η θεωρία αυτή βασίζεται στην εξελικτική πορεία του ανθρώπου. Βάση αυτής της θεωρίας το πιο πίσω μέρος του ανθρώπινου εγκεφάλου αποτελεί τον «ερπετοειδή» εγκέφαλο. Στη συνέχεια αναπτύχθηκε ο μεταϊχμιακός εγκέφαλος και τέλος ο μετωπιαίος.

Ερπετοειδής εγκέφαλος

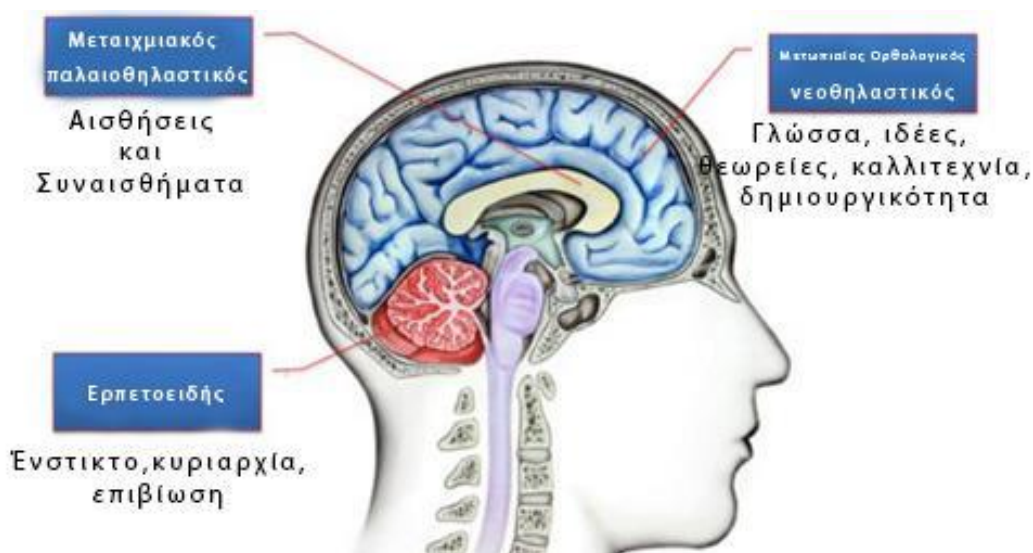
Ο ερπετοειδής εγκέφαλος αναπτύχθηκε πριν από 100 εκατομμύρια χρόνια περίπου και είναι υπεύθυνος για την επιβίωση μας. Ελέγχει τις «ασυνείδητες» λειτουργίες του ανθρώπινου σώματος, το χτύπο καρδιάς, την αναπνοή-εκπνοή, καθώς και τη λειτουργία οργάνων. Επίσης είναι υπεύθυνος για την **φυγή**, την **πάλη**, και την **ακινησία** σε καταστάσεις κινδύνου, αλλά και για τον **θυμό** και τον **φόβο**. Οι πράξεις και τα αισθήματα του ερπετοειδούς εγκεφάλου είναι αντανακλαστικά.

Μεταϊχμιακός εγκέφαλος

Ο μεταϊχμιακός εγκέφαλος περιβάλλει τον ερπετοειδή εγκέφαλο ο οποίος πιστεύεται πως αναπτύχθηκε στα πρώτα θηλαστικά. Ο μεταϊχμιακός εγκέφαλος είναι υπεύθυνος για τις αναμνήσεις συμπεριφορών σε επιθυμητές ή ανεπιθύμητες καταστάσεις, ευθύνεται για τα περισσότερα συναισθήματά κι αυτό γιατί ένα από τα κύρια μέρη του είναι η **αμυγδαλή**, μαζί με το **ιππόκαμπο** και τον **υποθάλαμο**, ενώ παράλληλα είναι υπεύθυνος για την κριτική ικανότητα του ανθρώπου μιας κι ελέγχει τον μηχανισμό σύγκρισης κι αντίθεσης. Τέλος, έστω κι ασυνείδητα, ελέγχει πολύ μεγάλο μέρος της ανθρώπινης συμπεριφοράς.

Μετωπιαίος εγκέφαλος

Ο μετωπιαίος εγκέφαλος είναι το τελευταίο τμήμα του εγκεφάλου που αναπτύχθηκε και συναντάται μόνο στα ανώτερα θηλαστικά όπως είναι ο άνθρωπος, τα δελφίνια και ο πίθηκος. Είναι το τμήμα του εγκεφάλου που βοηθά στην λύση των προβλημάτων. Ελέγχει τόσο τις συμπεριφορές όσο και τις αντιδράσεις των προηγούμενων δύο εγκεφάλων. Ο μετωπιαίος εγκέφαλος δραστηριοποιείται συνειδητά.



Εικόνα 1.3: Τρισυπόστατος Εγκέφαλος

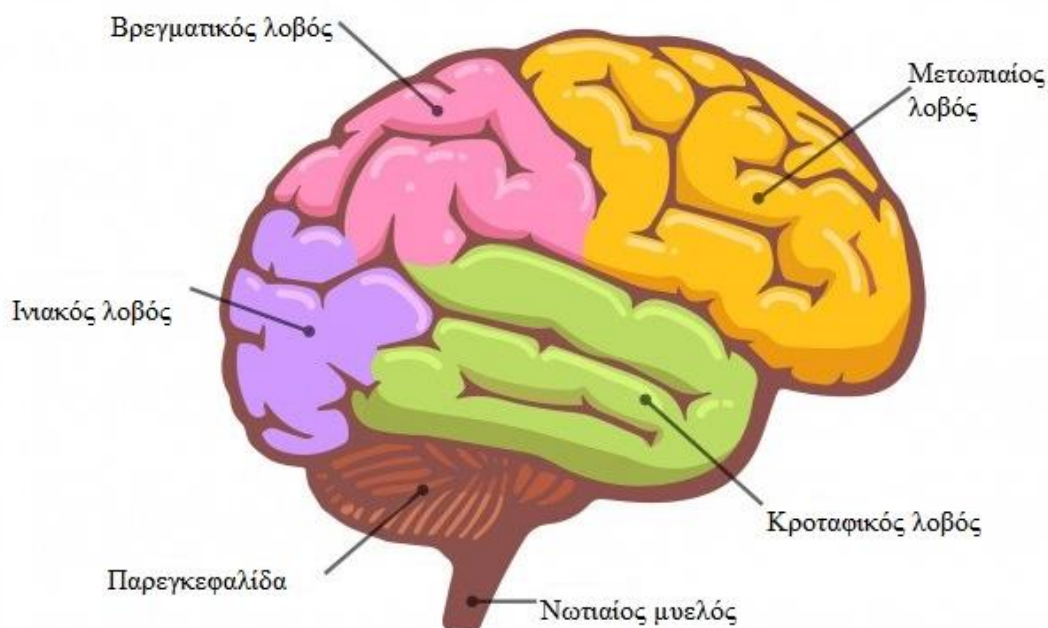
1.1.2 Ανατομία ανθρώπινου εγκεφάλου

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος χωρίζεται σε δύο ημισφαίρια. Το κάθε ημισφαίριο αποτελείται από τέσσερις (4) λοβούς,

- Ο μετωπιαίος λοβός είναι ο μεγαλύτερος λοβός του ανθρώπινου εγκεφάλου. Βρίσκεται στο μπροστινό μέρος του εγκεφάλου, ακριβώς πίσω από το μέτωπο. Είναι υπεύθυνος για την «σωστή» λειτουργία του εγκεφάλου, εμπλέκεται στην επίλυση προβλημάτων, στην κρίση και στον έλεγχο των παρορμήσεων.
- Ο βρεγματικός λοβός είναι υπεύθυνος για την εκδήλωση ηθελημένων κινήσεων καθώς και τη χρήση αντικειμένων. Είναι το σημείο του εγκεφάλου όπου συντελείται ο συνδυασμός των πληροφοριών από τις αισθήσεις. Τέλος εκεί βρίσκεται το κέντρο ελέγχου της οπτικής περιοχής, αλλά και της αντίληψης της αφής.
- Ο κροταφικός λοβός είναι υπεύθυνος για την ακοή, την αντίληψη των εικόνων, αλλά και για την κατανόηση της ομιλίας (το αριστερό ημισφαίριο). Επιπλέον είναι υπεύθυνος και για τα συναισθήματα.
- Ο ινιακός λοβός είναι ευθύνεται αποκλειστικά για την αίσθηση της όρασης. Είναι δηλαδή υπεύθυνος για την επεξεργασία και ανάλυση όλων των όσων βλέπουμε.

Τέλος αξίζει να σημειωθεί πως υπάρχουν αναφορές και για την ύπαρξη ενός πέμπτου λοβού, του μεταιχμιακού λοβού. Ο λοβός αυτός αποτελείται από την αμυγδαλή, τον ιππόκαμπο, τον θάλαμο, τον υποθάλαμο αλλά και το μεσολόβιο. Είναι υπεύθυνος για τις αντιδράσεις σε συναισθηματικά ερεθίσματα. Σχετίζεται με την μνήμη την προσωπικότητα και την συμπεριφορά.

Το τελευταίο σημαντικό «τμήμα» του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι η παρεγκεφαλίτιδα που βρίσκεται στην βάση του εγκεφάλου. Όλες οι πληροφορίες του εγκεφάλου καταλήγουν σε αυτήν, επεξεργασμένες, ώστε να μπορεί να ελέγχει ορθά την κίνηση. Η παρεγκεφαλίδα βοηθά επίσης στην σωστή στάση του σώματος και στην ισορροπία.

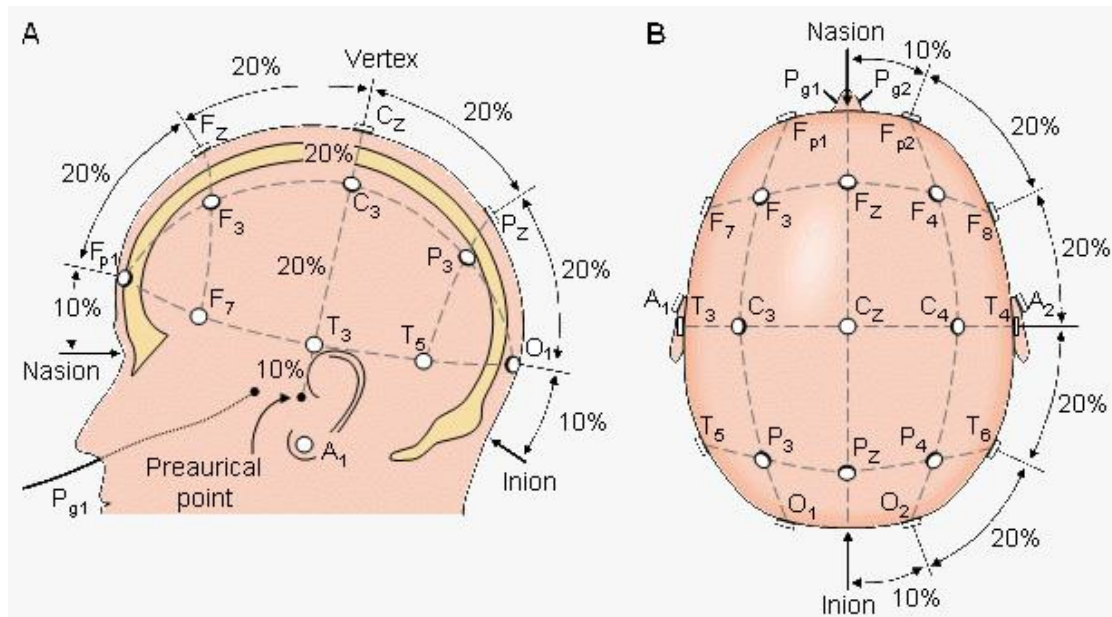


Εικόνα 1.4: Λοβοί του ανθρώπινου εγκεφάλου

1.1.3 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

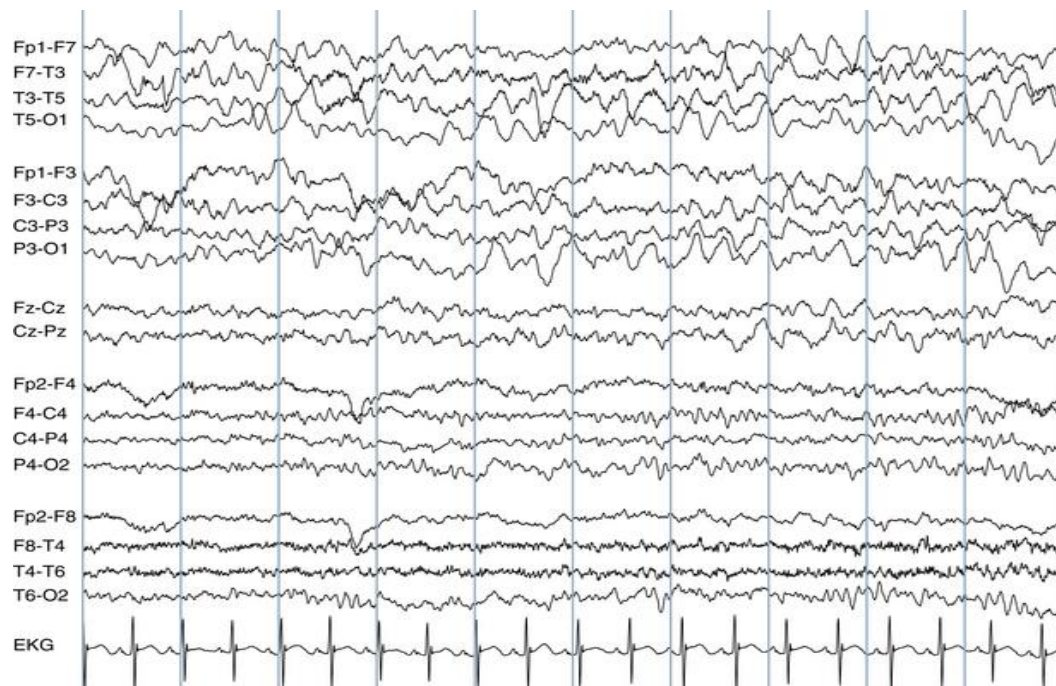
Όπως αναφέρθηκε, εφόσον ο εγκέφαλος είναι το κέντρο συλλογής κι επεξεργασίας των σημάτων του νευρικού συστήματος. Τα σήματα αυτά στην ουσία προκαλούνται από την μεταφορά ηλεκτρικού φορτίου μεταξύ των νευρώνων και της διαφοράς δυναμικού που προκαλείται κατά την μεταφορά αυτή. Η καταγραφή αυτών των σημάτων γίνεται με την βοήθεια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ/EEG), την τοποθέτηση δηλαδή κάποιων ηλεκτροδίων σε συγκεκριμένα σημεία του εγκεφάλου επιφανειακά (scalp EEG).

Η πρώτη καταγραφή των ηλεκτρικών σημάτων του εγκεφάλου έγινε το 1924 από τον Γερμανό ψυχίατρο H.Berger ο οποίος του έδωσε και το όνομα. Κατά την διαδικασία του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος χρησιμοποιούνται ηλεκτρόδια τα οποία καταγράφουν την διαφορά δυναμικού ανάμεσα σε δύο διαφορετικά σημεία του κρανίου είτε εσωτερικά, είτε εξωτερικά. Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται συμμετρικά βάσει του συστήματος 10-20 όπως φαίνεται και στην εικόνα 1.5. [4]



Εικόνα 1.5 Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων σύμφωνα με το σύστημα 10-20 (πηγή: butler.cc.tut.fi)

Το σύστημα 10-20, το οποίο είναι διεθνώς αναγνωρισμένο, πήρε το όνομά του από την απόσταση που έχουν τα ηλεκτρόδια μεταξύ τους κατά μήκος της γραμμής που τοποθετούνται.



Εικόνα 1.6 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Οι κάθετες γραμμές οριοθετούν το ένα δευτερόλεπτο.

Κατηγοριοποίηση εγκεφαλικών σημάτων

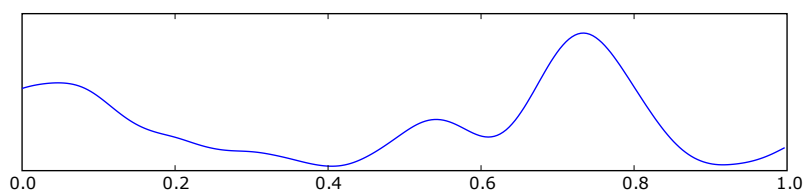
Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως με το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα καταγράφουμε τα εγκεφαλικά σήματα, που εμφανίζονται με την μορφή ηλεκτρικού φορτίου. Το εύρος πλάτους των σημάτων αυτών κυμαίνεται μεταξύ 0 έως 100μV, ενώ το εύρος φάσματος από 0 έως 80Hz. Αποτελέσματα ερευνών οδήγησαν στην αναγνώριση πέντε (5) τύπων συνεχούς ρυθμικής ημιτονοειδούς εγκεφαλικής δραστηριότητας. Τα ρυθμικά κύματα σχετίζονται με καταστάσεις που βρίσκεται ο εγκέφαλος, όπως είναι ο ύπνος, η εγρήγορση και η συγκέντρωση. Η διάκριση μεταξύ τους γίνεται βάση του φάσματος συχνοτήτων στο οποίο αυτοί εμφανίζονται. Οι ρυθμοί αυτοί είναι:

- κύματα ρυθμού δέλτα, με συχνότητες από 0,5 έως 4 Hz.
- κύματα ρυθμού θήτα, με συχνότητες από 4 έως 8 Hz.
- κύματα ρυθμού άλφα, με συχνότητες από 8 έως 13 Hz.
- κύματα ρυθμού βήτα, με συχνότητες από 13 έως 30 Hz.
- κύματα ρυθμού γάμμα, με συχνότητες μεγαλύτερες των 30 Hz.

Στην συνέχεια παρουσιάζουμε βασικά χαρακτηριστικά των βασικών ρυθμών ενός εγκεφαλογραφήματος, καθώς και μια γραφική τους απεικόνιση.

Ρυθμός δέλτα

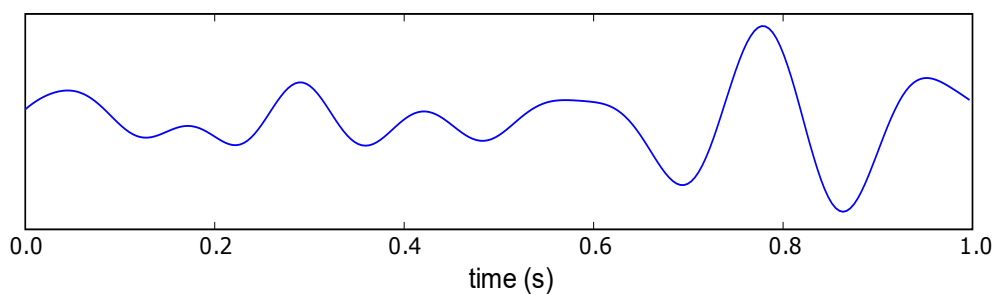
Πρόκειται για ρυθμό μεγάλου πλάτους ($\approx 75\mu V$) και χαμηλής συχνότητας ($\leq 4\text{Hz}$) ηλεκτρομαγνητικών ταλαντώσεων που φυσιολογικά καταγράφονται στους ενήλικες κατά τα στάδια 3 και 4 του ύπνου. Όταν ο ρυθμός δέλτα εμφανίζεται εκτός του ύπνου, τότε το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα θεωρείται παθολογικό. Εξάιρεση αποτελούν τα νεογέννητα έως το δεύτερο έτος της ηλικίας τους.



Εικόνα 1.7: Εγκεφαλικά Κύματα δέλτα (by Hugo Gamboa)[5]

Ρυθμός θήτα

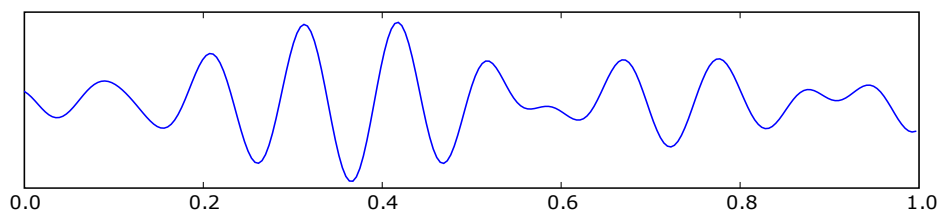
Ο ρυθμός θήτα, σε περιοχές με συχνότητες από 4 έως 8 Hz, είναι συνήθως εμφανής στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, ατόμου που δεν κοιμάται, ωστόσο μπορεί να μην εμφανίζεται και καθόλου. Η παρατήρησή του, εκτός ύπνου, είναι πιθανή σε περιπτώσεις εγκεφαλικής βλάβης. Οι ταλαντώσεις τύπου θ, παρ' όλο που η λειτουργική τους σημασία δεν έχει ξεκαθαριστεί τόσο στον άνθρωπο όσο και στα ζώα, έχουν συσχετιστεί με τις διαδικασίες της διανοητική συγκέντρωσης, της μνήμης και της μάθησης.



Εικόνα 1.8: Εγκεφαλικά Κύματα θήτα (by Hugo Gamboa)[5]

Ρυθμός άλφα

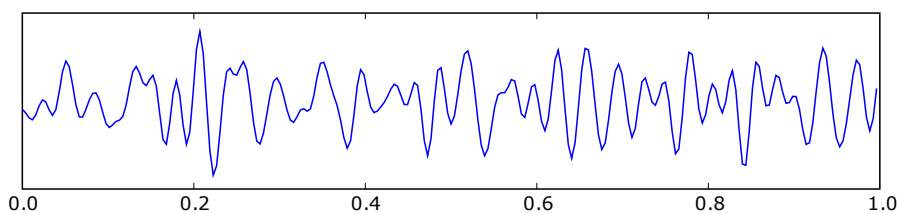
Πρόκειται για ηλεκτρομαγνητικές ταλαντώσεις σε περιοχή συχνοτήτων (8 – 13)Hz. Ο άλφα ρυθμός καταγράφεται στις οπίσθιες κυρίως απαγωγές και εντοπίζεται στον ινιακό λοβό των ατόμων, που είναι σε ήρεμη εγρήγορση με τα μάτια κλειστά. Το ύψος του α-ρυθμού είναι συνήθως 30 – 50μV και παρουσιάζει συχνά διακυμάνσεις. Για παράδειγμα, το άνοιγμα ή κλείσιμο των ματιών προκαλεί αυξομειώσεις του ρυθμού. Πρέπει να σημειωθεί ότι ο άλφα ρυθμός εμφανίζεται σε φυσιολογικά εγκεφαλογραφήματα και η απουσία του, σε ένα από τα δυο ημισφαίρια, είναι πάντοτε παθολογική.



Εικόνα 1.9: Εγκεφαλικά Κύματα άλφα (by Hugo Gamboa)[5]

Ρυθμός βήτα

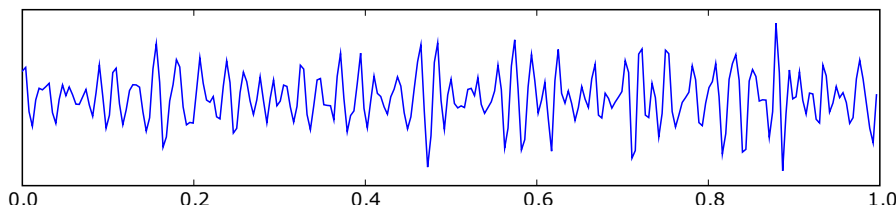
Πρόκειται για εγκεφαλική ηλεκτρομαγνητική δραστηριότητα που καταγράφεται σε συχνότητες μεγαλύτερες των 13Hz, όταν το άτομο βρίσκεται σε φυσιολογική εγρήγορση. Το πλάτος των ταλαντώσεων ποικίλει, αν και στις περισσότερες περιπτώσεις οι ταλαντώσεις έχουν ύψος περίπου 20 μV. Τα πλάτη του σε διάφορες συχνοτικές περιοχές έχουν συχνά συσχετιστεί με λειτουργίες όπως η νοητική συγκέντρωση και η σκέψη σε καταστάσεις άγχους. Η εμφάνιση του β-ρυθμού επηρεάζεται επίσης από παθολογικούς παράγοντες και από τη χρήση φαρμάκων.



Εικόνα 1.10: Εγκεφαλικά Κύματα βήτα (by Hugo Gamboa)[5]

Ρυθμος γάμμα

Πρόκειται για ταλαντώσεις που καταγράφονται σε συχνότητες μεγαλύτερες των 30Hz (30 – 80 Hz) και κυριαρχούν στον εγκέφαλο όταν αυτός βρίσκεται σε κατάσταση εγρήγορσης. Ακόμη, έρευνες έχουν δείξει ότι τα κύματα γάμμα είναι συνεχώς παρόντα κατά τη διάρκεια της διαδικασίας του ξυπνήματος και κατά τη διάρκεια του ύπνου REM (Rapid Eye Movement).



Εικόνα 1.11: Εγκεφαλικά Κύματα γάμμα (by Hugo Gamboa)[5]

1.2 Συναισθήματα

Όπως αναφέρθηκε, τα συναισθήματα είναι μια ψυχοσωματική διεργασία που προκαλείται από μια συνειδητή ή όχι αντίληψη ενός αντικειμένου ή μιας κατάστασης, που συνδέεται στενά με την διέγερση του νευρικού συστήματος μέσω των χημικών αλλαγών που γίνονται, ενώ το αποτέλεσμα αυτής της πράξης εμφανίζεται είτε με εκφράσεις του προσώπου, είτε λεκτικά, είτε σωματικά είτε με συνδυασμό αυτών.

Για σειρά δεκαετιών πολλοί επιστήμονες προσπάθησαν να εξηγήσουν και να κατανοήσουν το πως αντιδρά ο ανθρώπινος εγκέφαλος σε αυτά τα ερεθίσματα και πως δημιουργούνται τα ανάλογα συναισθήματα. Άλλα δύο σημαντικά ερωτήματα είναι το πως διαχωρίζονται τα συναισθήματα μεταξύ τους, αλλά και πόσα συναισθήματα υπάρχουν.

Επειδή έγιναν πολλές έρευνες με διαφορετικά αποτελέσματα, αλλά προέκυψαν και πολλές θεωρίες επί του θέματος, θα δούμε μόνο τις τρεις (3) βασικότερες πάνω στις οποίες βασίστηκαν πολλές μεταγενέστερες έρευνες.

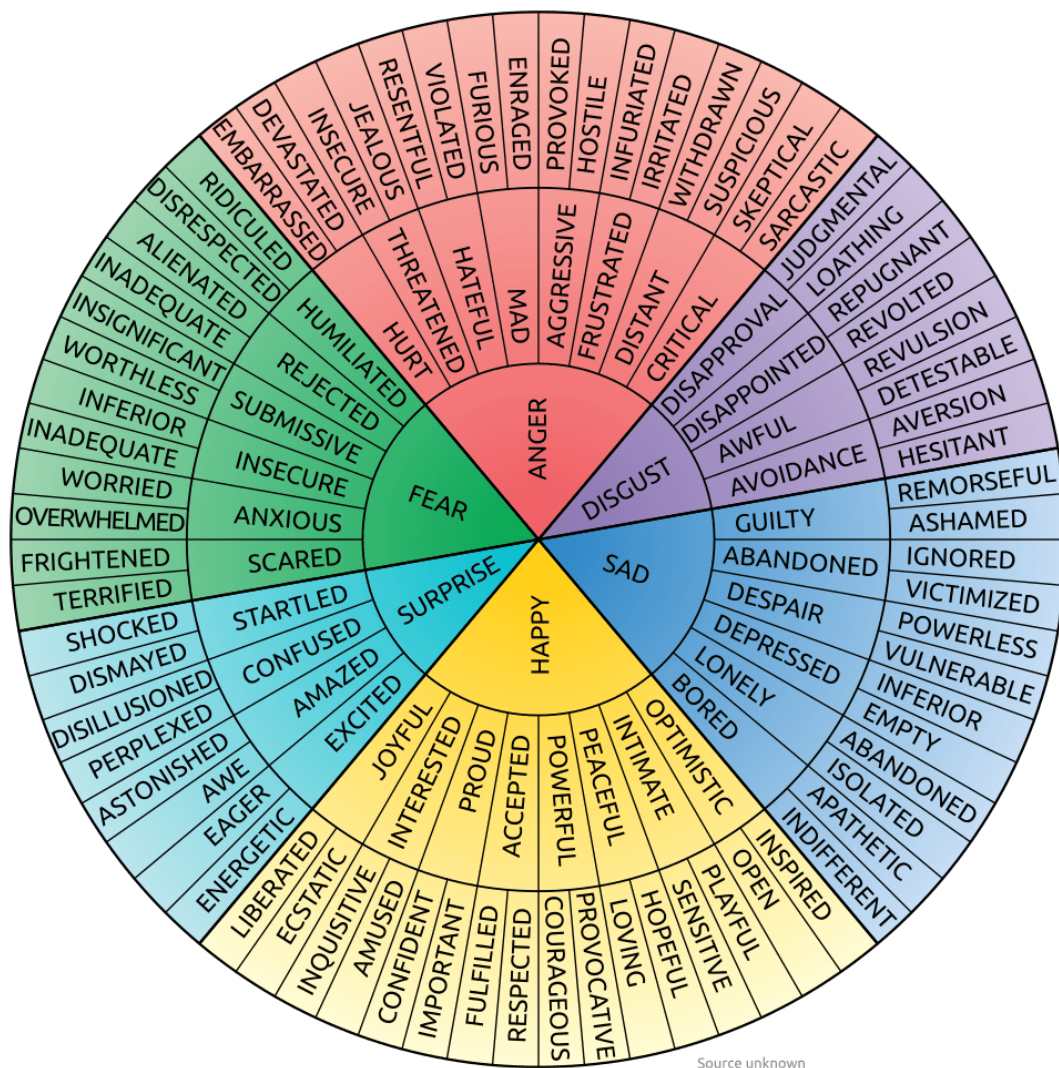
1.2.1 Η θεωρία του Paul Ekman

Ο Ekman στηριζόμενος στο σύγγραμμα του Charles Darwin, “The Expression of the Emotions in Man and Animals”[6] που εκδόθηκε το 1897, μαζί με τον Wallace V. Friesen σε μελέτη[7] που έκαναν σε μια ομάδα ιθαγενών της φυλής Φόρι στην Παπούα-Νέα Γουινέα, είχε ως αποτέλεσμα τα μέλη της φυλής να αναγνωρίσουν έξι (6) συναισθήματα κοιτώντας εικόνες, σε συνδυασμό με τις κινήσεις των μυών του προσώπου.

Στην συνέχεια δοκίμασε το ίδιο σετ εικόνων σε άλλες ομάδες ανθρώπων από διαφορετικών φυλών και κουλτούρας ανά τον κόσμο. Το αποτέλεσμα ήταν ίδιο. Τα έξι συναισθήματα αναγνωρίστηκαν από όλους.

Τα έξι αυτά συναισθήματα είναι ο θυμός, η αηδία, ο φόβος, η ευτυχία, η λύπη και η έκπληξη. Αυτά τα έξι συναισθήματα αποτέλεσαν τα βασικά συναισθήματα κατά Ekman,

μιας και ήταν τα κοινά αναγνωρίσιμα σε όλες τις ομάδες μελετών, αφού παρατήρησε πως κι άλλα συναισθήματα για την έκφραση τους χρησιμοποιούσαν τους ίδιους μύες του προσώπου για την εκδήλωση τους, οπότε δημιούργησε τις ανάλογες ομάδες συναισθημάτων.



Εικόνα 1.12 Ο κύκλος συναισθημάτων κατά Paul Ekman

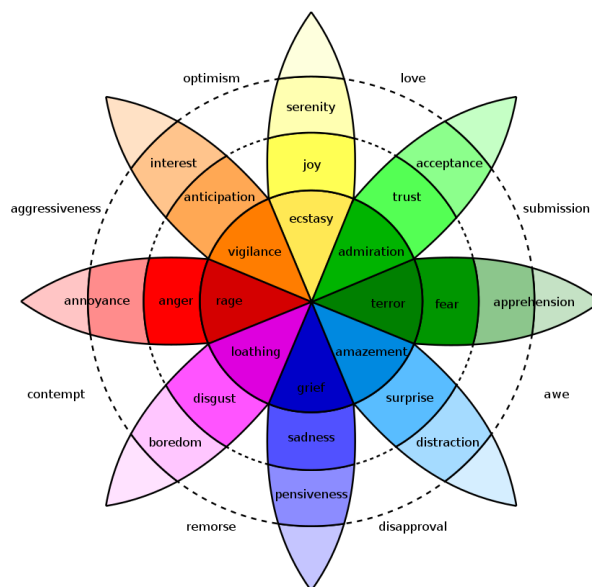
1.2.2 Η θεωρία του Robert Plutchik

Ο Plutchik αν και συμφωνούσε με την θεωρία του Ekman, προτίμησε να παρουσιάσει μια άλλη προσέγγιση στο θέμα στηριζόμενη στην ψυχοεπαγγελματική ταξινόμηση των συναισθημάτων για γενικές συναισθηματικές περιπτώσεις. Ο Plutchik θεώρησε πως τα βασικά συναισθήματα είναι οχτώ (8) και βρίσκονται σε αντίθετα ζεύγη. Τα οχτώ αυτά συναισθήματα και τα ζεύγη αυτών είναι χαρά-λύπη, θυμός-φόβος, εμπιστοσύνη-αηδία και έκπληξη-προσμονή. Επιπλέον ο Plutchik, θεώρησε πως όπως τα χρώματα παράγονται αν

αναμίξεις τα βασικά χρώματα μεταξύ τους, έτσι μπορούν να προκύψουν και συναισθήματα δεύτερου και τρίτου επιπέδου, για παράδειγμα ο συνδυασμός θυμού και προσμονής οδηγούν σε επιθετικότητα.

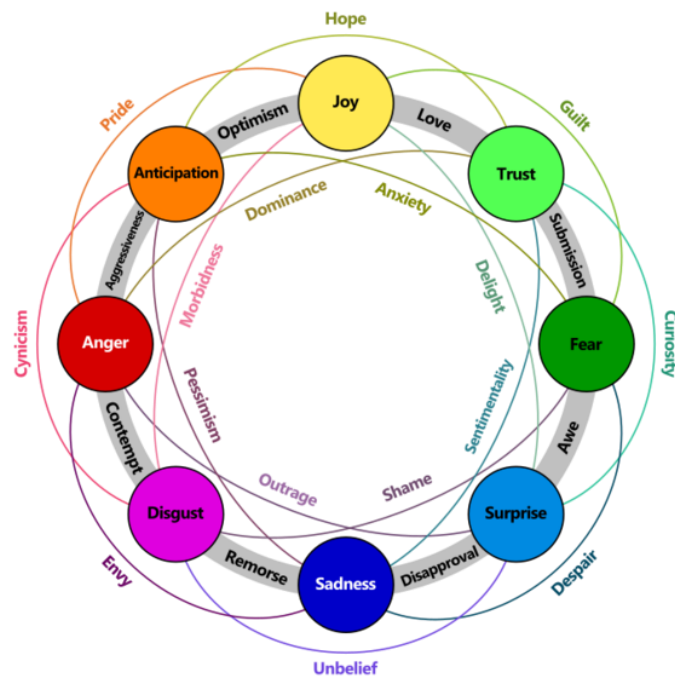
Η ψυχοεπαγγελματική θεωρία του Plutchik για τα βασικά συναισθήματα έχει δέκα (10) υποθέσεις [8],[9]:

1. Η έννοια του συναισθήματος ισχύει σε όλα τα εξελικτικά επίπεδα και ισχύει τόσο για τα ζώα, όσο και για τους ανθρώπους.
2. Τα συναισθήματα εξελίσσονται κι έχουν αναπτύξει διαφορετικές μορφές έκφρασης σε διαφορετικά είδη.
3. Τα συναισθήματα εξυπηρετούν ένα προσαρμοστικό ρόλο βοηθώντας τους οργανισμούς να αντιμετωπίσουν βασικά ζητήματα επιβίωσης στο περιβάλλον.
4. Παρά τις διαφορετικές μορφές έκφρασης των συναισθημάτων στα διάφορα είδη υπάρχουν κοινά στοιχεία ή πρότυπα που μπορούν να αναγνωριστούν.
5. Υπάρχει ένας μικρός αριθμός βασικών συναισθημάτων.
6. Όλα τα άλλα συναισθήματα προέρχονται από συνδυασμούς ή ενώσεις των βασικών συναισθημάτων.
7. Τα βασικά συναισθήματα είναι υποθετικές δομές ή ιδανικές καταστάσεις των οποίων οι ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά μπορούν να εξαχθούν μόνο από διάφορα είδη στοιχείων.
8. Τα βασικά συναισθήματα μπορούν να θεωρηθούν ως ζευγάρια πολικών αντιθέτων.
9. Όλα τα συναισθήματα ποικίλουν στον βαθμό ομοιότητας μεταξύ τους.
10. Κάθε συναίσθημα μπορεί να υπάρχει σε διάφορους βαθμούς έντασης ή επίπεδα διέγερσης.



Εικόνα 1.13 Ο κύκλος συναισθημάτων του Plutchik

Επίσης όπως αναφέρει στον «δεκάλογο» του ο Plutchik μπορούν να παραχθούν νέα συναισθήματα συνδυάζοντας τα βασικά συναισθήματα μεταξύ τους. Οι συνδυασμοί αυτοί προκύπτουν αν συνδυάσουμε το κάθε «πέταλο» με το διπλανό του, με το δεύτερο πέταλο μακριά καθώς και με το τρίτο πέταλο μακριά. Το τέταρτο πέταλο μακριά είναι το αντικριστό κάθε πέταλου που είναι και το αντίθετό του.



Εικόνα 1.14 Συνδυασμοί Βασικών Συναισθημάτων κατά Plutchik

1.2.3 Η θεωρία του Parrott

Το 2001 ο Parrott διατύπωσε την δική του θεωρία για τα συναισθήματα κάνοντας μια ανάλυση και σε βαθύτερα συναισθήματα με μορφή δέντρου και πάνω από 100 συναισθήματα ταξινομημένα όπως φαίνονται στην Εικόνα 1.15.

ΑΝΑΛΥΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΧΡΗΣΗΣ ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΣΗΜΑΤΩΝ

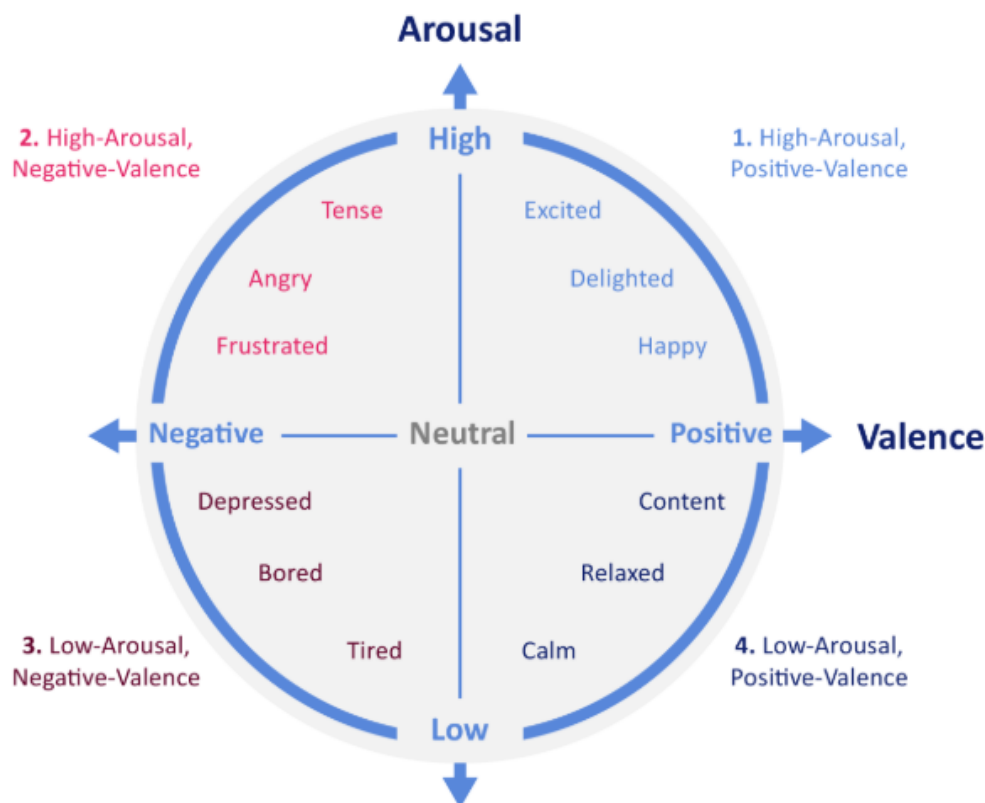
Βασικό συναίσθημα	Δευτερεύον συναίσθημα	Τριτογενές συναίσθημα
Αγάπη	Στοργή	Λατρεία • Στοργικότητα • Συμπάθεια • Ελκυστικότητα • Φροντίδα • Τρυφερότητα • Συμπόνια • Συναισθηματικότητα
	Λαγνεία/Σεξουαλική έλξη	Επιθυμία • Πάθος • Ερωτική τρέλα
	Λαχτάρα	Λαχτάρα
Χαρά	Κέφι	Διασκέδαση • Ευδαιμονία • Ευθυμία • Ανοσία • Διαχυτικότητα • Χαρά • Τέρψη • Απόλαυση • Ευτυχία • Αγαλλίαση • Έξαρση • Ικανοποίηση • Έκσταση • Ευφορία
	Ζέση	Ενθουσιασμός • Ζήλος • Έξωση • Συγκίνηση • Χαρμωσύνη
	Ολοκλήρωση	Ευχαρίστηση
	Υπερηφάνεια	Θρίαμβος
	Αισιδοξία	Προθυμία • Ελπίδα
	Φρενίτιδα	Έκσταση • Διονυσιασμός
Έκπληξη	Ανακούφιση	Ανακούφιση
	Κατάπληξη	Σάπτισμα • Εμβραυστήρια
Θυμός	Αψιθυμία	Παραξυσμός • Ταραχή • Ενόχληση • Γκρίνια • Στυφνότητα • Κακοτροπία
	Εξόργιση	Αγανάκτηση
	Οργή	Θυμός • Εξόργιση • Μανία • Μήνις • Εχθρότητα • Αγριότητα • Πικρία • Μίσος • Περιφρόνηση • Κακεντρέχεια • Εκδικητικότητα • Αντιπάθεια • Δυσανασχέτηση
	Αηδία	Αποτροπιασμός • Περιφρόνηση • Σιχαμάρα
	Φόβος	Ζήλεια
	Βάσανο	Δεινοπάθημα
Λύπη	Ταλαιπωρία	Μαρτύριο • Οδύνη • Πλήγμα
	Λύπη	Κατάθλιψη • Απόγνωση • Καθήφρα • Σκυθρωπότητα • Δυστυχία • Θλίψη • Καμμός • Αλίμονο • Αθλιότητα • Μελαγχολία
	Απογοήτευση	Απογοήτευση • Δυσαρέσκεια
	Ντροπή	Ενοχή • Μεταμέλεια • Τύψεις
	Παραμέληση	Αποξένωση • Ηττοπάθεια • Αποθάρρυνση • Αμηχανία • Νοσταλία • Ταπείνωση • Ανασφάλεια • Προσβολή • Απομόνωση • Μοναξιά • Απόρριψη
	Συμπόνια	Οίκτος • Συμπόνια
Φόβος	Φρίκη	Σοκ • Φόβος • Τρομάρα • Φρίκη • Τρόμος • Πανικός • Υστερία • Εξευτελισμός
	Νευρικότητα	Άγχος • Αγωνία • Ανησυχία • Απελπισία

Εικόνα 1.15 Το δέντρο συναισθημάτων του Parrott

Πέραν των συγκεκριμένων μελετών υπάρχουν κι άλλες πολλές, οι οποίες ως κύριους σκοπούς είχαν να μπορέσουν να απεικονίσουν με εύκολο τρόπο τα συναισθήματα με όσο το δυνατόν λιγότερες παραμέτρους, αλλά και στο καταλήξουν στο πόσα τελικά είναι τα συναισθήματα.

Όσον αφορά τον τρόπο απεικόνισης των συναισθημάτων υιοθετήθηκε η δισδιάστατη απεικόνισή τους (2D) με κύριες παραμέτρους τα **arousal** και **valence**. Με τον ορισμό arousal εννοούμε το πόσο ενεργή ή παθητική είναι η αίσθηση του συναισθήματος, ενώ με την έννοια valence ονομάζουμε το σθένος, δηλαδή κατά πόσο το συναίσθημα μας επηρεάζει θετικά ή αρνητικά.

Τέλος ένα τρίτο στοιχείο που μπορεί να συνδυαστεί με τα παραπάνω χωρίς να επηρεάζει την δισδιάστατη απεικόνιση είναι η έννοια **dominance** (κυριαρχία), δηλαδή έντονο ή όχι συναίσθημα. Αυτή η προσθήκη οφείλεται στο γενικώς, πως έχει παρατηρηθεί πως ο φόβος και ο θυμός έχουν περίπου τις ίδιες τιμές arousal και valence και πως αν το dominance είναι χαμηλό εμφανίζεται το συναίσθημα του φόβου, ενώ στην αντίθετη περίπτωση εμφανίζεται το συναίσθημα του θυμού.



Εικόνα 1.16 Δισδιάστατη απεικόνιση Valence-Arousal

1.3 Τεχνητή Νοημοσύνη

Με τον όρο τεχνητή νοημοσύνη αναφερόμαστε στον κλάδο της πληροφορικής που ασχολείται με την σχεδίαση και υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων που μιμούνται έστω και στοιχειωδώς την ανθρώπινη ευφυΐα, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, την μάθηση αλλά και την επίλυση προβλημάτων.

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί σημείο τομής αρκετών επιστημών όπως είναι η πληροφορική, η ψυχολογία, η νευρολογία και της επιστήμης των μηχανικών, με στόχο την σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς, μάθηση και προσαρμογής στο περιβάλλον. Αυτά προσπαθούν να επιτευχθούν με εξομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης, με χρήση συμβόλων και λογικών κανόνων, καθώς και της ανθρώπινης ευφυΐας με την χρήση μοντέλων που οδηγούν σε κανόνες συμπεριφοράς.[11]

1.3.1 Τεχνητή νοημοσύνη και Ιατρική

Ένας από τους τομείς στους οποίους χρησιμοποιείται πολύ η τεχνητή νοημοσύνη είναι η Ιατρική. Σκοπός είναι να γίνει προσομοίωση της ανθρώπινης γνώσης και ικανότητας στην ανάλυση πολύπλοκων ιατρικών δεδομένων, με την χρήση κατάλληλου λογισμικού με την χρήση αλγορίθμων, ώστε να βγουν κατά προσέγγιση αποτελέσματα χωρίς την ανθρώπινη παρέμβαση.

Αυτό που ξεχωρίζει την τεχνητή νοημοσύνη από τις παραδοσιακές τεχνολογίες στον τομέα της υγείας είναι η ικανότητα να επεξεργάζεται πληροφορίες και να δίνει ένα καλά προσδιορισμένο αποτέλεσμα στον τελικό χρήστη. Αυτό επιτυγχάνεται με τους αλγόριθμους τεχνητής μάθησης και σε συνδυασμό με τις πολλαπλές επαναλήψεις μειώνεται το περιθώριο σφάλματος.

Τομείς στους οποίους γίνεται χρήση της τεχνητής νοημοσύνης είναι η:

-Ραδιολογία, όπου με την χρήση της τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να αναλυθούν τα αποτελέσματα της απεικόνισης και να παρατηρηθούν απειροελάχιστες αλλαγές που μπορεί να ξεφύγουν από την παρατηρητικότητα ενός γιατρού. Για παράδειγμα στο πανεπιστήμιο του Στάνφορντ δημιουργήθηκε ένας αλγόριθμος που μπόρεσε να προβλέψει την πνευμονία στους συμμετέχοντες σε σχέση με τους ακτινολόγους στους ασθενείς που εξετάστηκαν.[12]

-Απεικονίσεις, με την χρήση της τεχνητής νοημοσύνης γίνεται έλεγχος εικόνων από υπερηχογραφήματα ή δείγματα βιοψιών για την αναγνώριση είτε λιπωμάτων είτε καρκίνων στο συκώτι ή το πάγκρεας[13]. Επίσης το 2018 σε άρθρο που δημοσιεύτηκε στο περιοδικό **“Annals of Oncology”** ανέφερε πως όσον αφορά τον καρκίνο του δέρματος, η αναγνώριση του από σύστημα τεχνητής νοημοσύνης ήταν πιο επιτυχής, σε σχέση με τους δερματολόγους που πήραν μέρος με ποσοστό 95% σε σχέση με το 86,6% των δερματολόγων.[14]

Σε άλλους τομείς που χρησιμοποιείτε η τεχνητή νοημοσύνη είναι η αναγνώριση της ασθένειας βάσει των συμπτωμάτων, όπως ανάμεσα στα είδη του διαβήτη ή τις καρδιοαγγειακές παθήσεις[15]. Επίσης συστήματα τεχνητής νοημοσύνης ελέγχουν και τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των φαρμάκων από την ιατρική βιβλιογραφία για τις συνέπειες που μπορεί να έχουν αυτά στους ανθρώπους που πρέπει να τα συνδυάσουν.[16][17]

1.3.2 Τεχνητή νοημοσύνη και ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, όπως προαναφέρθηκε είναι μια μέθοδος παρακολούθησης της ηλεκτρικής δραστηριότητας στον εγκέφαλο. Μια από τις κυριότερες ασθένειες στις οποίες είναι χρήσιμο είναι η επιληψία. Με την βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης γίνεται εύρεση των επιληπτικών αιχμών βάσει των υπολογίζονται οι τιμές κάποιων χαρακτηριστικών, τα οποία αποτελούν είσοδο σε έναν αλγόριθμο βάσει του οποίου βγαίνει το προβλέπει αν ο ασθενής έχει ή όχι επιληπτικό επεισόδιο.

Με την χρήση της τεχνητής νοημοσύνης, οι επιστήμονες προσπαθούν να δημιουργήσουν συστήματα και συσκευές που θα αναγνωρίζουν, ερμηνεύουν, επεξεργάζονται και προσομοιώνουν την ανθρώπινες συμπεριφορά. Βασικός σκοπός των ερευνών είναι να μπορέσουν να δώσουν στις μηχανές την δυνατότητα της συναισθηματικής ευφυΐας, έτσι ώστε η μηχανή να καταλαβαίνει την συναισθηματική συμπεριφορά των ανθρώπων και να αντιδράει ανάλογα.[18][19]

Κεφάλαιο 2

Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Η ανάλυση της συναισθηματικής κατάστασης μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφικών καταγραφών κερδίζει συνεχώς έδαφος τα τελευταία χρόνια. Παρά το γεγονός ότι το ΗΕΓ είναι ένα διαγνωστικό εργαλείο για νευρολογικές παθήσεις, τελευταία έχει κεντρίσει το ενδιαφέρον πολλών ερευνητικών ομάδων στη μελέτη των συναισθημάτων. Σε αυτό το πλαίσιο, έχει δημοσιευτεί μια βάση δεδομένων με ΗΕΓ καταγραφές από 32 άτομα. Η DEAP Database, είναι μια ελεύθερα προσβάσιμη βάση, διαδεδομένη στο ευρύ επιστημονικό κι ερευνητικό κόσμο, και χρησιμοποιείται σε πλήθος εργασιών. Η συγκεκριμένη βάση αναλύεται στο Κεφάλαιο 3, όπου παρουσιάζεται η προτεινόμενη μεθοδολογία. Στην συνέχεια παρουσιάζονται, εν συντομία, κάποιες μελέτες που δοκιμάζουν τις μεθοδολογίες τους στο συγκεκριμένο σετ δεδομένων.

2.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση για αναγνώριση συναισθημάτων από ΗΕΓ καταγραφές

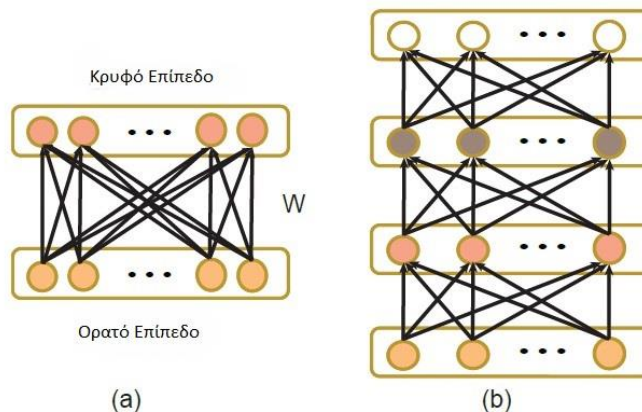
Στην εργασία τους οι Robert Jenke, Angelika Peer και Martin Buss η οποία παρουσιάστηκε στο IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING, VOL. 5, NO. 3, JULY-SEPTEMBER 2014[34], ασχολούνται με την αναγνώριση των συναισθημάτων μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, ως ένα τρόπο αξιολόγησης της εσωτερικής κατάστασης ενός ατόμου, εφόσον αυτή αποτελεί βασικό παράγοντα στην αλληλεπίδραση ανάμεσα στον άνθρωπο και την μηχανή. Στις μελέτες που σύγκριναν, τόσο τα κύρια χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν όσο και οι τοποθέτηση των ηλεκτροδίων βασίστηκε σε νευροεπιστημονικά κριτήρια. Στο πείραμά τους σύγκριναν τα χαρακτηριστικά των μελετών που έλεγξαν και σε τεχνικές μηχανικής μάθησης που εφαρμόστηκαν σε ένα σετ δεδομένων που έφτιαξαν οι ίδιοι.

Τα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν τόσο σε σχέση με την επιλογή διαφορετικών μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών αλλά και επιλογής θέσεων των ηλεκτροδίων. Από την μελέτη προέκυψε πως οι μέθοδοι πολλαπλών μεταβλητών υπερτερούν ελάχιστα αυτών με μία μεταβλητή καθώς και πως οι προηγμένες τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών έχουν σαφή πλεονεκτήματα έναντι της κοινής χρήσης φασματικών ζωνών. Τέλος οι προτιμότερες θέσεις για τα ηλεκτρόδια είναι οι κεντρικοί αλλά και οι βρεγματικοί λοβοί.

Σε μια άλλη εργασία, οι Wei-Long Zheng και Bao-Liang Lu[39] χρησιμοποίησαν δίκτυα βαθιάς πεποίθησης (Deep Belief Networks, DBNs) για την διερεύνηση κρίσιμων ζωνών συχνотήτων και καναλιών για την αναγνώριση συναισθημάτων βάσει ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε τρεις κατηγορίες, θετικά, αρνητικά και ουδέτερα. Τα δίκτυα βαθιάς πεποίθησης εκπαιδεύτηκαν με διάφορα χαρακτηριστικά εντροπίας που παράγονται από πολυκάναλα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα. Επιλέχθηκαν 4 προφίλ στα οποία χρησιμοποιήθηκαν 4,6,9 και 12 κανάλια. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων που έγιναν με τους αλγόριθμους των DBNs, SVM, LR και KNN ήταν 86,08%, 83,99%, 82,70% και 72,60% αντίστοιχα.

Όπως αναφέρουν στην παρουσίαση της εργασίας τους τα Deep Belief Networks είναι δίκτυα με βαθιά αρχιτεκτονική που χαρακτηρίζει τα δεδομένα εισόδου χρησιμοποιώντας

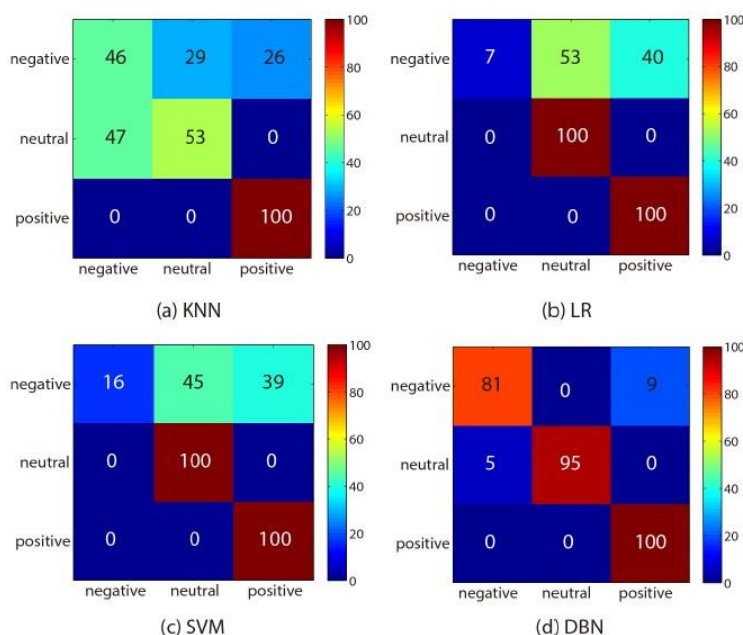
κρυφές μεταβλητές. Το DBF από τελείται από μία περιορισμένη μηχανή Boltzmann (restricted Boltzmann Machine, RBM).



Εικόνα 2.1 (α) Περιορισμένη Μηχανή Boltzmann, (β) Deep Belief Network

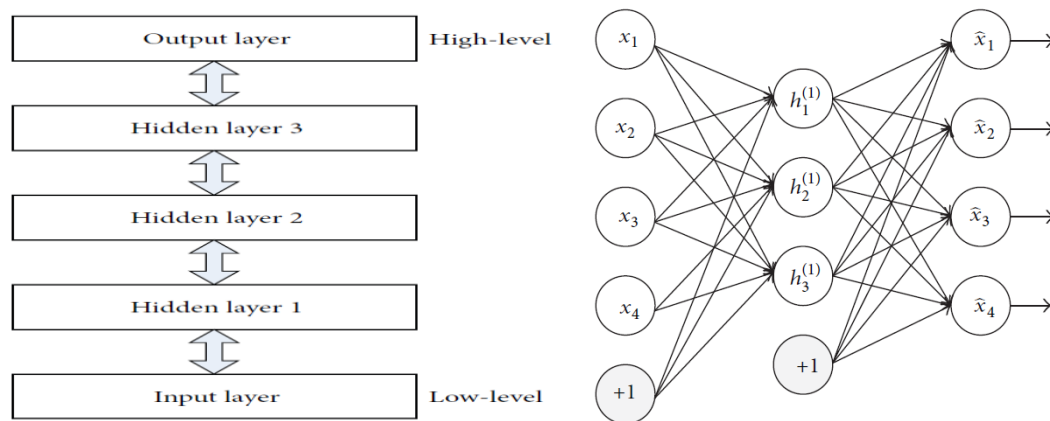
Στο σχήμα 2.1(α) παρουσιάζεται μια περιορισμένη μηχανή Boltzmann (RBM) με ορατές και κρυφές μονάδες ανά επίπεδο, ενώ ένα DBF δημιουργείται από προκαθορισμένο αριθμό RBMs τα οποία τοποθετούνται το ένα πάνω στο άλλο, έτσι ώστε η έξοδος ενός χαμηλότερου RBM να αποτελεί την είσοδο για το επόμενο επίπεδο, όπως φαίνεται και στο σχήμα 2.1(β).

Τέλος ο confusion matrix για κάθε διαφορετικό ταξινομητή από ένα πείραμα για ένα συμμετέχοντα, δείχνει σε γενικό επίπεδο πως τα θετικά συναισθήματα είναι πιο εύκολο να αναγνωριστούν και να ταυτιστούν ως θετικά σε αντίθεση με τα αρνητικά. Για τους ταξινομητές kNN, LR και SVM είναι δύσκολο να αναγνωρίσουν τα αρνητικά συναισθήματα σε σχέση με τον DBF όπως φαίνεται και στην εικόνα 2.2.



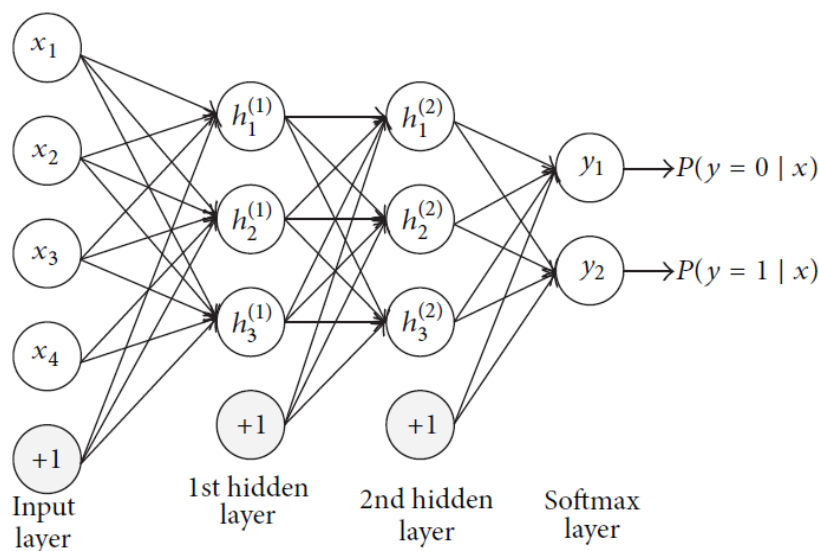
Εικόνα 2.2 Confusion matrix για κάθε ταξινομητή για ένα πείραμα ενός συμμετέχοντα. Οι γραμμές δείχνουν την κλάση στόχο, ενώ στήλη την τελική κατάσταση.

Η αυτόματη αναγνώριση συναισθημάτων από συνεχή σήματα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος μπορεί να απαιτήσει εξελιγμένο αλγόριθμο μάθησης με υψηλό αφαιρετικό επίπεδο αναφέρουν οι Suwicha Jirayucharoensak, Setha Pan-Ngum και Pasin Israsena[40]. Στην μελέτη τους προτείνουν την χρήση ενός δικτύου βαθιάς εκμάθησης για να ανακαλυφθεί άγνωστη συσχέτιση μεταξύ των σημάτων εισόδου που είναι ζωτικής σημασίας για την διεργασία εκπαίδευσης του δικτύου.



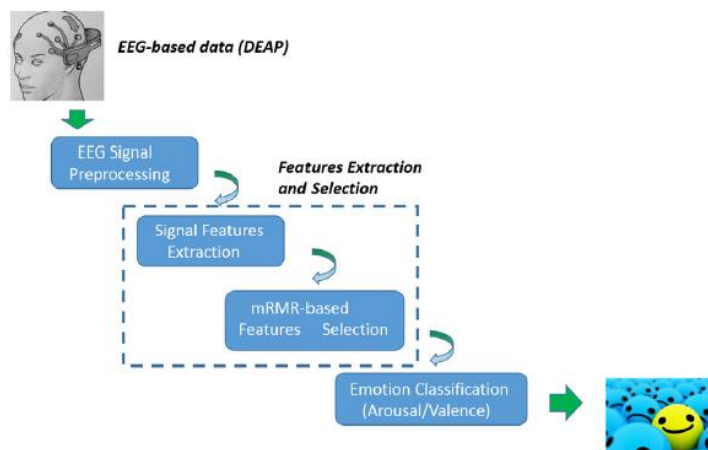
Εικόνα 2.3 : (α)Ιεραρχική δομή ενός δικτύου βαθιάς εκμάθησης (DLN), (β)Δομή ενός αυτόματου κωδικοποιητή

Για την υλοποίηση του δικτύου βαθιάς εκμάθησης χρησιμοποιήθηκε ένας αυτόματος συσσωρευμένος αποκωδικοποιητής (Stacked AutoEncoder, SAE) με ιεραρχική προσέγγιση στην εκμάθηση των χαρακτηριστικών. Για την μείωση των χαρακτηριστικών του προβλήματος χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος principal component analysis (PCA) για την εξαγωγή των κυριότερων χαρακτηριστικών. Τα πειραματικά αποτελέσματα απέδειξαν πως το DLN μπορεί να ταξινομήσει τρία διαφορετικά επίπεδα arousal και valence με ακρίβεια 49,52% και 46,03% αντίστοιχα, ενώ αν το κύριο χαρακτηριστικό προσαρμοστεί με την μεταβλητή μετατόπισης, τα ποσοστά αυξάνονται κατά 5,55% και 6,53% αντίστοιχα.



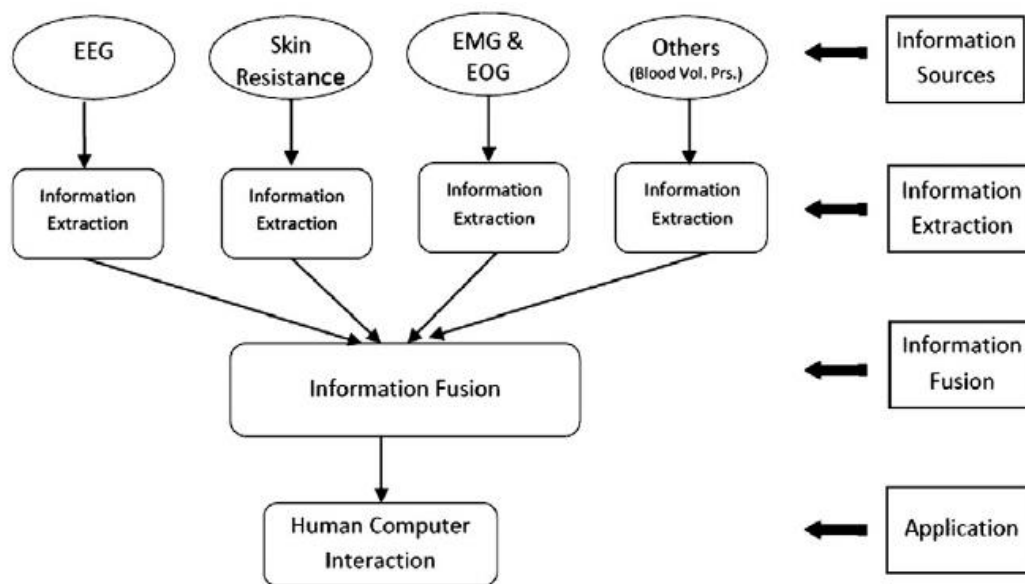
Εικόνα 2.4: Αυτόματος συσσωρευμένος αποκωδικοποιητής με ταξινομητή softmax.

Σε μια άλλη μελέτη που χρησιμοποιεί τα δεδομένα από την DEAP Database, ο John Atkinson και ο Daniel Campos[41] αναφέρουν πως ενώ οι σύγχρονες υπολογιστικές τεχνικές αναγνώρισης συναισθημάτων έχουν καταφέρει επιτυχώς να συνδυάσουν τις συναισθηματικές αλλαγές με τα σήματα των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων, κι έτσι αυτά μπορούν να ταυτοποιηθούν και ταξινομηθούν με τα κατάλληλα ερεθίσματα. Συνήθως η αυτόματη ταξινόμηση περιορίζεται σε ένα μικρό αριθμό κλάσεων συναισθημάτων εξαιτίας των πολλών χαρακτηριστικών και του θορύβου. Για το λόγο αυτό στην μελέτη αυτήν προτείνεται ένα μοντέλο το οποίο βασίζεται σε ένα μοντέλο με διαστάσεις το valence και το arousal στοχεύοντας στην βελτίωση της ακρίβειας της ταξινόμησης και συνδυάζοντας μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινομητών



Εικόνα 2.5: Τα βήματα της διαδικασίας που ακολουθήθηκαν για την αναγνώριση συναισθημάτων

Στην εργασία τους οι Gyanendra Verma και η Uma Shanker Tiwary[42] ήθελαν πρώτον να διερευνήσουν τα μοντέλα αναπαράστασης συναισθημάτων και να ανακαλύψουν ένα μοντέλο με τις ελάχιστες σε αριθμό συνεχείς διαστάσεις, και κατά δεύτερον να αναγνωρίσουν καθώς και να προβλέψουν τα συναισθήματα από φυσιολογικά σήματα χρησιμοποιώντας την προσέγγιση πολλαπλών λύσεων. Το πείραμα ομαδοποίησης δεδομένων των τιμών του valence, arousal και dominance συναισθήματος διαφόρων συναισθημάτων σε συνδυασμό με τον διακριτό μετασχηματισμό Wavelet (Discrete Wavelet Transform) είχε ως αποτέλεσμα οι μέσες τιμές ακρίβειας για τους ταξινομητές SVM, MLP, KNN και MMC να είναι 81,45%, 74,37%, 57,74 και 75,94% αντίστοιχα.

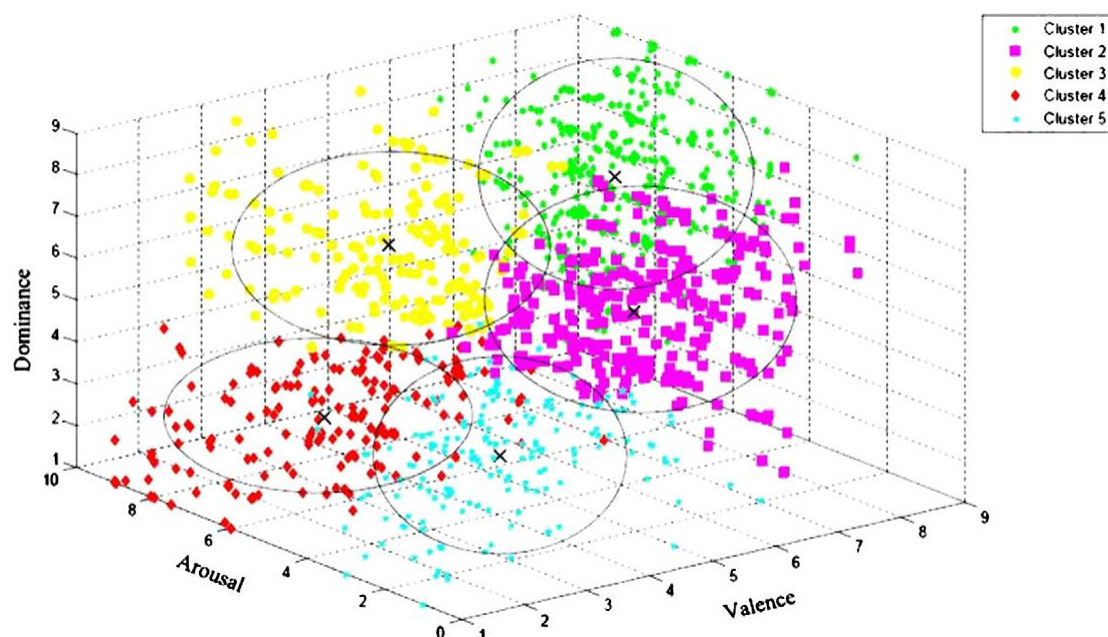


Εικόνα 2.6: Ένα τυπικό πλαίσιο συγχώνευσης πληροφοριών

Στην συνέχεια δημιουργήθηκε μία τρισδιάστατη απεικόνιση των αποτελεσμάτων Valence, Arousal, Dominance και υπολογίστηκαν οι ευκλείδειες αποστάσεις του κάθε συναισθήματος από τα άλλα. Τα συναίσθημα που αναφέρονται είναι: E1:Happy, E2:Sad, E3:Anger, E4:Hate, E5:Fun, E6:Exciting, E7:Joy, E8:Cheerful, E9:Love, E10:Sentimental, E11:Melancholy, E12:Pleasure.

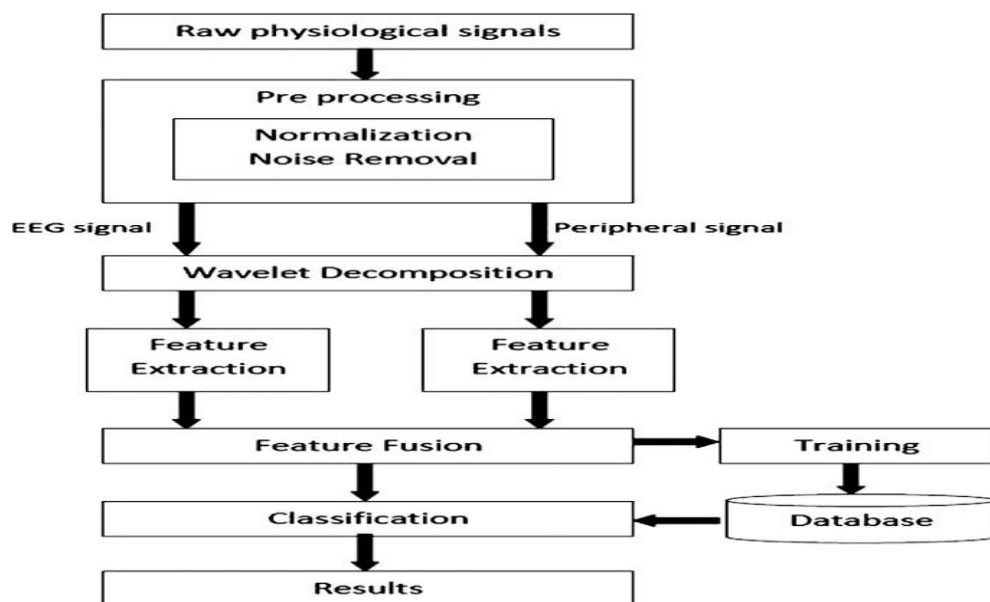
	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10	E11	E12
E1	0	4.70	2.79	3.03	1.15	1.28	0.66	2.07	1.33	3.76	4.18	2.57
E2	4.70	0	2.09	2.49	4.38	4.19	4.21	2.95	3.90	2.01	1.46	2.77
E3	2.79	2.09	0	0.83	2.42	2.20	2.23	1.61	2.33	2.17	2.22	1.42
E4	3.03	2.49	0.83	0	2.63	2.37	2.44	2.13	2.72	2.69	2.77	1.58
E5	1.15	4.38	2.42	2.63	0	0.27	0.72	2.39	2.07	3.96	4.22	2.80
E6	1.28	4.19	2.20	2.37	0.27	0	0.73	2.30	2.07	3.83	4.07	2.64
E7	0.66	4.21	2.23	2.44	0.72	0.73	0	1.85	1.42	3.51	3.86	2.26
E8	2.07	2.95	1.61	2.13	2.39	2.30	1.85	0	0.96	1.70	2.16	1.02
E9	1.33	3.90	2.33	2.72	2.07	2.07	1.42	0.96	0	2.58	3.09	1.66
E10	3.76	2.01	2.17	2.69	3.96	3.83	3.51	1.70	2.58	0	0.66	1.72
E11	4.18	1.46	2.22	2.77	4.22	4.07	3.86	2.16	3.09	0.66	0	2.16
E12	2.57	2.77	1.42	1.58	2.80	2.64	2.26	1.02	1.66	1.72	2.16	0

Πίνακας 2.1: Οι ευκλείδειες αποστάσεις από τα κέντρα των συναισθημάτων στον τρισδιάστο χώρο VAD



Εικόνα 2.7:Κλάσεις διαφορετικών συναισθημάτων βασισμένα στο VAD

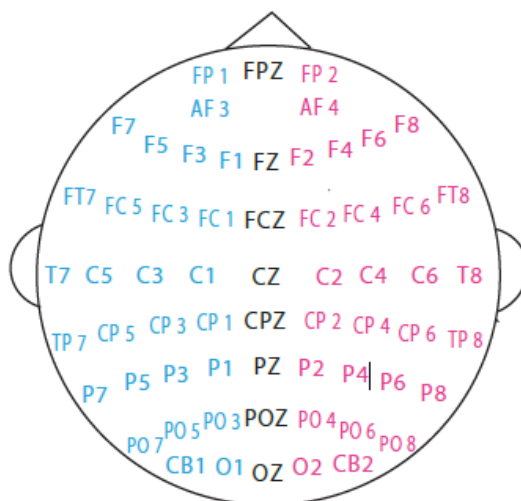
Κατά την διαδικασία του αλγόριθμου K-means έγινε κατηγοριοποίηση στις τιμές των valence, arousal, dominance (V,A,D) για όλα τα σημεία των συναισθημάτων. Το καλύτερο αποτέλεσμα επιτεύχθηκε με 5 κλάσεις όπως φαίνεται στην εικόνα 2.7. Τέλος για την αναγνώριση των συναισθημάτων μέσω ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος που απεικονίζεται στην εικόνα 2.8.



Εικόνα 2.8: Δομή αναγνώρισης συναισθημάτων από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.

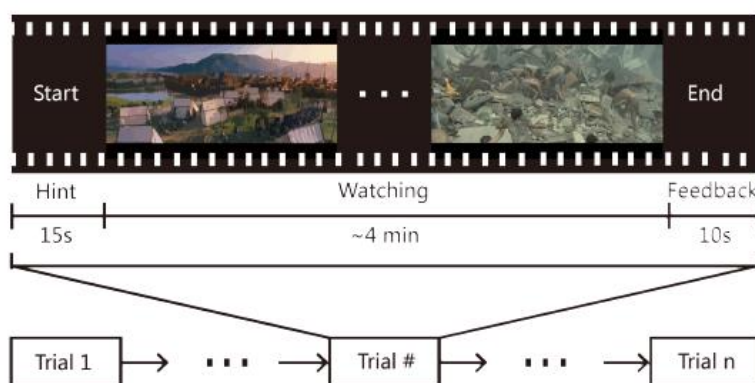
Σε μια ακόμη εργασία, οι Wei-Long Zheng, Jia-Yi Zhu και Bao-Liang Lu[43], διερεύνησαν σταθερά μοτίβα των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων στην πάροδο του χρόνου για την αναγνώριση συναισθημάτων χρησιμοποιώντας μηχανική μάθηση. Για τον εντοπισμό της σταθερότητας του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι εξαγωγής

χαρακτηριστικών, επιλογής χαρακτηριστικών, εξομάλυνσης και μοτίβων ταξινόμησης πάνω στα σετ δεδομένων ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων DEAP και SEED.



Εικόνα 2.9: Το μοντέλο 62 καναλιών για το HEG που χρησιμοποιήθηκε.

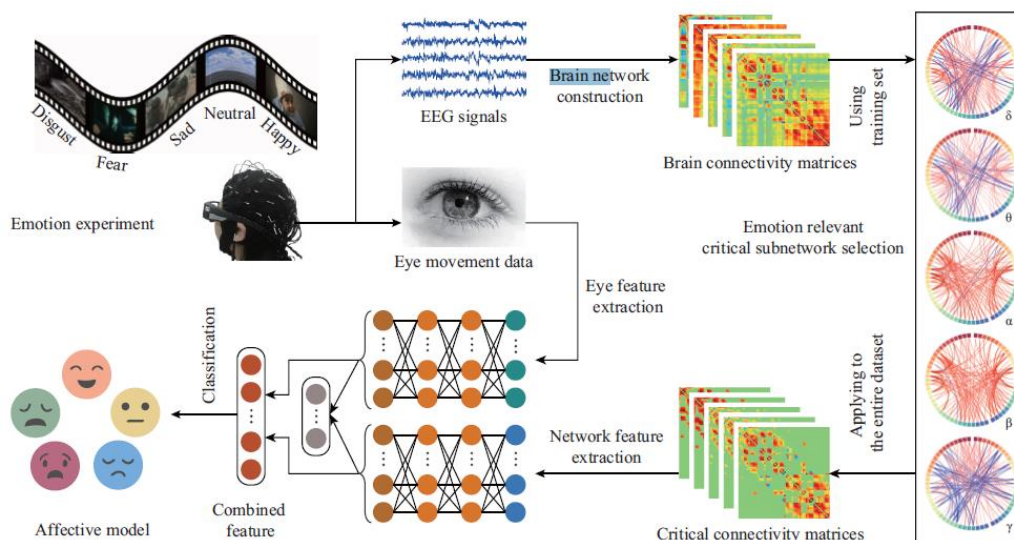
Με την χρήση διακριτού γραφήματος (Discriminative Graph) σε κανονικοποιημένα διαφορικά χαρακτηριστικά εντροπίας από Extreme Learning Machine, επιτεύχθηκαν αποτελέσματα με μέση ακρίβεια 69,67% και 91,07% αντίστοιχα για τα σετ δεδομένων DEAP και SEED. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως οι πλευρικές περιοχές ενεργοποιούνται περισσότερο στα θετικά συναισθήματα όσον αφορά τα εγκεφαλικά κύματα βήτα και γάμμα. Τα ουδέτερα συναισθήματα εμφανίζονταν στην βρεγματική και ινιακή περιοχή κατά την εμφάνιση υψηλών κυμάτων άλφα, ενώ τα αρνητικά συναισθήματα ενεργοποιούσαν την βρεγματική και ινιακή περιοχή σε υψηλές αποκρίσεις κυμάτων δέλτα και στις προμετωπιαίες περιοχές σε υψηλές αποκρίσεις γάμμα κυμάτων.



Εικόνα 2.10: Το πρωτόκολο που χρησιμοποιήθηκε για το πείραμα

Στην μελέτη τους οι Xun Wu, Wei-Long Zheng και Bao-Liang Lu[44], αναφέρουν πως λόγω του ότι πολλές μελέτες αναγνώρισης συναισθημάτων βάσει ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος βασίζονται σε εξαγωγή χαρακτηριστικών από ένα μόνο κανάλι, προτείνουν έναν νέο αλγόριθμο που ελέγχει τρεις λειτουργίες συνδεσιμότητας του δικτύου σε ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, όπως είναι η αντοχή, ο συντελεστής ομαδοποίησης και την επιρροή του κάθε κόμβου του δικτύου. Για το πείραμα

χρησιμοποιήθηκαν τρία σετ δεδομένων ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος, το SEED, το SEED-V και η DEAP Database. Η ταξινόμηση που πραγματοποιείται βάσει του χαρακτηριστικού της αντοχής είναι καλύτερη σε σχέση με το χαρακτηριστικό της διαφορικής εντροπίας σε ανάλυση ενός καναλιού. Τα πειραματικά αποτελέσματα αποκαλύπτουν ότι παρουσιάζονται ξεχωριστά πρότυπα λειτουργικής συνδεσιμότητας για τα πέντε συναισθήματα αηδίας, φόβου, θλίψης, ευτυχίας και ουδετερότητας.



Εικόνα 2.11: Η δομή του προτεινόμενου μοντέλου με σύνδεση δεδομένων ενός ΗΕΓ και των δεδομένων από την κίνηση του ματιού.

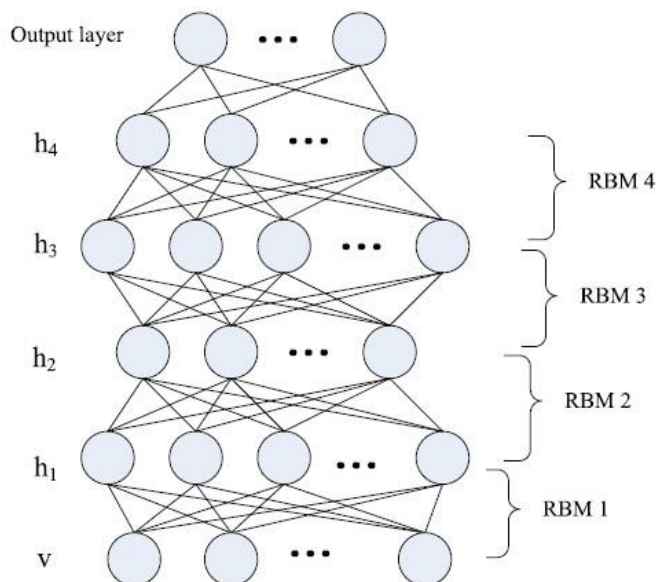
Στην εργασία αυτή, συνδυάστηκαν οι λειτουργίες συνδεσιμότητας του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος με την κίνηση των ματιών. Αρχικά το μοντέλο σχεδιάστηκε ώστε να συλλέγει ταυτόχρονα τόσο δεδομένα ΗΕΓ, όσο και της κινήσεως του ματιού καθώς ο συμμετέχων παρακολουθεί ένα συναισθηματικό βίντεο κλιπ. Στην συνέχεια τα δίκτυα λειτουργικής συνδεσιμότητας που στηρίζονται στο ΗΕΓ κατασκευάζονται κι επιλέγονται για να αποκτήσουν πρόσβαση στα κρίσιμα υποδίκτυα που σχετίζονται με το συναίσθημα. Τέλος τα αποτελέσματα του δικτύου συνδεσιμότητας του ΗΕΓ και τα χαρακτηριστικά κίνησης των ματιών, εξάγονται και ενώνονται για να εκπαιδεύσουν το τελικό συναισθηματικό μοντέλο. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων είχαν ακρίβεια στην ταξινόμηση της τάξης του 95,08%, 84,51% ΚΑΙ 86,61% για τα σετ δεδομένων SEED, SEED-V και DEAP αντίστοιχα.

Σε μια ακόμη μελέτη ανάλυση συναισθημάτων με ΗΕΓ από την DEAP Database, οι Vikrant Doma και Matin Pirouz[45] αναφέρουν πως η αναγνώριση συναισθημάτων με τη χρήση ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος μπορεί να αλλάξει τον τρόπο που αναγνωρίζουμε και θεραπεύουμε προβλήματα υγείας. Αναλόγως τις καταστάσεις που βιώνει ο άνθρωπος μπορεί μέσω των σημάτων ενός ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος να μας δώσει μια πιο διαφορετική εικόνα από συναισθηματικές καταστάσεις που μπορεί να μην είναι σε θέση να εκφράσει. Τα σήματα εγκεφάλου μπορούν να αντανakλάσουν τις αλλαγές στο ηλεκτρικό δυναμικό που προκύπτουν στα δίκτυα επικοινωνιών μεταξύ των νευρώνων.

Αυτή η έρευνα περιλαμβάνει την ανάλυση των δεδομένων από τα κανάλια σε διαστήματα των 15 δευτερολέπτων και πραγματοποιώντας συγκριτική ανάλυση πολλαπλών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης (δηλαδή Support Vector Machine (SVM), k-NN, Linear Discriminant Analysis, Logistic Regression και Decision Trees). Καθένα από αυτά τα μοντέλα δοκιμάστηκε με και χωρίς ανάλυση βασικών χαρακτηριστικών (Principal Component Analysis,

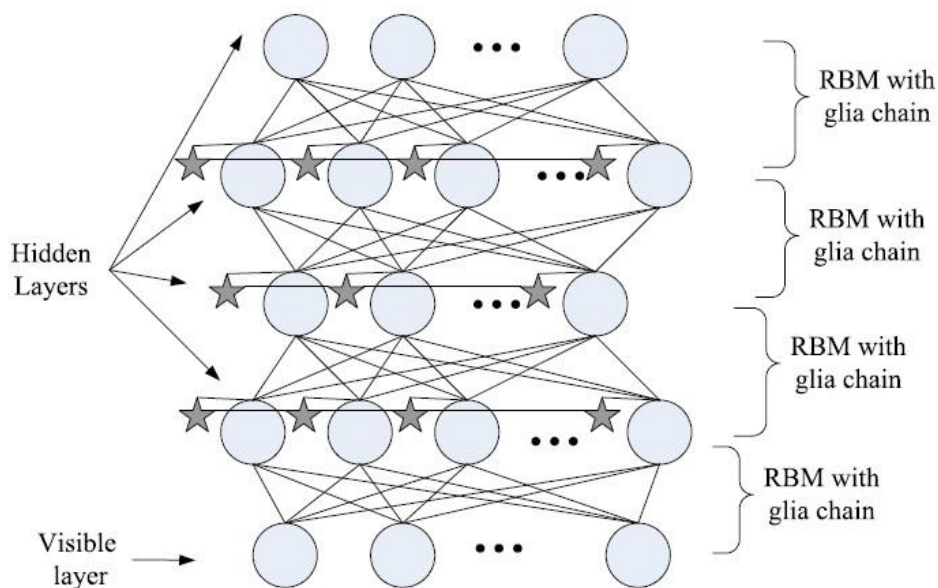
PCA) για μείωση διαστάσεων. Η PCA σε συνδυασμό με SVM έδωσε την καλύτερη απόδοση και παρήγαγε βαθμολογία F1 84,73% με 98,01% ανάκληση στο διάστημα 30ης έως 45ης κατάτμησης. Για καθένα από τα χρονικά τμήματα και «μια τάξη δυαδικής εκπαίδευσης», ένα διαφορετικό μοντέλο ταξινόμησης συγκλίνει με καλύτερη Ακρίβεια και Ανάκληση από άλλους ταξινομητές. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι διαφορετικά μοντέλα ταξινόμησης πρέπει να χρησιμοποιηθούν για τον εντοπισμό διαφορετικών συναισθηματικών καταστάσεων.

Το μεγάλο ενδιαφέρον που παρουσιάζει η αυτόματη αναγνώριση συναισθημάτων τα οποία προέρχονται από σήματα ΗΕΓ, οδηγεί και στην ανάπτυξη πολλών μεθόδων που στηρίζονται σε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Σε αυτό το πλαίσιο, οι Hao Chao και Yongli Liu[46] προτείνουν στην εργασία τους ένα δίκτυο βαθιάς. Η εφαρμογή της μεθόδου έγινε σε τρία σετ δεδομένων και συγκεκριμένα στα AMIGOS, SEED και στη DEAP Database. Τα αποτελέσματα του πειράματος έδειξαν πως η συγκεκριμένη μέθοδος μπορεί να εξορύξει πληροφορίες συσχετισμού μεταξύ πολλών καναλιών, αλλά και εξαρτήσεις μεταξύ των σημάτων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Τέλος τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με άλλους ταξινομητές βαθιάς πεποιθήσης.



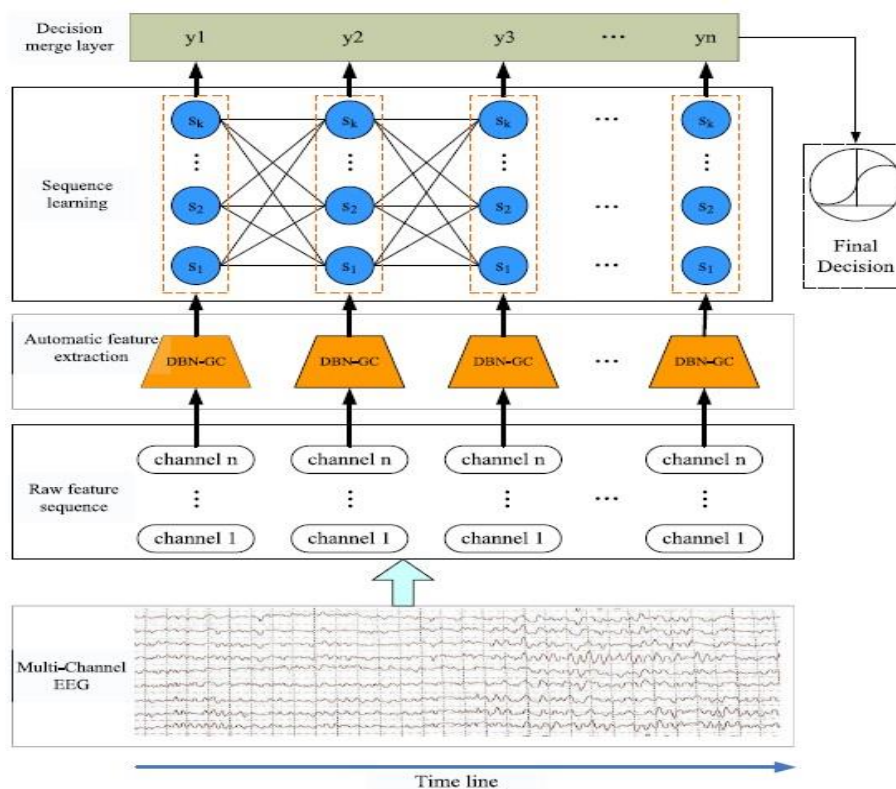
Εικόνα 2.12 Deep Belief Network 4 επιπέδων. Με v συμβολίζεται το ορατό επίπεδο, ενώ με h συμβολίζονται τα κρυφά επίπεδα του δικτύου

Όπως φαίνεται και στο σχήμα 2.12, οι συγγραφείς της εργασίας [46] χρησιμοποίησαν Deep Belief Networks τεσσάρων επιπέδων, όπου κάθε επίπεδο αποτελούνταν από μια Restricted Boltzmann Machine, ενώ με v συμβολίζεται το ορατό επίπεδο, ενώ με h τα κρυφά επίπεδα. Στα DBF πρόσθεσαν και την παράμετρο της *glia chain* με την χρήση της οποίας μπορούν να εξάγουν πληροφορίες συσχέτισης μεταξύ των καναλιών του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.13



Εικόνα 2.13 Δίκτυο DBF-GC όπου σε κάθε κόμβο των κρυφών επιπέδων εφαρμόζεται ένα glia cell (εμφανίζεται με αστεράκι)

Στην συνέχεια στην έξοδο του DBF-GC εφαρμόζεται ένα Conditional Random Field (CRF), το οποίο αποτελεί ένα πιθανόν διακριτικό μοντέλο που χρησιμοποιείται συχνά για την ανάλυση δεδομένων ακολουθίας, και τέλος υπάρχει ένα επίπεδο συμψηφισμού κι αποφάσεως, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.14.



Εικόνα 2.14 Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου DBN-CRF δικτύου.

Ολοκληρώνοντας, σε μια ακόμη εργασία που αξιοποιούν τα δεδομένα της DEAP Database οι Mohammad Bagher Khodabakhshi και Valiollah Saba[47] αναφέρουν πως οι δυναμικές εναλλαγές στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα περιέχουν σημαντικές πληροφορίες για την μελέτη των ανθρώπινων συναισθηματικών καταστάσεων. Ακόμα αναφέρουν πως ένας σωστός τρόπος ανάλυσης των ανθρώπινων συναισθηματικών καταστάσεων είναι οι χαοτικές δυναμικές τεχνικές, κατά τις οποίες οι χρονικές εναλλαγές που λαμβάνονται υπολογίζονται για μεγαλύτερο χρονικές περιόδους. Στην εργασία τους εφαρμόζουν στις χαοτικές μεθόδους των χαρτών λειτουργίας Poincare καθώς και γραφήματα επανάληψης (recurrence plots). Η απόδοση των δύο μεθόδων υπολογίστηκε σε σχέση με την ικανότητα τους να διακρίνουν μεταξύ των arousal, valence, dominance από την ανάλυση δεδομένων ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων για ανάλυση συναισθημάτων.

Οι διαφορές μεταξύ των επιπέδων μεταξύ των συναισθημάτων ερευνήθηκαν με βάση την ανάλυση διακύμανσης (analysis of variance, ANOVA) και την στατιστική του Spearman. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τα γραφήματα επανάληψης ήταν πιο αποδοτικό στον προσδιορισμό των επιπέδων κυριαρχίας μιας και διέκρινε επίπεδα κυριαρχίας σε 23 κανάλια έναντι των 5 που διακρίθηκαν με τον χάρτη λειτουργίας Poincare.

Τέλος με την χρήση μη γραμμικής ανάλυσης παρατηρήθηκαν σημαντικοί συσχετισμοί στην ευρύτερη περιοχή του φλοιού για όλες τις συναισθηματικές καταστάσεις σε σύγκριση με εκείνες που αναφέρθηκαν με βάση την ανάλυση των ζωνών ισχύος ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

2.2 Συμπεράσματα Βιβλιογραφικής Ανασκόπησης

Συμπερασματικά, βλέπουμε ότι από το σύνολο των μελετών που αναλύθηκαν, προκύπτουν κοινές προσεγγίσεις όσον αφορά το διάνυσμα των χαρακτηριστικών που εξάγεται καθώς και το μοντέλο ταξινόμησης. Τα πιο συνηθισμένα χαρακτηριστικά που υπολογίζονται από τις ΗΕΓ καταγραφές και εμφανίζονται στις μελέτες είναι [35],[36],[37],[38]:

- Η ενέργεια $P_{\xi} = \frac{1}{T} \sum_{t=-\infty}^{\infty} |\xi(t)|^2$
- Η μέση τιμή $\mu_{\xi} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \xi(t)$
- Η τυπική απόκλιση $\sigma_{\xi} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\xi(t) - \mu_{\xi})^2}$
- Η 1^η παράγωγος $\delta_{\xi} = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} |\xi(t+1) - \xi(t)|$
- Η Κανονικοποιημένη 1^η παράγωγος $\bar{\delta} = \frac{\delta_{\xi}}{\sigma_{\xi}}$
- Η 2^η παράγωγος $\gamma_{\xi} = \frac{1}{T-2} \sum_{t=1}^{T-2} |\xi(t+2) - \xi(t)|$
- Κανονικοποιημένη 2^η παράγωγος $\bar{\gamma} = \frac{\gamma_{\xi}}{\sigma_{\xi}}$

Τα παραπάνω, είναι ενδεικτικά χαρακτηριστικά μιας μεγάλης γκάμας συχνοτικών και στατιστικών χαρακτηριστικών που εξάγονται από το ΗΕΓ σε μελέτες που χρησιμοποιούν την DEAP Database για έλεγχο και επικύρωση της μεθοδολογίας τους. Στον Πίνακα 2.1 παρουσιάζονται με συντομία τα χαρακτηριστικά που υπολογίζονται σε κάθε μεθοδολογία.

Συγγραφείς	Έτος	Χαρακτηριστικά ΗΕΓ	Συγγραφείς	Έτος	Χαρακτηριστικά ΗΕΓ
Musha et al.	1997	Cross-correlation form θ (5-8Hz), α (8-13Hz), β (13-20Hz)	Hosseini et al.	2010	Bispectra & bicoherence magnitudes (HOS)
Choppin	2000	α, β, θ , asym diff., HOS, MSCE	Frantzidis et al.	2010	δ (.5-4Hz), θ , α 98-16Hz), Ampl. And latency of ERPs
Takahashi	2004	$\delta, \theta, \alpha, \beta, \mu, \sigma, \delta, \gamma, \delta, \sigma, \gamma, \sigma$	Nie et al.	2011	δ, θ, α (8-13Hz), β (13-30Hz), γ (36-40Hz)
Bos	2006	$\alpha, \beta, \alpha/\beta$	Kroupi et al.	2011	θ, α (8-13Hz), β (14-29Hz), γ (30-47Hz), NLD.NSI
Ansari et al.	2007	Hjorth features, fractal dimension	Wang et al.	2011	$\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$
Murugappan et al.	2007	Entropy & energy of 4 th detail coeffs (α)	Makeig et al.	2011	Power of 8-200Hz
Horlings	2008	ERD/ERS, Cross-corr., Hjorth features	Brown et al.	2011	Max, kurtosis, peak of asym
Khalili and Moradi	2008	θ (4-8Hz), α (10-12Hz), β, γ, δ	Soleymani et al.	2011	θ , slow $\alpha, \alpha, \beta, \gamma$, diff. freq band asym.
Schaaff and Schultz	2009	AI:34 bins of freq. components (5-40Hz) All: α , cross-corr. btw. electrodes	Sourina and Liu	2011	Fractal Dimension
Li and Lu	2009	Differend γ bands	Liu and Sourina	2012	β/α ratio, β
Petrantonakis & Hadjileontiadis	2010	Hoc, dwt, $\mu, \sigma, \delta, \gamma, \delta, \sigma, \gamma, \sigma$	Konstantinidis et al.	2012	Multichannel complexity D2
Khosrowabadi et al.	2010	Magnitude Squares Coherence Estimate (1-35Hz)	Hadjidimitriou and Hadjileontiadis	2012	TF analysis of β (13-30Hz), γ (30-49Hz) with rest norm
Khosrowabadi & Rahman	2010	TF spectrogram with GMM (2-30Hz), FD	Rozgic et al.	2013	θ , slow $\alpha, \alpha, \beta, \gamma$, differential asymmetries
Lin et al.	2010	Δ, θ, α (8-13Hz), β (13-30Hz), γ (31-50Hz)	Reuderink et al.	2013	Diff. asym of α (1-64Hz)
Murugappan et al.	2010	Energy, RMS, REE, LREE, ALREE, power	Liu and Sourina	2013	$\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$, FD, diff. asym of statist.

Πίνακας 2.2 Τα χαρακτηριστικά που μελετήθηκαν στις μελέτες που εξετάστηκαν.

Όπως φαίνεται από τον πίνακα 2.1 αναφέρονται οι συγγραφείς των μελετών που εξετάστηκαν καθώς και τα κύρια χαρακτηριστικά του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος τα οποία μελετήθηκαν στην κάθε μια εργασία. Επίσης, αξίζει να σημειωθεί πως αν δεν αναφέρεται διαφορετικά εντός παρενθέσεων στον πίνακα ισχύουν τα γνωστά εύρη των

εγκεφαλικών ρυθμών ως εξής: δ (1-4Hz), θ (4-8Hz), α (8-12Hz), β (12-30Hz) και γ (30-64Hz). Στον πίνακα 2.2 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι μέθοδοι εξαγωγής των κύριων χαρακτηριστικών.

Ανάλυση Χρόνου	Ανάλυση Χρόνου-Συχνότητας
Event Related Potentials (ERP)	Hilbert-Huang Spectrum (HHS)
Statistics of signal	Discrete Wavelet Transform
Hjorth Features	
Non-Stationary Index (NSI)	
Fractal Dimension (FD)	
Higher Order Crossings (HOC)	

Πίνακας 2.3: Μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.

2.3 Ανάλυση Κυματιδίων (Wavelet Analysis)

Η Ανάλυση Κυματιδίων εφαρμόζεται σε πολλές εργασίες, καθώς οι μετασχηματισμοί κυματιδίων μπορούν να θεωρηθούν μορφές αναπαράστασης συχνότητας-χρόνου για σήματα συνεχούς χρόνου (αναλογικά), τα οποία έτσι σχετίζονται με την αρμονική ταλάντωση. Ο διακριτός μετασχηματισμός κυματοειδούς (σε συνεχή χρόνο) ενός σήματος διακριτού χρόνου (δειγματοληψίας) με την χρήση διακριτών τραπεζών φίλτρων δυαδικής διαμόρφωσης είναι μια προσέγγιση κυματοειδούς κύματος σε αυτό το σήμα. Οι συντελεστές μιας τέτοιας τράπεζας φίλτρων ονομάζονται συντελεστές κύματος και συντελεστές κλιμάκωσης. Οι τράπεζες αυτές μπορεί να περιέχουν είτε φίλτρα πεπερασμένης ευθύνης (Finite Impulse Response, FIR) είτε φίλτρα άπειρης απόκρισης παλμών (Infinite Impulse Response, IIR). [29][30][31][32]

Ο μετασχηματισμός Wavelet χωρίζεται σε δύο κατηγορίες: συνεχή και διακριτό.

2.3.1 Συνεχής Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform, CWT)

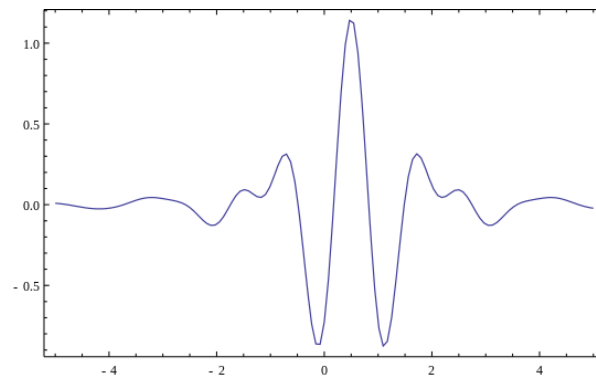
Στο Συνεχή Μετασχηματισμός Κυματιδίων, ένα δεδομένο σήμα πεπερασμένης ενέργειας προβάλλεται σε μία συνεχή ζώνη συχνοτήτων. Για παράδειγμα το σήμα που αναπαρίσταται σε μία ζώνη συχνοτήτων της μορφής $[\phi, 2\phi]$ για συχνότητες $\phi > 0$, το μητρικό σήμα μπορεί να ανακατασκευαστεί με κατάλληλη ολοκλήρωση σε όλα τα στοιχεία συχνότητας που προέκυψαν.

Οι ζώνες συχνοτήτων αλλά και τα υποδιαστήματα είναι κλιμακωτές βαθμίδες σε ένα υποδιάστημα της κλίμακας του 1. Αυτή η υποδιαίρεσή δημιουργείται από τις περισσότερες

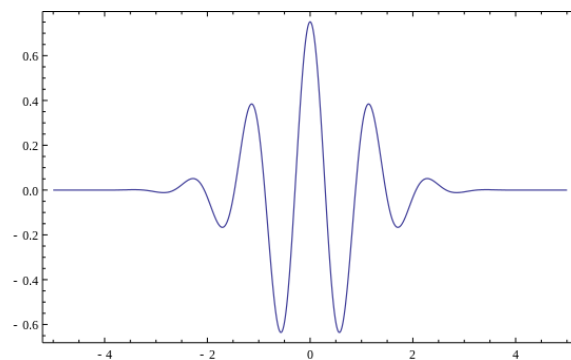
των περιπτώσεων από την μετατόπιση μιας συνάρτησης ψ στο $L^2(\mathbb{R})$ του μητρικού κύματος. Για παράδειγμα στην κλίμακα ζώνης συχνοτήτων $[1, 2]$ η συνάρτηση έχει την μορφή

$$\psi(t) = 2 \operatorname{sinc}(2t) - \operatorname{sinc}(t) = \frac{\sin(2\pi t) - \sin(\pi t)}{\pi t}$$

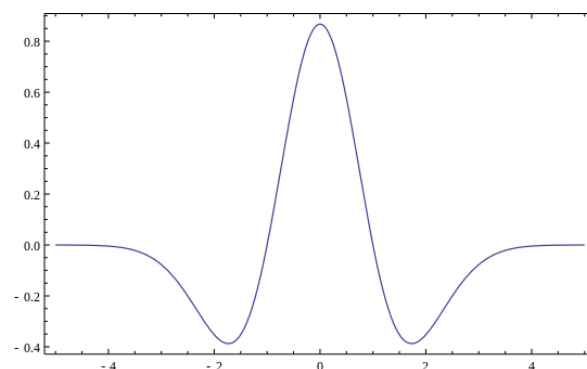
με την κανονικοποιημένη συνάρτηση sinc . Οι κυριότερες απεικονίσεις μητρικών κυμάτων είναι του Meyer, του Morlet και το Mexican hat.



Εικόνα 2.15 Διάγραμμα μητρικού σήματος κύματος κατά Meyer



Εικόνα 2.16 Διάγραμμα μητρικού σήματος κύματος κατά Morlet



Εικόνα 2.17 Διάγραμμα μητρικού σήματος κύματος Mexican hat.

2.3.2 Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform)

Ένα σήμα δεν μπορεί να αναλυθεί χρησιμοποιώντας όλους του συντελεστές κύματος ακόμα και υπολογιστική δύναμη, οπότε δημιουργείται το ερώτημα, αρκεί η χρήση ενός διακριτού υποσυνόλου του άνω μισού γραφήματος για την ανακατασκευή του σήματος από τους αντίστοιχους συντελεστές. Ένα τέτοιο σύστημα ονομάζεται, σύστημα συγγένειας για πραγματικές τιμές παραμέτρων $a>1$ και $b>0$. Το αντίστοιχο διακριτό υποσυνόλου του άνω μισού γραφήματος από όλα τα σημεία (am, nmb) με n, m να ανήκουν στο $\mathbb{Z}$. Τα αντίστοιχα θυγατρικά κύματα προκύπτουν από την σχέση

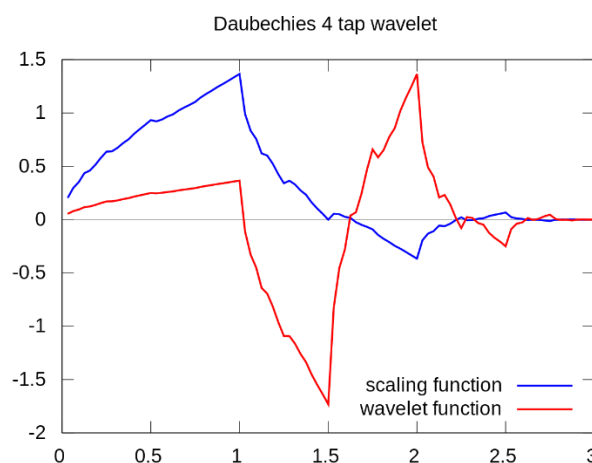
$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a^m}} \psi\left(\frac{t - nb}{a^m}\right)$$

ενώ μια επαρκής συνθήκη για την ανακατασκευή οποιουδήποτε σήματος X , δίνεται από την σχέση

$$x(t) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle x, \psi_{m,n} \rangle \cdot \psi_{m,n}(t)$$

καθώς οι συναρτήσεις $\{\psi_{m,n} : m, n \in \mathbb{Z}\}$ δημιουργούν ορθονομική βάση του $L^2(\mathbb{R})$.

Σε κάθε διακριτό μετασχηματισμό κύματος, υπάρχει μόνο ένας πεπερασμένος αριθμός συντελεστών κύματος για κάθε οριοθετημένη περιοχή στο άνω μισό επίπεδο. Παρόλα αυτά όμως, κάθε συντελεστής απαιτεί αξιολόγηση από έναν ακέραιο. Σε ειδικές περιπτώσεις, αυτή η αριθμητική πολυπλοκότητα μπορεί να ξεπεραστεί εάν τα κλιμακωτά και μετατοπισμένα κύματα σχηματίζουν ανάλυση πολλαπλών λύσεων. Έτσι δημιουργήθηκε μια βοηθητική συνάρτηση, το πατρικό κύμα ϕ στο $L^2(\mathbb{R})$, καθώς και ότι το a είναι ακέραιος. Μια τυπική τιμή είναι $a=2$ και $b=1$ ενώ το πιο διάσημο ζεύγος μητρικού και πατρικού κύματος, είναι το κύμα Daubechies 4-tap (D4). [33]



Εικόνα 2.18 Κύμα Daubechies 4-tap (D4) (By LutzL - Own work, CC BY-SA 3.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=7784466>)

Κεφάλαιο 3

Προτεινόμενη Μεθοδολογία

3.1 Περιγραφή της βάσης

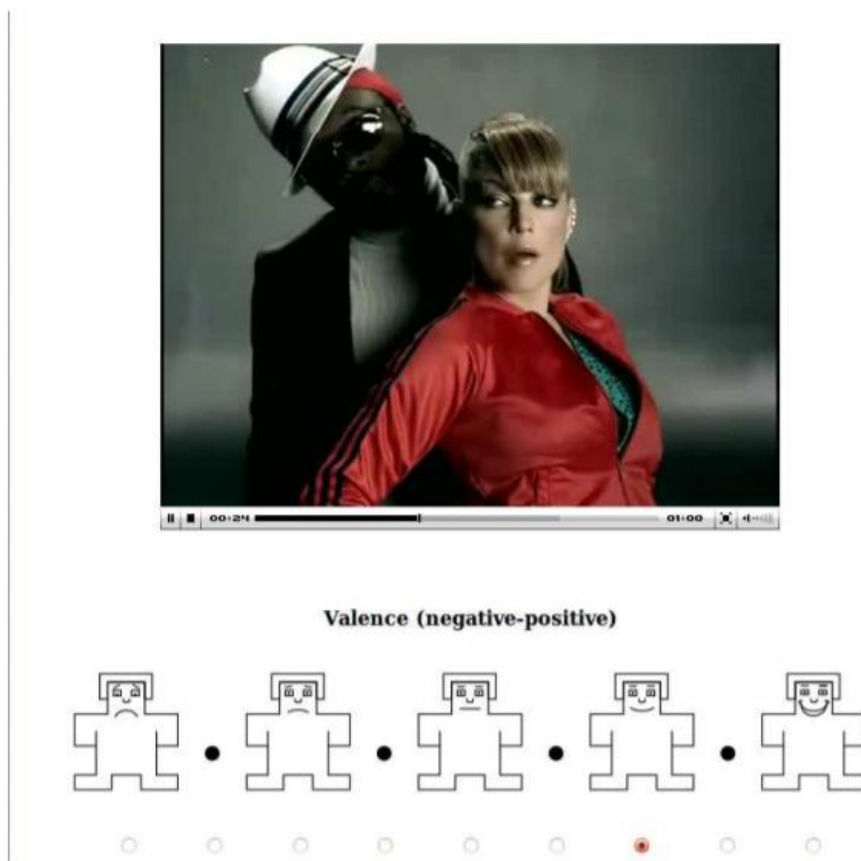
Στην παρούσα εργασία, για την ανάλυση της συναισθηματικής κατάστασης, χρησιμοποιήθηκε μια βάση δεδομένων που είναι ανοιχτά προσβάσιμη στο επιστημονικό κοινό. Η DEAP Database, αποτελείται από ΗΕΓ καταγραφές και καταγραφές περιφερειακών σημάτων από 32 άτομα. Η συλλογή των καταγραφών έγινε κατά τη διάρκεια παρακολούθησης μουσικών βίντεο κλιπ. Συγκεκριμένα, τα μουσικά βιντεοκλίπ χρησιμοποιήθηκαν ως οπτικά ερεθίσματα για να προκαλέσουν διαφορετικά συναισθήματα. Για κάθε βίντεο, επιλέχθηκε ένα λεπτό και αυτό αποτέλεσε το οπτικό ερέθισμα για τους συμμετέχοντες. Οι συμμετέχοντες αξιολόγησαν κάθε βίντεο ως προς τις μετρικές arousal, valence, liking, dominance και familiarity (οικειότητα), επιλέγοντας με αυτόν τον τρόπο το καταλληλότερο βίντεο για το κάθε άτομο.

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται συνοπτικά τα βασικά στοιχεία της βάσης δεδομένων DEAP.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	
<i>Υποκειμενικό σχολιασμός στο διαδίκτυο</i>	
Αριθμός βίντεο	120
Διάρκεια βίντεο	1 λεπτό
Μέθοδος επιλογής	60 βίντεο μέσω του last.fm 60 βίντεο χειροκίνητα
Αριθμός Βαθμολογίας ανά βίντεο	14-16
Κλίμακες βαθμολογίας	Arousal, Valence, Dominance
Τύπος βαθμολογίας	Διακριτές τιμές στην κλίμακα 1-9
<i>Πείραμα φυσιολογικών σημάτων (ΗΕΓ)</i>	
Αριθμός συμμετεχόντων	32
Αριθμός βίντεο	40
Κλίμακες βαθμολογίας	Arousal, Valence, Dominance, Liking, Familiarity
Τύπος βαθμολογίας	Familiarity: διακριτές τιμές στην κλίμακα 1-5 Υπόλοιπα: Συνεχείς τιμές στην κλίμακα 1-9
Καταγεγραμμένα σήματα	ΗΕΓ 32 καναλιών στα 512 Hz Περιφερειακά φυσιολογικά σήματα

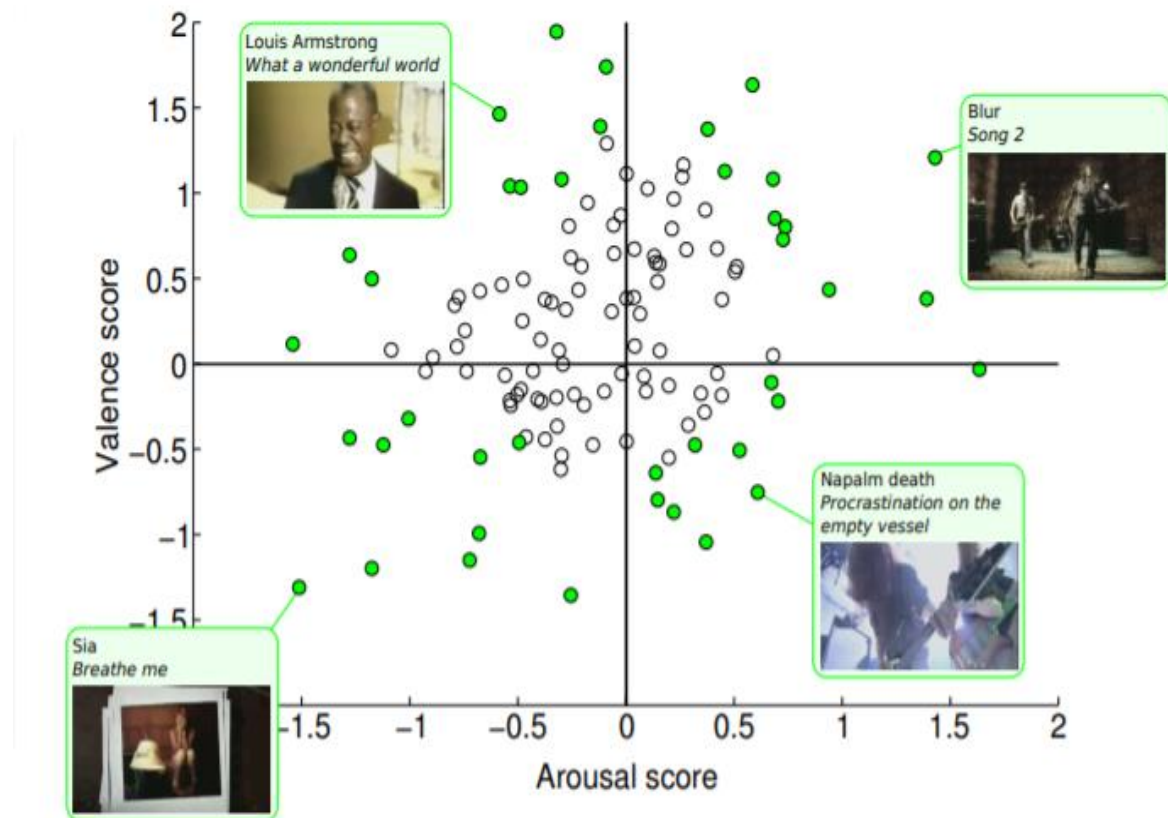
Τα ερεθίσματα που επιλέχθηκαν στο πείραμα επιλέχθηκαν μέσα από πολλά βήματα. Αρχικά, επιλέχθηκαν 120 βίντεο. Στη συνέχεια, προσδιορίστηκε με βάση τις προτιμήσεις των συμμετεχόντων ένα τμήμα του 1 λεπτού από τα βίντεο για να αποτελέσει το οπτικό ερέθισμα. Τέλος, πραγματοποιήθηκε ένα υποκειμενικό πείραμα αξιολόγησης, έτσι ώστε τα τελικά ερεθίσματα που επιλέχθηκαν να είναι 40. Σύμφωνα με τους ερευνητές της DEAP Database, ο χώρος του valence-arousal που αντιστοιχεί στις συναισθηματικές καταστάσεις, μπορεί να χωριστεί σε 4 τεταρτημόρια, δηλαδή **low arousal / low valence (LALV)**, **low arousal / high valence (LAHV)**, **high arousal / low valence (HALV)**, **high arousal / high valence (HAHV)**.

Κατά τη διάρκεια της πειραματικής διαδικασίας, οι συμμετέχοντες παρακολούθησαν μουσικά βίντεο και τα αξιολόγησαν σε 9 διαφορετικά σημεία σχετικά με το arousal, το valence και το dominance. Ένα στιγμιότυπο οθόνης της διεπαφής φαίνεται στην Εικόνα 3.1. Κάθε συμμετέχων παρακολούθησε όσα βίντεο ήθελε, ενώ μπορούσε να τερματίσει τη βαθμολόγηση οποιαδήποτε στιγμή ήθελε. Η σειρά των βίντεο κλιπ ήταν τυχαία. Αυτό εξασφάλισε παρόμοιο αριθμό αξιολογήσεων για κάθε βίντεο (14-16 αξιολογήσεις ανά βίντεο). Εξασφαλίστηκε επίσης, ότι οι συμμετέχοντες δεν θα έβλεπαν ποτέ το ίδιο βίντεο δύο φορές.



Εικόνα 3.1: Στιγμιότυπο οθόνης της διεπαφής ιστού για υποκειμενική αξιολόγηση συναισθημάτων

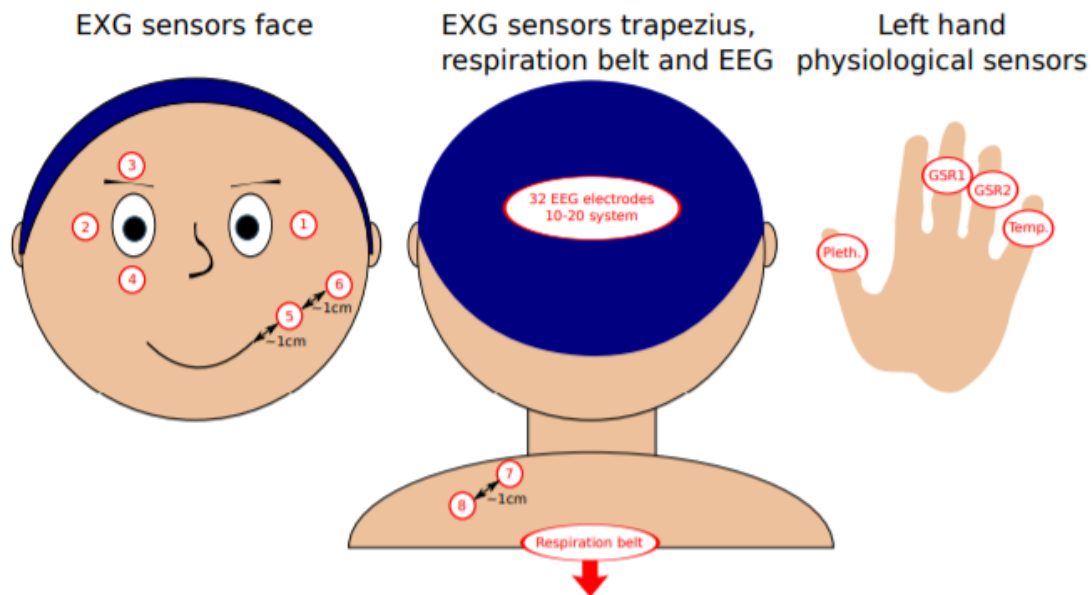
Εφόσον τα 120 βίντεο βαθμολογήθηκαν από τουλάχιστον 14 εθελοντές το καθένα, επιλέχθηκαν τα τελικά 40 βίντεο της βάσης. Για κάθε βίντεο X υπολογίστηκε μια κανονικοποιημένη βαθμολογία arousal και valence λαμβάνοντας τη μέση βαθμολογία διαιρούμενη με την τυπική απόκλιση (μ_X/σ_X). Στη συνέχεια, για κάθε τεταρτημόριο στο κανονικοποιημένο διάστημα arousal/valence επιλέχθηκαν τα 10 βίντεο που βρίσκονται πιο κοντά στην ακραία γωνία του τεταρτημρίου, καταλήγοντας στα 40 συνολικά βίντεο που στοιχειοθετούν την DEAP Database.



Εικόνα 3.2 : Οι τιμές του λόγου μ_y/σ_x για κάθε βίντεο. Τα επιλεγμένα βίντεο του πειράματος είναι με πράσινο χρώμα, ενώ με εικόνα και τίτλο απεικονίζονται τα βίντεο με την πιο ακραία τιμή.

3.2 Πειραματική διαδικασία

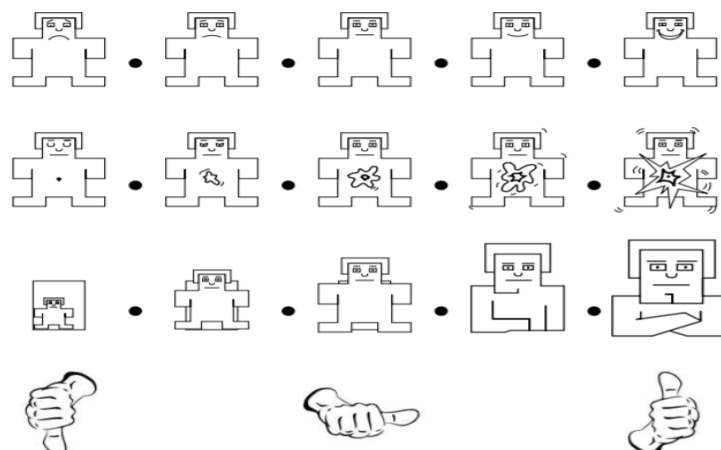
Στο πείραμα συμμετείχαν 32 άτομα, 16 άντρες και 16 γυναίκες, με την ηλικία να κυμαίνεται από τα 19 ως τα 37 έτη (μέσος όρος 26,9 έτη). Πριν την έναρξη του πειράματος κάθε συμμετέχων συμπλήρωσε ένα ερωτηματολόγιο κι ενημερώθηκε για την διαδικασία του πειράματος. Κατά την διαδικασία του πειράματος έγινε καταγραφή 48 καναλιών (32 σήματα ΗΕΓ, 12 περιφερειακά σήματα, 3 κενά σήματα κι 1 σήμα κατάστασης).



Εικόνα 3.3: Οι θέσεις των ηλεκτροδίων για την καταγραφή των σημάτων.

Στον Πίνακα 3.1, αναγράφονται τα ονόματα των ηλεκτροδίων. Η διαδικασία του πειράματος είχε ως εξής.

- 1) Εμφάνιση 2 δευτερολέπτων του αριθμού του βίντεο, για την ενημέρωση της προόδου,
- 2) Καταγραφή 5 δευτερολέπτων για διόρθωση του «κέντρου» της οθόνης πριν την καταγραφή,
- 3) Παρουσίαση του ενός λεπτού βίντεο κλιπ,
- 4) Αυτοαξιολόγηση των παραμέτρων του πειράματος. (Εικόνα 3.4)



Εικόνα 3.4: Καρτέλα αυτοαξιολόγησης. Από πάνω: Arousal SAM, Valence SAM, Dominance SAM, Liking

Αρ. Καναλιού	Όνομα Καναλιού	Αρ. Καναλιού	Όνομα Καναλιού
1	Fp1	25	FC6
2	AF3	26	FC2
3	F7	27	F4
4	F3	28	F8
5	FC1	29	AF4
6	FC5	30	Fp2
7	T7	31	Fz
8	C3	32	Cz
9	CP1	33	EXG1 (left of left eye)
10	CP5	34	EXG2 (right of right eye)
11	P&	35	EXG3 (above right eye)
12	P3	36	EXG4 (below right eye)
13	Pz	37	EXG5 (zygomaticus of left mouth corner)
14	PO3	38	EXG6 (zygomaticus +/-1cm from EXG5)
15	O1	39	EXG7 (trapezius, left shoulder)
16	Oz	40	EXG8 (1cm below EXG7)
17	O2	41	GSR1(skin response)
18	PO4	42	GSR2 (unused)
19	P4	43	Erg1 (unused)
20	P8	44	Erg2 (unused)
21	CP6	45	Resp (respiration belt)
22	CP2	46	Plet (plethysmograph, left thumb)
23	C5	47	Temp (temperature, left pinky)
24	T8	48	Status (status channel, containing markers)

Πίνακας 3.1: Τα ονόματα των ηλεκτροδίων και ο αριθμός σήμανσης τους κατά την διαδικασία του πειράματος.

Κατά την διαδικασία της αυτοαξιολόγησης, οι συμμετέχοντες βαθμολογούσαν το valence, το arousal και το dominance του κάθε συναισθήματος που τους προκαλούσε το βίντεο που παρακολουθούσαν. Η επιλογή συναισθημάτων γινόταν από έναν τροχό συναισθημάτων (emotion wheel).

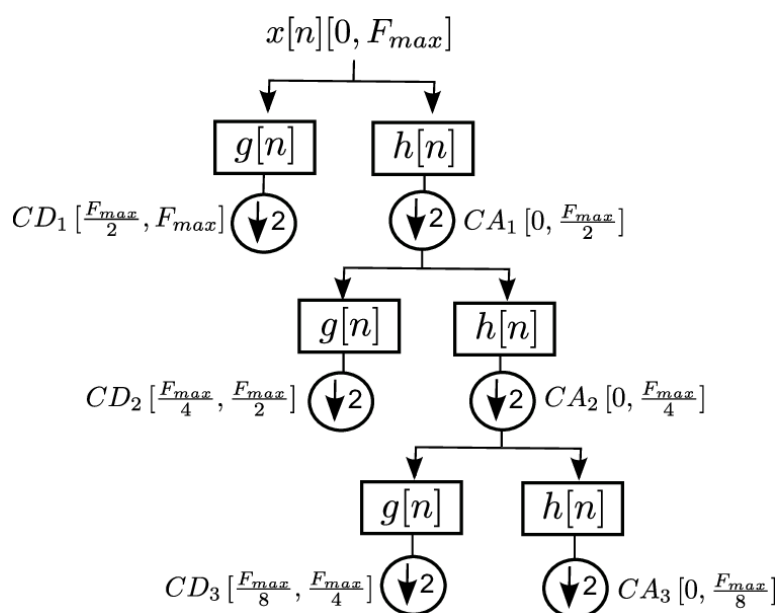
1.Pride	5.Relief	9.Sadness	13.Envy
2.Elation	6.Hope	10.Fear	14.Disgust
3.Joy	7.Interest	11.Shame	15.Contempt
4.Satisfaction	8.Surprise	12.Guilt	16.Anger

Πίνακας 3.2: Τροχός επιλογής συναισθημάτων κατά την αυτοαξιολόγηση

Η κλίμακα μέτρησης του arousal κυμαίνεται από το calm/bored έως το stimulated/excited, ενώ η κλίμακα του valence κυμαίνεται από unhappy/sad έως το happy/joyful. Η μέτρηση του dominance κυμάνθηκε από submissive έως dominant. Η τέταρτη κλίμακα αφορούσε το κατά πόσο ήταν αρεστό ή όχι το βίντεο στον εκάστοτε συμμετέχοντα. Τέλος υπήρχε και η ερώτηση κατά πόσο ήταν γνωστό το τραγούδι του βίντεο στον κάθε συμμετέχοντα.

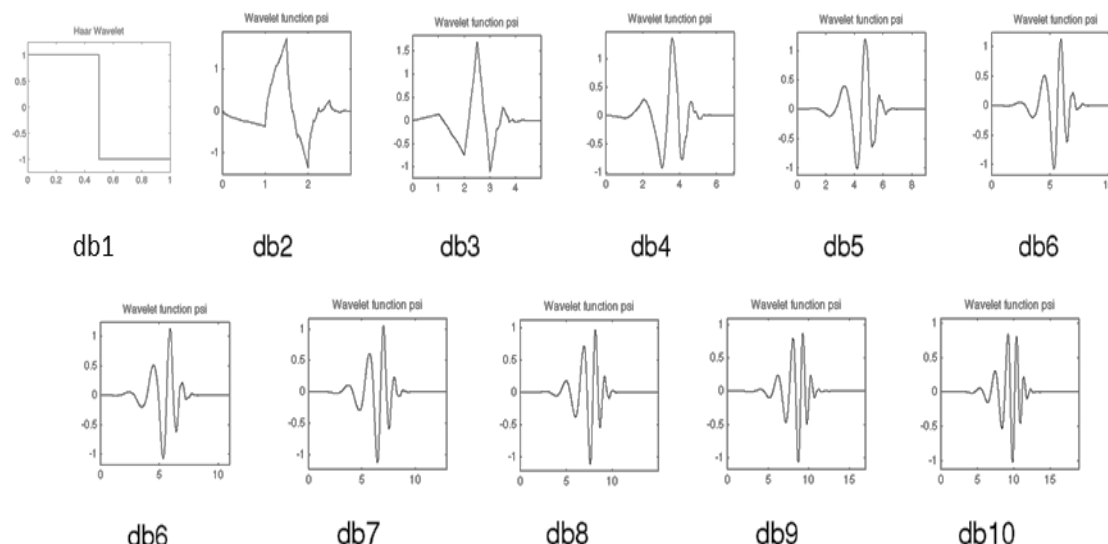
3.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Για την ανάλυση των ΗΕΓ σημάτων χρησιμοποιήθηκε ο Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform – DWT), που αποτελεί τον πιο διαδεδομένο Μετασχηματισμό στην Ανάλυση Κυματιδίων. Ο DWT είναι ένας μετασχηματισμός ανάλυσης Χρόνου-Συχνότητας σύμφωνα με τον οποίο το σήμα αποσυντίθεται σε συντελεστές υψηλών και χαμηλών συχνοτήτων, ύστερα από μετατόπιση και κλιμάκωση ενός βασικού κυματιδίου που ονομάζεται μητρικό κυματίδιο (mother wavelet). Το μητρικό κυματίδιο χρησιμοποιεί συναρτήσεις μετατόπισης και κλιμάκωσης που παίζουν το ρόλο ζωνοπερατών φίλτρων. Με αυτό τον τρόπο το σήμα αποσυντίθεται σε συντελεστές υψηλών συχνοτήτων που ονομάζονται συντελεστές λεπτομερειών (Detail coefficients – cD) και σε συντελεστές χαμηλών συχνοτήτων που ονομάζονται συντελεστές προσέγγισης (Approximation coefficients – cA) με βάση τη συχνότητα δειγματοληψίας του [49]. Έπειτα, ο συντελεστής χαμηλών συχνοτήτων αποσυντίθεται εκ νέου σε υψηλές και χαμηλές συχνότητες σε μια διαδικασία που θυμίζει δένδρική διαδρομή. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου αποσυντεθεί το σήμα πλήρως στις επιθυμητές συχνότητες [50]. Στην Εικόνα 3.5 παρουσιάζεται μια απεικόνιση του DWT.



Εικόνα 3.5: Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform, DWT)

Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορα μητρικά κυματίδια και οικογένειες μητρικών κυματιδίων. Το πρώτο και πιο απλό κυματίδιο είναι το Haar που είναι το μόνο ασυνεχές κυματίδιο με σημεία ασυνέχειας τα 0, 0.5 και 1. Επιπλέον υπάρχει το Mexican hat και το Meyer και έπειτα οικογένειες κυματιδίων, όπως οι οικογένειες Daubechies, οι Symlet, τα Coiflet και τα Biorthogonal. Στην Εικόνα 3.6. παρουσιάζεται η οικογένεια Daubechies με τα χαρακτηριστικά κυματίδια που συμβολίζονται ως db_m , όπου το m υποδεικνύει το πλήθος των συντελεστών κλιμάκωσης. Το πρώτο κυματίδιο db_1 αποτελεί το κυματίδιο Haar [49].



Εικόνα 3.6: Η οικογένεια των κυματιδίων Daubechies

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, εφαρμόστηκε στις ΗΕΓ καταγραφές DWT 4 επιπέδων με μητρικό κυματίδιο το db4. Η τελική επιλογή του κυματιδίου πραγματοποιήθηκε ύστερα από αναζήτηση της βιβλιογραφίας και από δοκιμές ανάμεσα στην οικογένεια Daubechies. Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι συντελεστές προσέγγισης και λεπτομερειών για το κάθε επίπεδο, μαζί με το εύρος συχνοτήτων στο οποίο εμπίπτει ο κάθε συντελεστής καθώς και το ΗΕΓ ρυθμό που αντιστοιχεί αυτό το εύρος προσεγγιστικά.

Συντελεστής	Εύρος συχνοτήτων	ΗΕΓ ρυθμός
cD1	32 – 64	γάμμα
cD2	18 – 32	βήτα
cD3	9 – 18	άλφα
cD4	4,5 – 9	θήτα
cA4	0,5 – 4,5	δέλτα

Πίνακας 03.3 Οι συντελεστές προσέγγισης (cD) και λεπτομερειών (cA) ύστερα από τον Διακριτό Μετασχηματισμό Κυματιδίων 4 επιπέδων με το αντίστοιχο εύρος συχνοτήτων

Στη συνέχεια, για κάθε ηλεκτρόδιο υπολογίστηκε ένα πλήθος χαρακτηριστικών, σχηματίζοντας το τελικό διάνυσμα χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου ταξινόμησης. Το διάνυσμα χαρακτηριστικών αποτελείται από χαρακτηριστικά που υπολογίζονται για κάθε έναν από τους παραπάνω συντελεστές κυματιδίων, που αντιστοιχούν μερικώς στους 5 βασικούς ΗΕΓ ρυθμούς (δ, θ, α, β και γ). Συγκεκριμένα, για κάθε ηλεκτρόδιο υπολογίστηκαν

Η Ενέργεια,

$$Energy_i = \sum_{j=1}^N x_j^2, i=cD1, cD2, cD3, cD4, cA4$$

που είναι η τετραγωνική τιμή της τμήματος ΗΕΓ δεδομένων x_j διάρκειας 60 δευτερολέπτων που υπολογίζεται για κάθε συντελεστή i .

Η Εντροπία Shannon,

$$ShanEn_i = - \sum_{j=1}^M p_j \log(p_j), i=cD1, cD2, cD3, cD4, cA4$$

που είναι ένα μέτρο πολυπλοκότητας. Ως p_j ορίζεται η κατανομή πιθανότητας για κάθε τμήμα ΗΕΓ δεδομένων x_j διάρκειας 60 δευτερολέπτων και υπολογίζεται από το ιστόγραμμα του κάθε τμήματος.

Η Εντροπία Tsallis, (Tsallis Entropy – TsalEn),

$$TsalEn_i = \frac{1}{q-1} \left(1 - \sum_u^W p_u^q \right), i=cD1, cD2, cD3, cD4, cA4$$

που είναι ένα σχετικά νεότερο μέτρο πολυπλοκότητας και έχει χρησιμοποιηθεί σε της εφαρμογές βιοσημάτων [50]. Στην παραπάνω εξίσωση η παράμετρος q προσδιορίζει το βαθμό της αλληλεπίδρασης μεταξύ των συστημάτων, θεωρώντας ότι κάθε σύστημα που εξετάζεται αποτελείται από επιμέρους υποσυστήματα, και είναι οποιοσδήποτε πραγματικός αριθμός [51]. Στην παρούσα μελέτη τέθηκε $q = 2$ κατά αντιστοιχία με τη μελέτη [52].

Το διάνυσμα χαρακτηριστικών που προέκυψε από τον υπολογισμό των παραπάνω χαρακτηριστικών για κάθε ένα από τα 32 ηλεκτρόδια για τα 40 βίντεο προβολής αποτελείται από 1280 γραμμές (32 συμμετέχοντες * 40 βίντεο για κάθε συμμετέχων) και 480 στήλες (32 ηλεκτρόδια * 45 χαρακτηριστικά για κάθε ηλεκτρόδιο). Δεδομένου ότι το μέγεθος του διανύσματος χαρακτηριστικών είναι μεγάλο και μπορεί να «μπερδέψει» την εκπαίδευση του μοντέλου ταξινόμησης, εφαρμόστηκε η τεχνική Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis – PCA). Σύμφωνα με την PCA, τα δεδομένα προβάλλονται σε ένα χώρο με τρόπο τέτοιο ώστε να μεγιστοποιείται η διασπορά των σημείων και να προβάλλεται το σύνολο δεδομένων σε μικρότερο αριθμό διαστάσεων. Στο τέλος, τα δεδομένα αναπαρίστανται ως ένα νέο σύνολο δεδομένων που προκύπτει από το γραμμικό συνδυασμό των αρχικών.

Κεφάλαιο 4

Αποτελέσματα μεθοδολογίας

4.1 Εκπαίδευση μοντέλου ταξινόμησης

Συνοψίζοντας την διαδικασία που ακολουθήθηκε για να εξαχθούν τα τελικά δεδομένα πριν αυτά ελεγχθούν από τους επιλεγμένους ταξινομητές, όπως φαίνεται και στην εικόνα 4.1, ξεκίνησε με την επεξεργασία των δεδομένων της βάσης DEAP, στην συνέχεια εφαρμόστηκε ο Διακριτός Μετασχηματισμός Wavelet (Ανάλυση χρόνου-Συχνότητας) και υπολογίστηκαν οι μετρικές της Ενέργειας, Εντροπίας Shannon και η Εντροπία Tsallis. Στο τελικό στάδιο τα δεδομένα που προέκυψαν εισήχθησαν στους αλγορίθμους ταξινόμησης, όπως θα δούμε παρακάτω.



Εικόνα 4.1: Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την εξαγωγή των δεδομένων.

Η εκπαίδευση και ο έλεγχος της επίδοσης του μοντέλου ταξινόμησης έγινε σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης 4 κλάσεων. Οι τιμές arousal και valence που χαρακτηρίζουν τη συναισθηματική κατάσταση των συμμετεχόντων χρησιμοποιήθηκαν για τη δημιουργία 4 κατηγοριών. Έχοντας ως δεδομένο ότι οι συμμετέχοντες σημείωναν σε μια κλίμακα από 1 έως 9 το βαθμό της αντίδρασής τους στο βίντεο που έβλεπαν (arousal) και το βαθμό της έντασης (valence) που είχε το συναίσθημα που τους προκαλούσε το βίντεο, δημιουργήσαμε 4 διακριτές κλάσεις:

- **high arousal – high valence (HAHV):** Στην κατηγορία αυτή εμπίπτουν τα ΗΕΓ χαρακτηριστικά που αντιστοιχούν σε τιμές arousal και valence μεγαλύτερες από 4,5.
- **high arousal – low valence (HALV):** Στην κατηγορία αυτή εμπίπτουν τα ΗΕΓ χαρακτηριστικά που αντιστοιχούν σε τιμή arousal μεγαλύτερη από 4,5 και τιμή valence μικρότερη από 4,5.
- **low arousal – high valence (LAHV):** Στην κατηγορία αυτή εμπίπτουν τα ΗΕΓ χαρακτηριστικά που αντιστοιχούν σε τιμή arousal μικρότερη από 4,5 και τιμή valence μεγαλύτερη από 4,5.

- **low arousal – low valence (LALV)**: Στην κατηγορία αυτή εμπίπτουν τα ΗΕΓ χαρακτηριστικά που αντιστοιχούν σε τιμές arousal και valence μικρότερες από 4,5.

Συνεπώς, δημιουργήθηκε ένα πρόβλημα ταξινόμησης 4 κλάσεων που χρησιμοποιήθηκε ως είσοδος σε 6 αλγόριθμους ταξινόμησης και συγκεκριμένα σε Δέντρο Απόφασης (Decision Tree), σε αλγόριθμο Τυχαίων Δασών (Random Forests), στον Naïve Bayes, σε Νευρωνικό Δίκτυο, στις Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines – SVM) και στον αλγόριθμο k-Πλησιέστερων Γειτόνων (k-Nearest Neighbor – kNN).

Η εκπαίδευση και ο έλεγχος της απόδοσης του κάθε ταξινομητή έγινε με τη μέθοδο διασταυρωμένης επικύρωσης (cross-validation) και συγκεκριμένα με την 10-fold cross-validation. Η μέθοδο αυτή είναι μια επαναληπτική μέθοδος κατά την οποία το σύνολο των ΗΕΓ χαρακτηριστικών χωρίζεται σε 10 ίσα τμήματα τα οποία χρησιμοποιούνται ως σύνολο εκπαίδευσης (training set) και ως σύνολο ελέγχου (test set). Στην πρώτη επανάληψη, 9 τμήματα από τα 10 χρησιμοποιούνται για να εκπαιδεύσουν τον ταξινομητή και το 1 τμήμα για να δοκιμάσει την ικανότητα του ταξινομητή να κατηγοριοποιεί σωστά τα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύτηκε. Στην επόμενη επανάληψη, ένα διαφορετικό τμήμα χρησιμοποιείται ως σύνολο ελέγχου και η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου κάθε τμήμα να χρησιμοποιηθεί μια φορά για τον έλεγχο του ταξινομητή. Στο τέλος πραγματοποιείται μια 11η επανάληψη για όλο το σύνολο δεδομένων [53].

Η προτεινόμενη μεθοδολογία ελέγχθηκε σε ένα πλήθος από διαφορετικούς αλγόριθμους ταξινόμησης, ώστε να καταλήξουμε στον αλγόριθμο που θα επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα και θα διακρίνει με τον βέλτιστο τρόπο το πρόβλημα ταξινόμησης 4 κλάσεων που δημιουργήσαμε.

4.2 Έλεγχος αλγορίθμων ταξινόμησης

Για την επικύρωση της προτεινόμενης μεθοδολογίας ελέγχθηκαν γνωστοί ταξινομητές που έχουν χρησιμοποιηθεί κατά κόρον σε επιστημονικές εργασίες που αντιμετωπίζουν το ζήτημα της ανάλυσης της συναισθηματικής κατάστασης. Συγκεκριμένα, ελέγχθηκαν τα Δέντρα Απόφασης (Decision Trees), τα Τυχαία Δάση (Random Forests), ο Naïve Bayes, ένα MultiLayer Perceptron (MLP) και οι Μηχανές Διανυσμάτων Απόφασης (Support Vector Machines).

4.2.1 Decision Trees (Δέντρα Απόφασης)

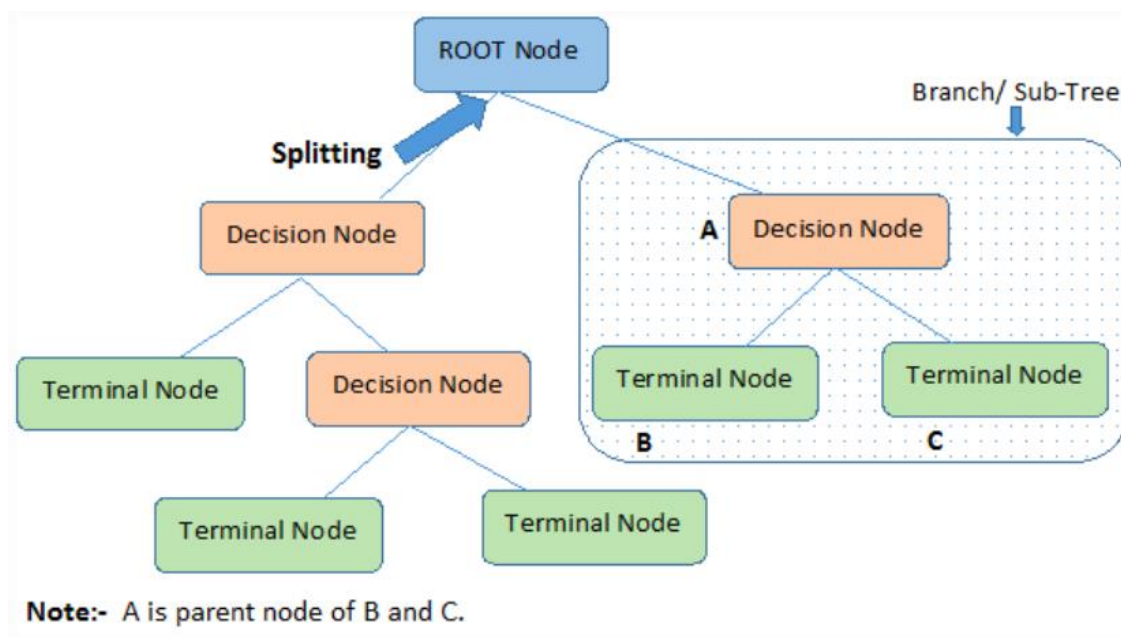
Ο αλγόριθμος decision tree [54] ανήκει στην κατηγορία των αλγορίθμων με επίβλεψη. Σε αντίθεση με άλλους αλγόριθμους της κατηγορίας του, μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης όσο και παλινδρόμησης. Ο στόχος της χρήσης των Δέντρων Απόφασης, είναι η δημιουργία ενός μοντέλου εκπαίδευσης που θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλέψει την κατηγορία ή την τιμή μιας μεταβλητής «στόχου», μαθαίνοντας απλούς κανόνες απόφασης που προκύπτουν από τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Για την εύρεση της κατηγορίας ή της τιμής ενός χαρακτηριστικού, ξεκινάμε από την ρίζα του δέντρου. Συγκρίνουμε την τιμή του χαρακτηριστικού με αυτήν της ρίζας και αναλόγως ακολουθούμε το αντίστοιχο κλαδί για να καταλήξουμε στον επόμενο κόμβο. Επαναλαμβάνουμε την διαδικασία μέχρι να καταλήξουμε σε «φύλο» το οποίο μας δίνει και το ζητούμενο αποτέλεσμα.

Ανάλογα με το είδος του ζητούμενου αποτελέσματος, τα δέντρα απόφασης, μπορεί να χαρακτηριστούν ως **κατηγοριοποιημένα**, αν το αποτέλεσμα προκύπτει ανάμεσα από διάφορες κατηγορίες. Αν το αποτέλεσμα θα προκύψει από συνεχές τιμές, τότε ονομάζονται ως δέντρα απόφασης συνεχούς μεταβλητής.

Τα βασικά γνωρίσματα ενός δέντρου απόφασης είναι

- Αρχικός κόμβος (ή ρίζα του δέντρου) : αντιπροσωπεύει ολόκληρο το πληθυσμό ή τμήμα αυτού και μπορεί να διαχωριστεί σε δύο ή περισσότερα ομοιογενή τμήματα.
- Διαχωρισμός: είναι η διαδικασία κατά την οποία ένας κόμβος διαιρείται σε δύο ή περισσότερους υποκόμβους.
- Κόμβος απόφασης: ονομάζεται ο υποκόμβος, ο οποίος διαιρείται σε επιμέρους υποκόμβους.
- φύλο/τερματικός κόμβος: ονομάζεται ο υποκόμβος ο οποίος δεν διαιρείται σε επιμέρους υποκόμβους
- κλάδεμα: είναι η διαδικασία κατά την οποία αφαιρούμε υποκόμβους.
- Κλαδί/υποδέντρο: ονομάζεται μια υποενότητα ολόκληρου του δέντρου.
- Κόμβος γονέας/κόμβος παιδί: αν ένας υποκόμβος διαιρείται σε περισσότερους υποκόμβους, τότε ονομάζεται γονέας και οι υποκόμβοι που προκύπτουν από αυτόν παιδιά του.



Εικόνα 4.2: Τεχνικά χαρακτηριστικά ενός δέντρου απόφασης.

Κατά την χρήση ενός δέντρου απόφαση γίνονται οι ακόλουθες παραδοχές:

- Στην αρχή της διαδικασίας, ολόκληρο το σετ εκμάθησης τοποθετείται στην ρίζα.
- Οι τιμές των χαρακτηριστικών είναι προτιμότερο να είναι κατηγορηματικές, ενώ αν οι τιμές είναι συνεχείς, διακρίνονται πριν την κατασκευή.
- Οι εγγραφές διανέμονται αναδρομικά με βάση τις τιμές των χαρακτηριστικών.
- Η τοποθέτηση των χαρακτηριστικών στην ρίζα ή σε εσωτερικό κόμβο γίνεται με την σειρά, η οποία καθορίζεται από στατιστική προσέγγιση.

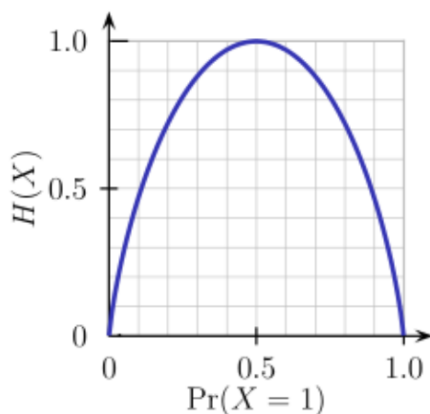
Στα δέντρα απόφασης παρατηρείται η αναπαράσταση του αθροίσματος γινομένων (Sum of Product, SOP), το οποίο είναι γνωστό κι ως Disjunctive Normal Form. Για μια κλάση, κάθε κλάδος από την ρίζα του δέντρου ως τον κόμβο φύλλων που έχει την ίδια κλάση είναι σύζευξη (γινόμενο) τιμών, ενώ διαφορετικά κλαδιά που καταλήγουν σε αυτήν την κλάση σχηματίζουν διάσπαση (άθροισμα).

Η βασικότερη δυσκολία στην δημιουργία ενός δέντρου απόφασης είναι το πιο χαρακτηριστικό θα τοποθετηθεί στην ρίζα και σε κάθε επίπεδο. Υπάρχουν αρκετοί μέθοδοι για την επιλογή του καταλληλότερου χαρακτηριστικού το οποίο θα μπορέσει να θεωρηθεί ως κόμβος-ρίζα του επιπέδου του. Τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό του καταλληλότερου χαρακτηριστικού είναι:

- Εντροπία (Entropy)
- Κέρδος πληροφοριών (Information Gain)
- Δείκτης Gini (Gini Index)
- Μείωση της διακύμανσης (Reduction in variance)

Με τα κριτήρια αυτά υπολογίζουμε τις τιμές του κάθε χαρακτηριστικού και κατόπιν τα ταξινομούμε από αυτό με την υψηλότερη τιμή, τοποθετώντας το στην ρίζα του δέντρου, ως αυτό με την μικρότερη. Πρέπει να σημειώσουμε πως αν χρησιμοποιούμε το κριτήριο «κέρδος πληροφορίας» υποθέτουμε πως τα χαρακτηριστικά είναι κατηγορηματικά, ενώ αν χρησιμοποιούμε τον δείκτη Gini τα θεωρούμε συνεχή. Παρακάτω περιγράφονται μερικώς τα παραπάνω κριτήρια.

Εντροπία. Η εντροπία είναι ένα μέτρο της τυχαιότητας των πληροφοριών που υποβάλλονται προς επεξεργασία.



Εικόνα 4.3: Γραφική απεικόνιση σχέσης εντροπίας πιθανότητας γεγονότος.

Από το παραπάνω σχήμα είναι εύκολο να καταλάβουμε πως όσο πιο μικρή είναι η πιθανότητα ενός συμβάντος τόσο μεγαλώνει η εντροπία και κατά συνεπεία τόσο πιο αβέβαιο είναι να εξαχθούν ακριβή συμπεράσματα.

Κέρδος πληροφοριών. Το κέρδος πληροφοριών είναι μια στατιστική ιδιότητα που υπολογίζει το πόσο καλά ένα χαρακτηριστικό ή όχι διαχωρίζει τα παραδείγματα εκμάθησης με βάσει την ταξινόμηση στόχων τους. Η κατασκευή ενός δέντρου αποφάσεων έχει να κάνει με την εύρεση ενός χαρακτηριστικού το οποίο επιστρέφει το υψηλότερο κέρδος πληροφορίας σε συνδυασμό με την μικρότερη τομή εντροπίας. Το κέρδος πληροφορίας βασίζεται στην μείωση της εντροπίας και γι' αυτόν τον λόγο υπολογίζει την εντροπία πριν την διάσπαση και την μέση τιμή εντροπίας των δεδομένων μετά.

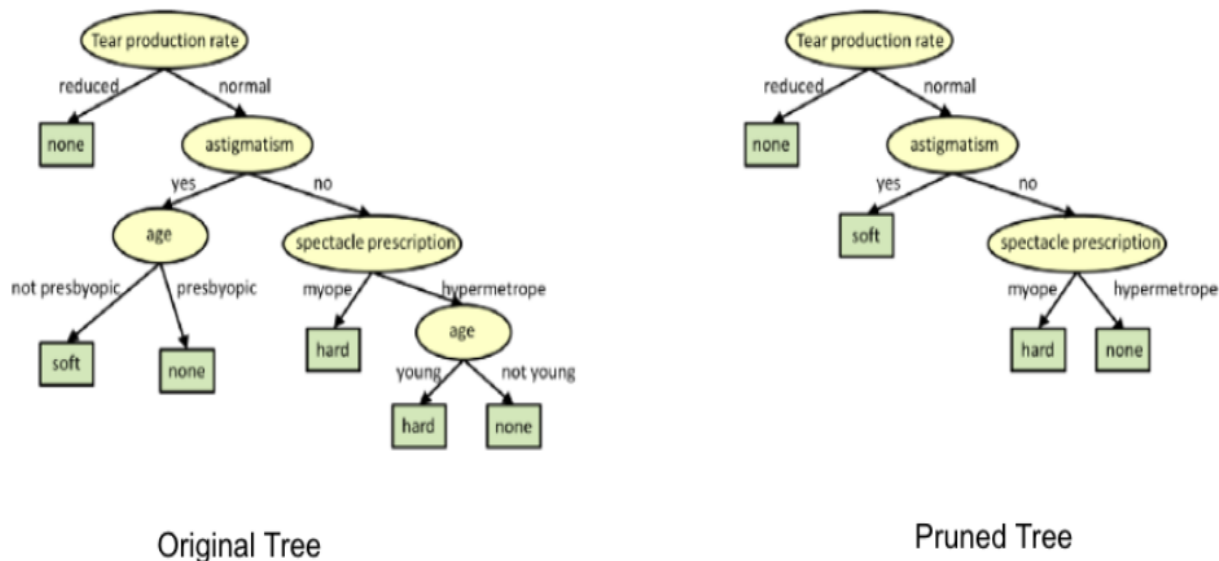
Δείκτης Gini. Για να καταλάβει κανείς καλύτερα τον δείκτη Gini θα πρέπει να τον θεωρήσει ως μια συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιείται κατά τον διαχωρισμό των δεδομένων. Υπολογίζεται αφαιρώντας το άθροισμα των τετραγώνων της πιθανότητας κάθε κατηγορίας από το ένα. Ο δείκτης Gini χρησιμοποιείται περισσότερο σε κατηγορηματικά δεδομένα και ακόμα καλύτερα όταν είναι δυαδικής μορφής (Ναι-Όχι).

Μείωση της διακύμανσης. Η μείωση της διακύμανσης είναι ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για συνεχείς μεταβλητές στόχους (συνήθως προβλήματα παλινδρόμησης). Αυτός ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί τον τυπικό τύπο διακύμανσης για να υπολογίσει την διακύμανση κάθε κόμβου. Ο κόμβος με την χαμηλότερη διακύμανση επιλέγεται ως κριτήρια για τη διαίρεση του σετ δεδομένων.

Το συνηθέστερο πρόβλημα με τα δέντρα απόφασης, ειδικά όταν υπάρχει ένας πίνακας γεμάτος στήλες και δεδομένα, είναι πως αυτά ταιριάζουν πολύ. Εάν δεν έχει οριστεί όριο σε ένα δέντρο αποφάσεων, θα μας δώσει 100% ακρίβεια στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, γιατί στη χειρότερη περίπτωση θα καταλήξει να δημιουργήσει 1 φύλλο για κάθε παρατήρηση. Αυτό επηρεάζει την ακρίβεια κατά την πρόβλεψη δειγμάτων που δεν αποτελούν μέρος του εκπαιδευτικού συνόλου.

Οι δύο τρόποι αντιμετώπισης του προβλήματος είναι το **κλάδεμα του δέντρου (pruning decision tree)** και η μέθοδος **τυχαίου δάσους (random forest)**.

Κατά την διαδικασία του κλαδέματος του δέντρου απόφασης, ξεκινώντας από τα φύλλα απόφασης καταλήγουμε σε κόμβους απόφασης που δεν επηρεάζουν την ακρίβεια του αποτελέσματος και άρα μπορούμε να τους «κόψουμε».



Εικόνα 4.4 Κλάδεμα Δέντρου Απόφασης. Στην αριστερή πλευρά του δέντρου η κατηγορία “Age” δεν παίζει τόσο σημαντικό ρόλο όσο στην δεξιά πλευρά, οπότε και κόβεται.

Την διαδικασία τυχαίου δάσους θα την δούμε αναλυτικότερα στην συνέχεια. Απλά θα αναφέρουμε πως συνδυάζει πολλαπλούς αλγορίθμους μηχανικής εκμάθησης για την επίτευξη του καλύτερου δυνατού αποτελέσματος.

4.2.2 Random Forests

Ο αλγόριθμος των Τυχαίων Δασών (Random Forests) [54],[55], είναι ένας αλγόριθμος με επίβλεψη. Ο αλγόριθμος δημιουργεί ένα σύνολο από δέντρα απόφασης, τα οποία συνήθως εκπαιδεύονται με την μέθοδο “bagging”. Η βασική ιδέα της μεθόδου bagging είναι πως ένας συνδυασμός μοντέλων εκμάθησης αυξάνει το συνολικό αποτέλεσμα ταξινόμησης. Οι δύο βασικές ιδέες ενός τυχαίου δάσους είναι το ότι κάθε σετ εκπαίδευσης δημιουργείται από τυχαία δείγματα δεδομένων καθώς και πως μετά από κάθε διαμοιρασμό των κόμβο λαμβάνονται τυχαία υποσύνολα δεδομένων κάθε φορά.

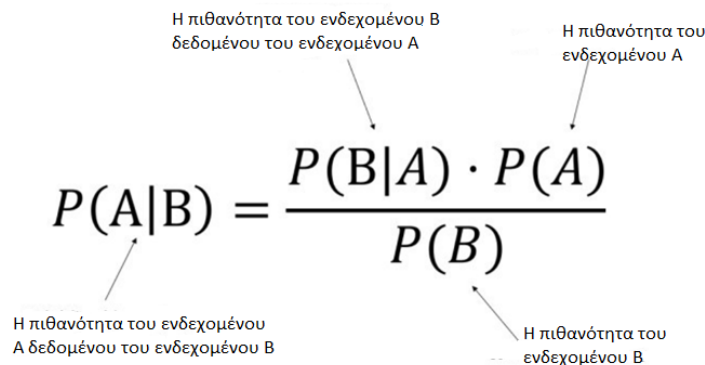
Στην μέθοδο του bagging το σύνολο των δεδομένων διαχωρίζεται σε N υποσύνολα με τυχαία δειγματοληψία. Στην συνέχεια με την χρήση ενός αλγορίθμου εκμάθησης σε όλα τα δείγματα προκύπτουν όλες οι πιθανές προβλέψεις οι οποίες στο τέλος συνδυάζονται είτε με παράλληλη ψηφοφορία είτε με τον μέσο όρο.

4.2.3 Naïve Bayes

Παρά τις εξελίξεις στη μηχανική εκμάθηση, ο αλγόριθμος του Bayes[56] έχει αποδειχθεί πως αν και απλή μέθοδος παραμένει τόσο γρήγορη όσο ακριβής και αξιόπιστη. Το θεώρημα του Bayes είναι ένας απλός μαθηματικός τύπος που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό πιθανών ενδεχομένων υπό όρους. Αυτό σημαίνει πως η πιθανότητα πραγματοποίησης ενός ενδεχομένου υπολογίζεται βάσει της πιθανότητας

πραγματοποίησης ενός άλλου δεδομένου είτε αυτό είναι επιβεβαιωμένο, είτε ισχυρισμός ή είναι αποδεδειγμένο.

Ο τύπος του Bayes, στον οποίον βασίζεται το θεώρημά του, δίνεται από την παρακάτω σχέση.



$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

Εικόνα 4.5: Ο μαθηματικός τύπος του αλγόριθμου Naïve Bayes

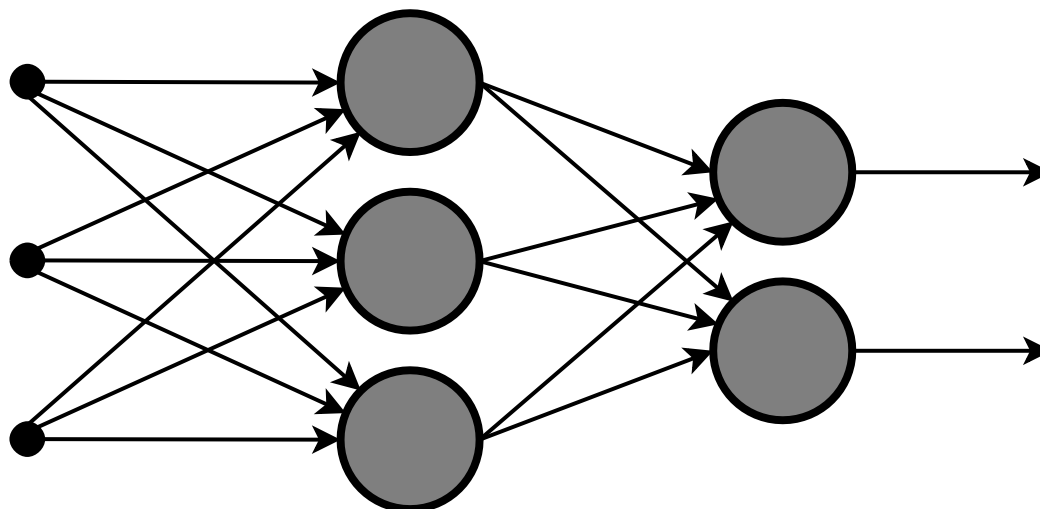
Στο θεώρημα του Bayes εφαρμόζονται δύο βασικές υποθέσεις:

- Ότι τα ενδεχόμενα είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους
- Έχουν ίση συμβολή στο αποτέλεσμα.

Οι υποθέσεις του Naïve Bayes γενικά δεν είναι σωστές σε πραγματικές καταστάσεις. Η υπόθεση ανεξαρτησίας δεν είναι ποτέ σωστή, αλλά συχνά λειτουργεί καλά στην πράξη. Γι' αυτό και το όνομα «Naïve».

4.2.4 MultiLayer Perceptron (MLP)

Ένα πολυεπίπεδο perceptron (MLP) [57],[58] είναι μια κατηγορία ενός τεχνητού νευρικού δικτύου (Artificial Neural Network, ANN). Ο όρος MLP χρησιμοποιείται διφορούμενα, μερικές φορές εννοώντας οποιοδήποτε ANN, μερικές φορές αυστηρά για αναφορά σε δίκτυα που αποτελούνται από πολλαπλά στρώματα των perceptrons (με ενεργοποίηση κατωφλίου). [59]



Εικόνα 4.6: Ένας Multi Layer Perceptron (By Offnfopt)

Ένα MLP αποτελείται από τουλάχιστον τρία επίπεδα κόμβων: ένα επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. Εκτός από τους κόμβους εισόδου, κάθε κόμβος είναι ένας νευρώνας που χρησιμοποιεί μια συνάρτηση μη γραμμικής ενεργοποίησης. Το MLP χρησιμοποιεί μια τεχνική μάθησης με επίβλεψη που ονομάζεται backpropagation. [60] [61] Τα πολλαπλά επίπεδα και η μη γραμμική ενεργοποίηση διακρίνουν το MLP από ένα γραμμικό perceptron. Μπορεί να διακρίνει δεδομένα που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. [62]

Τα βασικά βήματα σε ένα MLP είναι:

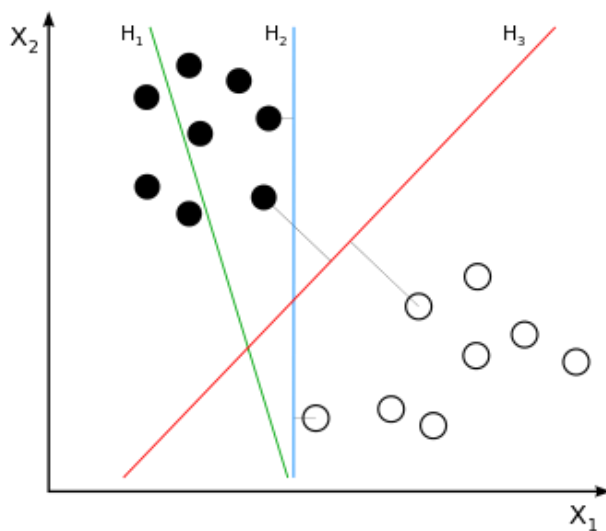
- **Η συνάρτηση ενεργοποίησης**, η οποία περιγράφει την σχέση τις σχέσεις εισόδου-εξόδου με μη γραμμικό τρόπο, κάνοντας το μοντέλο πιο ευέλικτο στην περιγραφή αυθαίρετων σχέσεων,
- **Εμπρόσθια προσπέλαση** (forward pass), κατά την διάρκεια αυτού του βήματος εισάγουμε στο μοντέλο την είσοδο και πολλαπλασιάζουμε με τα βάρη και προσθέτουμε το bias και υπολογίζουμε την έξοδο του μοντέλου,
- **Υπολογισμός λάθους**. Μετά τον υπολογισμό παίρνουμε μια έξοδο, η οποία ονομάζεται προβλεπόμενη και έχουμε και μία ετικέτα με δεδομένα που είναι οι κανονικές έξοδοι. Με βάσει αυτές τις δυο τιμές υπολογίζουμε την τιμή λάθους την οποία πρέπει να περάσουμε στο σύστημα με χρήση backpropagation αλγόριθμου.
- **Οπίσθια προσπέλαση** (backward pass), εφόσον έχει υπολογιστεί η τιμή του λάθους, ενημερώνουμε τις τιμές των βαρών του μοντέλου χρησιμοποιώντας την ροή κλίσης προς αυτήν την κατεύθυνση.

Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου η τιμή σφάλματος να βρεθεί εντός επιτρεπτών ορίων.

4.2.5 Support Vector Machine(SVM)

Στη μηχανική μάθηση, οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines, SVM) [63] είναι μοντέλα ταξινόμησης με επίβλεψη βασισμένα σε αλγόριθμους

μάθησης που αναλύουν δεδομένα για ταξινόμηση και ανάλυση παλινδρόμησης[64]. Τα SVMs είναι μία από τις πιο ισχυρές μεθόδους πρόβλεψης. Λαμβάνοντας υπόψη ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης, το καθένα επισημαίνεται ότι ανήκει σε μία από τις δύο κατηγορίες, ένας αλγόριθμος εκπαίδευσης SVM δημιουργεί ένα μοντέλο που εκχωρεί νέα παραδείγματα σε μία κατηγορία ή στην άλλη, καθιστώντας τον δυαδικό γραμμικό ταξινομητή. Το SVM μεταφέρει δεδομένα εκπαίδευσης σε ένα υπερεπίπεδο, ώστε να μεγιστοποιείται το μέγεθος του κενού μεταξύ των δύο κατηγοριών. Στη συνέχεια, νέα δεδομένα μεταφέρονται στον ίδιο χώρο και προβλέπεται να ανήκουν σε μια κατηγορία με βάση την κατηγορία που ανήκουν.



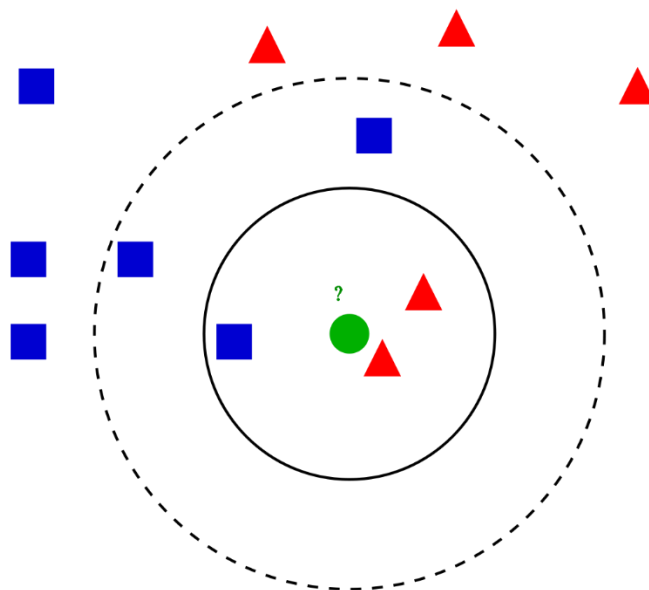
Εικόνα 4.7: Πιθανές ευθείες διαχωρισμού του δείγματος με την χρήση ενός SVM
(by ZackWeinberg)

Εκτός από την εκτέλεση γραμμικής ταξινόμησης, οι SVMs μπορούν να εκτελέσουν αποτελεσματικά μια μη γραμμική ταξινόμηση χρησιμοποιώντας αυτό που ονομάζεται συνάρτηση πυρήνα, μεταφέροντας τα νέα δεδομένα σε χώρους μεγάλων διαστάσεων.

4.2.6 k-Nearest Neighbors (kNN)

Ο αλγόριθμος k-πλησιέστερων γειτόνων (k-NN)[65] είναι μια μη παραμετρική μέθοδος ταξινόμησης που αναπτύχθηκε για πρώτη φορά από τους Evelyn Fix και Joseph Hodges το 1951, [66] και αργότερα επεκτάθηκε από τον Thomas Cover[67]. Χρησιμοποιείται για ταξινόμηση και παλινδρόμηση. Και στις δύο περιπτώσεις, η είσοδος αποτελείται από τα δεδομένα εκπαίδευσης που βρίσκονται πιο κοντά στο σύνολο δεδομένων. Η έξοδος εξαρτάται από το εάν το k-NN χρησιμοποιείται για ταξινόμηση ή παλινδρόμηση.

Στην ταξινόμηση k-NN, ένα δεδομένο ταξινομείται με βάση την ψήφο των γειτόνων του, με το δεδομένο να αντιστοιχεί στην πιο κοινή κλάση μεταξύ των k πλησιέστερων γειτόνων του (το k είναι θετικός ακέραιος, συνήθως μικρό). Εάν $k = 1$, τότε το δεδομένο αντιστοιχίζεται στην κατηγορία του πλησιέστερου γείτονα.



Εικόνα 4.8: Παράδειγμα ταξινόμησης kNN. Αν το $k=3$ η πράσινη βούλα (νέα εγγραφή) θα ταξινομηθεί ως τρίγωνο μιας και από τα 3 πιο κοντινά του σημεία είναι τρίγωνα. Αν όμως $k=5$ τότε θα ταξινομηθεί ως τετράγωνο μια και από τα 5 πιο κοντινά σημεία τα 3 είναι τετράγωνα.

Ο k -NN είναι ένας τύπος ταξινόμησης όπου η συνάρτηση προσεγγίζεται μόνο τοπικά και όλοι οι υπολογισμοί αναβάλλονται μέχρι την αξιολόγηση της συνάρτησης. Δεδομένου ότι αυτός ο αλγόριθμος βασίζεται στην απόσταση για την ταξινόμηση, εάν τα χαρακτηριστικά αντιπροσωπεύουν διαφορετικές φυσικές μονάδες ή έρχονται σε πολύ διαφορετικές κλίμακες, τότε η ομαλοποίηση των δεδομένων εκπαίδευσης μπορεί να βελτιώσει δραστηρικά την ακρίβειά του. [68] [69]

Τόσο για την ταξινόμηση όσο και για την οπισθοδρόμηση, μια χρήσιμη τεχνική μπορεί να είναι να αντιστοιχίσουμε βάρη στις συνεισφορές των γειτόνων, έτσι ώστε οι πιο κοντινοί γείτονες να συνεισφέρουν περισσότερο στον μέσο όρο από τους πιο απομακρυσμένους. Για παράδειγμα, ένα κοινό σχήμα στάθμισης συνίσταται στο να δίνει σε κάθε γείτονα ένα βάρος $1/d$, όπου d είναι η απόσταση από τον γείτονα. [70]

Όσον αφορά τις μετρικές της ταξινόμησης υπολογίστηκαν η Ακρίβεια, η Ευαισθησία και η Ειδικότητα.

Η Ακρίβεια, αφορά τον αριθμό των σωστών προβλέψεων, οι οποίες διαχωρίζονται από τον συνολικό αριθμό των προβλέψεων. Ο αριθμός που προκύπτει πολλαπλασιάζεται με το 100% για να μας δώσει το τελικό ποσοστό. Ο τύπος της Ακρίβειας είναι:

$$\text{Ακρίβεια} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

Όπου:

- TP (True Positive): είναι ο αριθμός των σωστών προβλέψεων που ανήκουν στη κλάση α.
- TN (True Negative): είναι ο αριθμός των σωστών προβλέψεων που ανήκουν στην κλάση β.

- FN (False Negative) είναι ο αριθμός των εσφαλμένων προβλέψεων που ανήκουν στην κλάση β
- FP (False Positive): είναι ο αριθμός των εσφαλμένων προβλέψεων που ανήκουν στην κλάση α.

Η Ευαισθησία και η Ειδικότητα είναι μετρήσεις στατιστικής για τον υπολογισμό της απόδοσης ενός μοντέλου δυαδικής ταξινόμησης και χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές Ιατρικής.

Η Ευαισθησία μετρά την αναλογία των TP που ταξινομούνται σωστά (π.χ., το ποσοστό των περιπτώσεων με Νόσο Alzheimer που ταξινομούνται σωστά ότι έχουν την ασθένεια), ενώ η ειδικότητα υπολογίζει την αναλογία των TN (π.χ., το ποσοστό των περιπτώσεων που δεν έχουν άνοια και ταξινομούνται σωστά ότι είναι υγιείς)

Οι τύποι για να λαμβάνουμε την Ευαισθησία (Sensitivity) και την Ειδικότητα (Specificity) ενός ταξινομητή είναι:

$$\text{Ευαισθησία} = \frac{TP}{TP + FN}$$

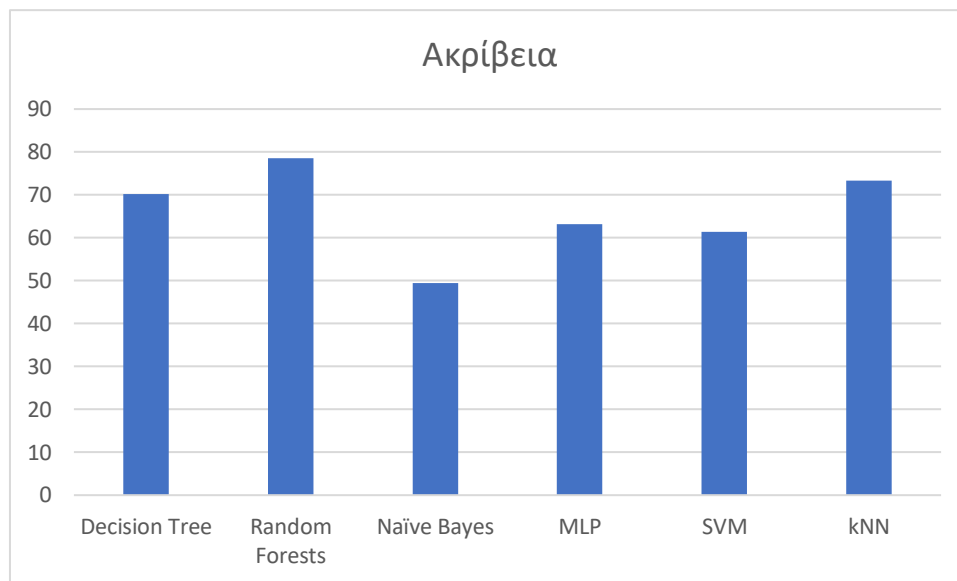
$$\text{Ειδικότητα} = \frac{TN}{TN + FP}$$

Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης αποδίδονται με τα ποσοστά της Ακρίβειας, της Ευαισθησίας και της Ειδικότητας. Στον Πίνακα 3.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το πρόβλημα ταξινόμησης τεσσάρων κλάσεων HAHV- HALV- LAHV- LALV όπως προέκυψαν ύστερα από τον έλεγχο 6 αλγορίθμων ταξινόμησης.

	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα
Decision Tree	70.23	70,30	70,20
Random Forests	78.59	84,00	78,60
Naïve Bayes	49.37	50,47	49,42
MLP	63.12	62,80	63,10
SVM	61.40	60,70	61,41
kNN	73.36	73,65	73,48

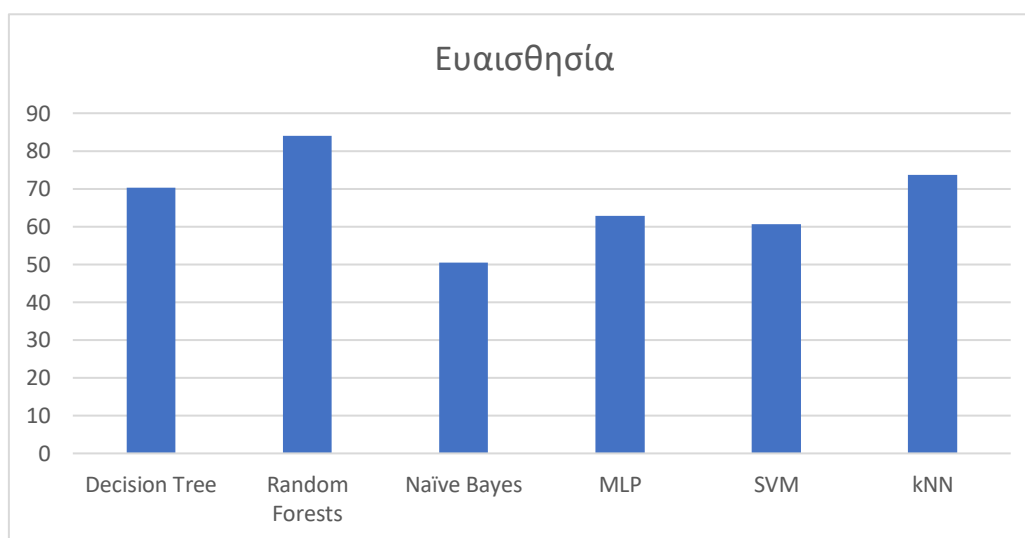
Πίνακας 4.1 Αποτελέσματα Ακρίβειας, Ευαισθησίας και Ειδικότητας για το πρόβλημα ταξινόμησης 4 κλάσεων για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης

Υψηλότερο ποσοστό Ακρίβειας έφερε ο αλγόριθμος Random Forests με ποσοστό 78,59%, ενώ τα χειρότερα ο Naïve Bayes που έφτασε το όριο της τυχαιότητας με ποσοστό 49,37%. Υψηλά ποσοστά Ακρίβειας πέτυχε και ο kNN με 73.36% και έπειτα ακολουθούν ο Decision Trees (70.23%), ο MLP (63.12%), και τέλος ο SVM με Ακρίβεια ίση με 61.40%. Στην Εικόνα 3.14 παρουσιάζεται ένα γράφημα στηλών με τα αποτελέσματα της Ακρίβειας.



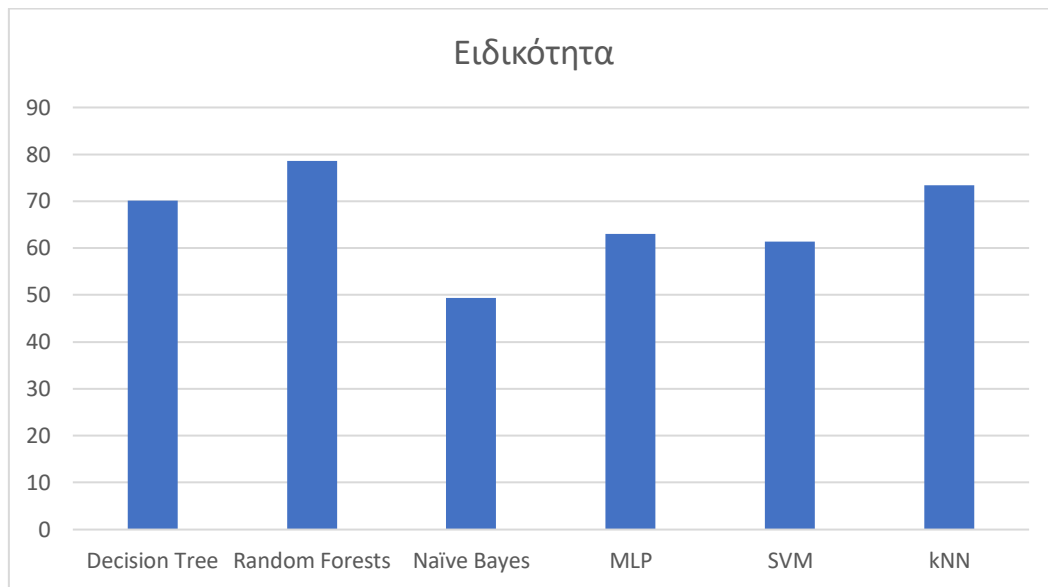
Εικόνα 4.9 Γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων Ακρίβειας για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης σε ραβδόγραμμα.

Υψηλότερο ποσοστό Ευαισθησίας έφερε ο αλγόριθμος Random Forests με ποσοστό 84,00%, ενώ το χειρότερο και πάλι ο Naïve Bayes που έφτασε το όριο της τυχαιότητας με ποσοστό 50,47%. Υψηλά ποσοστά Ευαισθησίας πέτυχε και ο kNN με 73.65% και έπειτα ακολουθούν ο Decision Trees (70.30%), ο MLP (62,80%), και τέλος ο SVM με Ευαισθησία ίση με 60,70%. Στην Εικόνα 3.15 παρουσιάζεται ένα γράφημα στηλών με τα αποτελέσματα της Ευαισθησίας.



Εικόνα 4.10 Γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων Ευαισθησίας για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης σε ραβδόγραμμα.

Τέλος, και πάλι υψηλότερο ποσοστό Ευαισθησίας έφερε ο αλγόριθμος Random Forests με ποσοστό 78,60%, ενώ το χειρότερο ο Naïve Bayes με ποσοστό 49,42%. Υψηλά ποσοστά Ειδικότητας πέτυχε και ο kNN με 73.48% και έπειτα ακολουθούν ο Decision Trees (70.20%), ο MLP (63,10%), και τέλος ο SVM με Ειδικότητα ίση με 61,40%. Στην Εικόνα 3.16 παρουσιάζεται ένα γράφημα στηλών με τα αποτελέσματα της Ειδικότητας.



Εικόνα 4.11 Γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων Ειδικότητας για 6 αλγορίθμους ταξινόμησης σε ραβδόγραμμα.

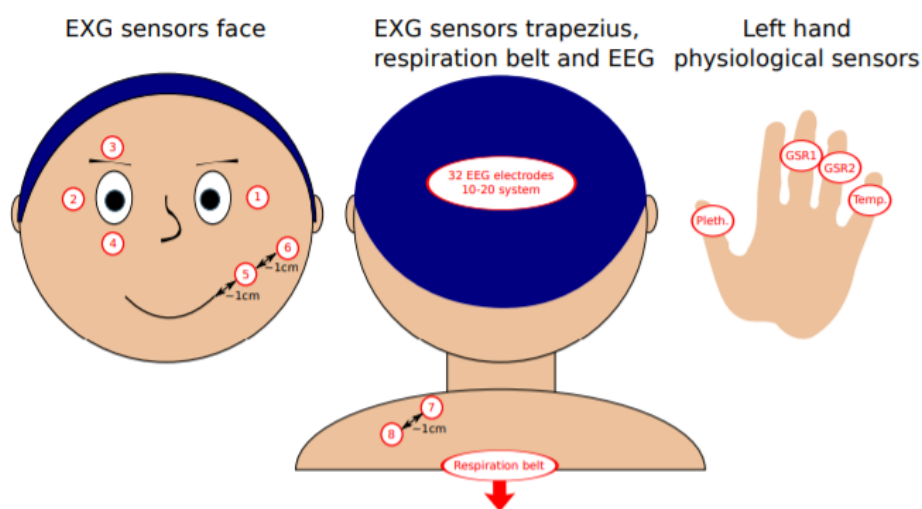
Κεφάλαιο 5

Συμπεράσματα και Μελλοντικοί στόχοι

5.1 Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία μελετά τη συναισθηματική κατάσταση των ατόμων, όπως αυτή αποτυπώνεται από δεδομένα ηλεκτροεγκεφαλογραφικών καταγραφών και από μετρικές που σχετίζονται με την ένταση του συναισθήματος, όπως το arousal και το valence.

Πιο συγκεκριμένα, για τη μελέτη χρησιμοποιήθηκαν EEG καταγραφές από 32 υγιείς συμμετέχοντες, 16 άντρες και 16 γυναίκες, με ηλικίες ανάμεσα 19 και 37 έτη (μ.ο. 26.9 έτη). Για το πείραμα, σε κάθε συμμετέχοντα τοποθετήθηκαν οι αισθητήρες για τα περιφερειακά σήματα όσο και τα ηλεκτρόδια για το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, όπως φαίνεται και στην εικόνα 3.17.



Εικόνα 5.1 : Τοποθέτηση ηλεκτροδίων και αισθητήρων για την λήψη των σημάτων

Μετά από κάθε βίντεο ο συμμετέχων αποτύπωνε τη συναισθηματική του κατάσταση σύμφωνα με τις εγκαθιδρυμένες μετρικές arousal, valence, dominance, liking και familiarity.

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε στηρίζεται στο Διακριτό Μετασχηματισμό Κυματιδίων, που αποτελεί τον πιο διαδεδομένο Μετασχηματισμό στην Ανάλυση Κυματιδίων. Ο DWT είναι ένας μετασχηματισμός ανάλυσης Χρόνου-Συχνότητας σύμφωνα με τον οποίο το σήμα αποσυντίθεται σε συντελεστές υψηλών και χαμηλών συχνοτήτων, ύστερα από μετατόπιση και κλιμάκωση ενός βασικού κυματιδίου που ονομάζεται μητρικό κυματίδιο (mother wavelet). Έπειτα, ο συντελεστής χαμηλών συχνοτήτων αποσυντίθεται εκ νέου σε υψηλές και χαμηλές συχνοτήτες σε μια διαδικασία που θυμίζει δένδρική διαδρομή. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου αποσυντεθεί το σήμα πλήρως στις επιθυμητές συχνοτήτες.

Στο πλαίσιο αυτό, εξετάσαμε την απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου με τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης Decision Trees, Random Forests, Naïve Bayes, MLP, SVM και kNN, χρησιμοποιώντας το λογισμικό ανοιχτής πρόσβασης WEKA. Ο έλεγχος του μοντέλου

ταξινόμησης έγινε στο πρόβλημα κατηγοριοποίησης **LALV/ LAHV/ HALV/ HAHV** που διαχωρίζει τις παρακάτω 4 κλάσεις:

- **low arousal - low valence (LALV),**
- **low arousal - high valence (LAHV),**
- **high arousal - low valence (HALV),**
- **high arousal - high valence (HAHV).**

Τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης προέκυψαν με την χρήση του αλγόριθμου Random Forests όσον αφορά την Ακρίβεια, την Ευαισθησία και την Ειδικότητα ταξινόμησης.

Από τα ραβδογράμματα των Εικόνων 3.14, 3.15 και 3.16 μπορούμε να δούμε οπτικά την υπεροχή του αλγορίθμου των Random Forests έναντι των υπόλοιπων αλγορίθμων που εξετάστηκαν για τα 4 προβλήματα ταξινόμησης. Τόσο η Ακρίβεια ανίχνευσης όσο και η Ευαισθησία και η Ειδικότητα ταξινόμησης παρουσιάζουν τα υψηλότερα ποσοστά με το μοντέλο που εκπαιδεύει τα Random Forests, ενώ τα χειρότερα αποτελέσματα εμφανίζονται στο μοντέλο με τον Naïve Bayes. Τα αποτελέσματα της μεθοδολογίας μας επιβεβαιώνουν το πλεονέκτημα των Random Forests που αποτελείται από πολλά δέντρα απόφασης (Decision Tree) και εκτείνει τον αλγόριθμό του ανάλογα με το βέλτιστο χαρακτηριστικό που επιτυγχάνει την καλύτερη ταξινόμηση σε κάθε κόμβο. Η είσοδος στα Random Forests είναι τα δείγματα των δεδομένων, τα οποία εκπαιδεύουν ένα μεγάλο σύνολο Δέντρων Απόφασης (Decision Tree), και η έξοδος είναι το συγκεντρωτικό αποτέλεσμα της ταξινόμησης, μέσω της τεχνικής bagging, από κάθε Δέντρο Απόφασης (Decision Tree).

Το συναίσθημα είναι μια ψυχο-φυσιολογική διαδικασία που ενεργοποιείται από την συνειδητή ή/και την ασυνειδητή αντίληψη ενός αντικειμένου ή κατάστασης και συχνά συσχετίζεται με την διάθεση, το χαρακτήρα, την προσωπικότητα και το κίνητρο. Τα συναισθήματα είναι μείζονος σημασίας στην ανθρώπινη επικοινωνία και εκφράζονται είτε λεκτικά, μέσω συναισθηματικής διαλέκτου, είτε με τη χρήση μη λεκτικών στοιχείων, λόγου χάρη της έντασης της φωνής, τις εκφράσεις του προσώπου και των χειρονομιών. Η πλειοψηφία των συστημάτων αλληλεπίδρασης ανθρώπου-υπολογιστή (human-computer interaction, HCI) υστερούν στην ερμηνεία των προαναφερθέντων και χαρακτηρίζονται από έλλειψη συναισθηματικής νοημοσύνης. Με άλλα λόγια, δεν έχουν την ικανότητα να αναγνωρίσουν την ανθρώπινη συναισθηματική κατάσταση, ούτε να χρησιμοποιήσουν πληροφορίες από αυτήν ώστε να εκτελέσουν τις κατάλληλες ενέργειες. Στόχος είναι η εύρεση των συναισθηματικών στοιχείων μέσω των συστημάτων αλληλεπίδρασης ανθρώπου-υπολογιστή και η σύνθεση συναισθηματικής ανταπόκρισης.

5.2 Μελλοντικοί στόχοι

Παρατηρούμε ότι τα ποσοστά ταξινόμησης είναι ικανοποιητικά για ένα πρόβλημα ταξινόμησης 4 κλάσεων με ισχυρό κομμάτι υποκειμενικότητας. Μελλοντικά θα μπορούσαμε να δοκιμάσουμε επιπλέον αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για να επικυρώσουμε την εγκυρότητα του μοντέλου μας, όπως επίσης και διαφορετικά χαρακτηριστικά. Σε μελέτες που έχουν προταθεί που βασίζονται στην ποσοτική ανάλυση ΗΕΓ καταγραφών, η χρήση στατιστικών και συχνοτικών χαρακτηριστικών και η επιλογή ορισμένων με βάση τεχνικές

επιλογής χαρακτηριστικών, αποδεικνύεται ότι βελτιώνει την Ακρίβεια ταξινόμησης. Επιπλέον, μια μελλοντική επέκταση της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα μπορούσε να θεωρηθεί και η εφαρμογή του μοντέλου ταξινόμησης, με κατάλληλες τροποποιήσεις στα σημεία, σε πραγματικά δεδομένα που θα έχουμε συλλέξει από άτομα τα οποία θα φορούν κάποια συσκευή καταγραφής ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. The Triune Brain in Evolution, Role in Paleocerebral Functions. Paul D. McLean. Plenum, New York, 1990.
2. <https://www.neurooncology.gr/ανατομια-εγκεφαλου.html> (ανακτήθηκε 13/6/2021)
3. <https://www.cognifit.com/el/brain-parts> (ανακτήθηκε 13/6/2021)
4. Towle, Vernon L.; Bolaños, José; Suarez, Diane; Tan, Kim; Grzeszczuk, Robert; Levin, David N.; Cakmur, Raif; Frank, Samuel A.; Spire, Jean-Paul (1993). "The spatial location of EEG electrodes: Locating the best-fitting sphere relative to cortical anatomy". *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 86 (1): 1–6. doi:10.1016/0013-4694(93)90061-Y. PMID 7678386.
5. By Hugo Gamboa - Own work, CC BY-SA 3.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=473245> (ανακτήθηκε 13/6/2021)
6. C. Darwin, The expression of the emotions in man and animals. Oxford Univ. Press, Inc., 2002
7. Ekman, P. & Friesen, W. V. (1971). Constants Across Cultures in the Face and Emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 17(2) , 124-129.
8. "Basic Emotions--Plutchik". *Personalityresearch.org*. Ανακτήθηκε 7 Μαρτίου 2020.
9. *Theories of emotion*. Plutchik, Robert., Kellerman, Henry. New York: Academic Press. 1980. ISBN 0125587015. OCLC 6814085.
10. Parrott, W. (2001). Emotions in Social Psychology. Key Readings in Social Psychology. Philadelphia: Psychology Press. ISBN 978-0863776830
11. Τεχνητή Νοημοσύνη - Γ' Έκδοση, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας, Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Κόκκορας, Σακελλαρίου, ISBN 978-960-8396-64-7, 2011
12. Rajpurkar P, Irvin J, Zhu K, Yang B, Mehta H, Duan T, Ding D, Bagul A, Langlotz C, Shpanskaya K, Lungren MP (2017-11-14). "CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning". arXiv:1711.05225
13. Αρτζμάντ Αλέξανδρος, "ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΩΝ ΒΙΟΨΙΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ", Μεταπτυχιακή Εργασία, Φεβρουάριος 2018, Άρτα
14. "Computer learns to detect skin cancer more accurately than doctors". The Guardian. 29 May 2018
15. Alić B, Gurbeta L, Badnjević A (June 2017). "Machine learning techniques for classification of diabetes and cardiovascular diseases". 2017 6th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO). IEEE: 1–4. doi:10.1109/meco.2017.7977152. ISBN 978-1-5090-6742-8

16. B. Bokharaeian and A. Diaz, "Extraction of Drug-Drug Interaction from Literature through Detecting Linguistic-based Negation and Clause Dependency," *Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 4, no. 2, pp. 203–212, 2016.
17. F. Christopoulou, T. T. Tran, S. K. Sahu, M. Miwa, and S. Ananiadou, "Adverse drug events and medication relation extraction in electronic health records with ensemble deep learning methods.," *J Am Med Inform Assoc*, Aug. 2019.
18. "Affective Computing" MIT Technical Report #321 ([Abstract](#)), 1995
19. Picard, Rosalind (1997). *Affective Computing*. Cambridge, MA: MIT Press. p. 1.
20. Cortes, Corinna; Vapnik, Vladimir N. (1995). "Support-vector networks" (PDF). *Machine Learning*. 20 (3): 273–297. *CiteSeerX* 10.1.1.15.9362. doi:10.1007/BF00994018. S2CID 206787478.
21. Altman, Naomi S. (1992). "An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression" (PDF). *The American Statistician*. 46 (3): 175–185. doi:10.1080/00031305.1992.10475879. hdl:1813/31637.
22. Piryonesi S. Madeh; El-Diraby Tamer E. (2020-06-01). "Role of Data Analytics in Infrastructure Asset Management: Overcoming Data Size and Quality Problems". *Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements*. 146 (2): 04020022. doi:10.1061/JPEODX.0000175.
23. Hastie, Trevor. (2001). *The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction : with 200 full-color illustrations*. Tibshirani, Robert., Friedman, J. H. (Jerome H.). New York: Springer. ISBN 0-387-95284-5. OCLC 46809224..
24. Είναι μια γενίκευση της γραμμικής παλινδρόμησης.
25. David A. Freedman (2009). *Statistical Models: Theory and Practice*. Cambridge University Press. p. 26. "A simple regression equation has on the right hand side an intercept and an explanatory variable with a slope coefficient. A multiple regression e right hand side, each with its own slope coefficient"
26. Rencher, Alvin C.; Christensen, William F. (2012), "Chapter 10, Multivariate regression – Section 10.1, Introduction", *Methods of Multivariate Analysis*, Wiley Series in Probability and Statistics, 709 (3rd ed.), John Wiley & Sons, p. 19, ISBN 9781118391679
27. Hilary L. Seal (1967). "The historical development of the Gauss linear model". *Biometrika*. 54 (1/2): 1–24. doi:10.1093/biomet/54.1-2.1. JSTOR 2333849.
28. Yan, Xin (2009), *Linear Regression Analysis: Theory and Computing*, World Scientific, pp. 1–2, ISBN 9789812834119, "Regression analysis ... is probably one of the oldest topics in mathematical statistics dating back to about two hundred years ago. The earliest form of the linear regression was the least squares method, which was published by Legendre in 1805, and by Gauss in 1809 ... Legendre and Gauss both applied the method to the problem of determining, from astronomical observations, the orbits of bodies about the sun."

29. Meyer, Yves (1992), *Wavelets and Operators*, Cambridge, UK: Cambridge University Press, ISBN 0-521-42000-8
30. Chui, Charles K. (1992), *An Introduction to Wavelets*, San Diego, CA: Academic Press, ISBN 0-12-174584-8
31. Daubechies, Ingrid. (1992), *Ten Lectures on Wavelets*, SIAM, ISBN 978-0-89871-274-2
32. Akansu, Ali N.; Haddad, Richard A. (1992), *Multiresolution Signal Decomposition: Transforms, Subbands, and Wavelets*, Boston, MA: Academic Press, ISBN 978-0-12-047141-6
33. Larson, David R. (2007). "Wavelet Analysis and Applications (See: Unitary systems and wavelet sets)". *Appl. Numer. Harmon. Anal.* Birkhäuser: 143–171
34. R. Jenke, A. Peer and M. Buss, "Feature Extraction and Selection for Emotion Recognition from EEG," in *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 5, no. 3, pp. 327-339, 1 July-Sept. 2014, doi: 10.1109/TAFFC.2014.2339834.
34. R. Jenke, A. Peer and M. Buss, "Feature Extraction and Selection for Emotion Recognition from EEG," in *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 5, no. 3, pp. 327-339, 1 July-Sept. 2014, doi: 10.1109/TAFFC.2014.2339834.
35. K. Takahashi, "Remarks on emotion recognition from multimodal bio-potential signals," in *Proc. Int. Conf. Ind. Technol.*, 2004, pp. 1138–1143
36. X. Wang, D. Nie, and B. Lu, "EEG-based emotion recognition using frequency domain features and support vector machines" in *Proc. Int. Conf. Neural Inf. Process.*, 2011, pp. 734–743
37. Y. Liu and O. Sourina, "Real-time fractal-based valence level recognition from EEG," *Trans. Comput. Sci.* XVIII, vol. 7848, pp. 101–120, 2013
38. M. Murugappan, R. Nagarajan, and S. Yaacob, "Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform," *J. Biomed. Sci. Eng.*, vol. 3, no. 4, pp. 390–396, 2010.
39. W. Zheng and B. Lu, "Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks," in *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, vol. 7, no. 3, pp. 162-175, Sept. 2015, doi: 10.1109/TAMD.2015.2431497.
40. Jirayucharoensak, S., S. Pan-Ngum and P. Israsena. "EEG-Based Emotion Recognition Using Deep Learning Network with Principal Component Based Covariate Shift Adaptation." *The Scientific World Journal* 2014 (2014): n. pag.
41. John Atkinson, Daniel Campos, Improving BCI-based emotion recognition by combining EEG feature selection and kernel classifiers, *Expert Systems with Applications*, Volume 47, 2016, Pages 35-41, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.10.049>.
42. Gyanendra K. Verma, Uma Shanker Tiwary, Multimodal fusion framework: A multiresolution approach for emotion classification and recognition from physiological signals, *NeuroImage*, Volume 102, Part 1, 2014, Pages 162-172, ISSN 1053-8119, <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.11.007>.

43. W. Zheng, J. Zhu and B. Lu, "Identifying Stable Patterns over Time for Emotion Recognition from EEG," in IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 10, no. 3, pp. 417-429, 1 July-Sept. 2019, doi: 10.1109/TAFFC.2017.2712143.
44. X. Wu, W.-L. Zheng and B.-L. Lu, "Investigating EEG-based functional connectivity patterns for multimodal emotion recognition", arXiv:2004.01973, 2020, [online] Available: <http://arxiv.org/abs/2004.01973>
45. Doma, V., Pirouz, M. A comparative analysis of machine learning methods for emotion recognition using EEG and peripheral physiological signals. J Big Data 7, 18 (2020). <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00289-7>
46. H. Chao and Y. Liu, "Emotion Recognition From Multi-Channel EEG Signals by Exploiting the Deep Belief-Conditional Random Field Framework," in IEEE Access, vol. 8, pp. 33002-33012, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2974009.
47. Khodabakhshi MB, Saba V. A nonlinear dynamical approach to analysis of emotions using EEG signals based on the Poincaré map function and recurrence plots. Biomed Tech (Berl). 2020 Oct 25;65(5):507-520. doi: 10.1515/bmt-2019-0121. PMID: 32286237.
48. M. Soleymani, J. Kierkels, G. Chanel, and T. Pun, "A Bayesian framework for video affective representation," in Proc. Int. Conf. Affective Computing and Intelligent interaction, Sep. 2009, pp. 1–7.
49. Mallat, S. (1999). A wavelet tour of signal processing. Elsevier.
50. Tzamourta, K. D., Tzallas, A. T., Giannakeas, N., Astrakas, L. G., Tsalikakis, D. G., Angelidis, P., & Tsipouras, M. G. (2019). A robust methodology for classification of epileptic seizures in EEG signals. Health and Technology, 9(2), 135-142.
51. Tsallis C. (1988): "Possible generalization of Boltzmann- Gibbs statistics", J. Stat. Phys., 52, pp. 479-487
52. Tzamourta, K. D., Afrantou, T., Ioannidis, P., Karatzikou, M., Tzallas, A. T., Giannakeas, N., ... & Tsalikakis, D. G. (2019). Analysis of electroencephalographic signals complexity regarding Alzheimer's Disease. Computers & Electrical Engineering, 76, 198-212.
53. Tzamourta, K. D., Astrakas, L. G., Tsipouras, M. G., Giannakeas, N., Tzallas, A. T., & Konitsiotis, S. (2017, June). Wavelet based classification of epileptic seizures in EEG signals. In 2017 IEEE 30th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS) (pp. 35-39). IEEE.
54. <https://www.kdnuggets.com/2020/01/decision-tree-algorithm-explained.html> (ανακτήθηκε 13/6/2021)
55. <https://builtin.com/data-science/random-forest-algorithm> (ανακτήθηκε 13/6/2021)
56. <https://www.kdnuggets.com/2020/06/naive-bayes-algorithm-everything.html> (ανακτήθηκε 13/6/2021)
57. https://en.wikipedia.org/wiki/Multilayer_perceptron (ανακτήθηκε 13/6/2021)
58. https://medium.com/@AI_with_Kain/understanding-of-multilayer-perceptron-mlp-8f179c4a135f (ανακτήθηκε 13/6/2021)

59. Hastie, Trevor. Tibshirani, Robert. Friedman, Jerome. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer, New York, NY, 2009.
60. Rosenblatt, Frank. x. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Spartan Books, Washington DC, 1961
61. Rumelhart, David E., Geoffrey E. Hinton, and R. J. Williams. "Learning Internal Representations by Error Propagation". David E. Rumelhart, James L. McClelland, and the PDP research group. (editors), Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Volume 1: Foundation. MIT Press, 1986.
62. Cybenko, G. 1989. Approximation by superpositions of a sigmoidal function Mathematics of Control, Signals, and Systems, 2(4), 303–314.
63. https://en.wikipedia.org/wiki/Support-vector_machine (ανακτήθηκε 13/6/2021)
64. Cortes, Corinna; Vapnik, Vladimir N. (1995). "Support-vector networks" (PDF). Machine Learning. 20 (3): 273–297. CiteSeerX 10.1.1.15.9362. doi:10.1007/BF00994018. S2CID 206787478
65. https://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbors_algorithm (ανακτήθηκε 13/6/2021)
66. Fix, Evelyn; Hodges, Joseph L. (1951). Discriminatory Analysis. Nonparametric Discrimination: Consistency Properties (PDF) (Report). USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas.
67. Altman, Naomi S. (1992). "An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression" (PDF). The American Statistician. 46 (3): 175–185. doi:10.1080/00031305.1992.10475879. hdl:1813/31637.
68. Pirayonesi S. Madeh; El-Diraby Tamer E. (2020-06-01). "Role of Data Analytics in Infrastructure Asset Management: Overcoming Data Size and Quality Problems". Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements. 146 (2): 04020022. doi:10.1061/JPEODX.0000175.
69. Hastie, Trevor. (2001). The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction : with 200 full-color illustrations. Tibshirani, Robert., Friedman, J. H. (Jerome H.). New York: Springer. ISBN 0-387-95284-5. OCLC 46809224.
70. This scheme is a generalization of linear interpolation.