ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΟΣ ΜΕΣΩ ΣΥΝΔΥΑΣΤΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΙΚΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

Σπηλιώτη Α. Θεόδωρου

Επιβλέπων: Κουτσούρης Δημήτριος - Διονύσιος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.
Συνεπιβλέπουσα : Πετροπούλου Ουρανία
Μέλος ΕΔΙΠ

Αθήνα, Μάρτιος 2022

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΟΣ ΜΕΣΩ ΣΥΝΔΥΑΣΤΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΙΚΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

Σπηλιώτη Α. Θεόδωρου

Επιβλέπων: Κουτσούρης Δημήτριος - Διονύσιος

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Συνεπιβλέπουσα : Πετροπούλου Ουρανία

Μέλος ΕΔΙΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την Τετάρτη 9 Μαρτίου 2022

(Υπογραφή)	*(Υπογραφή)*	*(Υπογραφή)*
……..	……	……
Διονύσιος-Δημήτριος Κουτσούρης	Γεώργιος Ματσόπουλος	Παναγιώτης Τσανάκας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2022

……..

Θεόδωρος Α. Σπηλιώτης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Θεόδωρος Α. Σπηλιώτης, 2022

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτική ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Ο σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός αυτόματου τρόπου αναγνώρισης των συναισθημάτων μέσω της αξιοποίησης φυσιολογικών και συμπεριφορικών δεδομένων.

Τα συναισθήματα, επηρεάζουν τόσο την ψυχολογία όσο και την φυσιολογία του ανθρώπου και παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο στην ανθρώπινη ζωή. Ο κλάδος που ασχολείται με τα συναισθήματα ονομάζεται συναισθηματική υπολογιστική και έχει ως στόχο να εκπαιδεύει τον υπολογιστή, ώστε να τα αναγνωρίσει και να τα προσομοιώνει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο. Αν και δεν υπάρχει κάποιος ακριβής ορισμός των βασικών συναισθημάτων, οι επιστήμονες μοντελοποιούν τα συναισθήματα με δύο διαφορετικούς τρόπους. Ο πρώτος τρόπος θεωρεί τα συναισθήματα διακριτά και επομένως ότι αναφέρονται σε συγκεκριμένους όρους, όπως είναι η χαρά, η λύπη, ο θυμός κ.ά. Ο δεύτερος τρόπος τα θεωρεί πολυδιάστατα, δηλαδή ότι μπορούν να περιγραφούν με βάση το σθένος και την ένταση τους.

Η αναγνώριση των συναισθημάτων βασίζεται στην αξιοποίηση και ανάλυση είτε φυσιολογικών σημάτων είτε συμπεριφορικών σημάτων είτε στον συνδυασμό των δύο αυτών ειδών. Στην τελευταία περίπτωση το μοντέλο που αναπτύσσεται ονομάζεται πολύτροπο. Δύο από τα φυσιολογικά σήματα που χρησιμοποιούνται ευρέως στον κλάδο της συναισθηματικής υπολογιστικής είναι το Ηλεκτροκαρδιογράφημα και το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Από την άλλη, τα συμπεριφορικά σήματα έχουν να κάνουν με τον τρόπο δράσης του ανθρώπου, όπως είναι οι εκφράσεις του προσώπου του, οι χειρονομίες και η στάση σώματος.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε ένα πείραμα, μέσω του οποίου λήφθηκαν δεδομένα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και εκφράσεων προσώπου από 8 συμμετέχοντες με στόχο την δημιουργία ενός πολύτροπου μοντέλου αναγνώρισης συναισθήματος. Κατά την διάρκεια του πειράματος, οι συμμετέχοντες έβλεπαν ένα σύνολο εικόνων, που προέρχονταν από μία γνωστή και δωρεάν προσβάσιμη βάση εικόνων, η οποία έχει σχεδιαστεί ειδικά για πειράματα αναγνώρισης συναισθήματος, με σκοπό την διέγερση συγκεκριμένων συναισθημάτων. Κατά την διαδικασία αυτή οι συμμετέχοντες βαθμονομούσαν τα συναισθήματα τους ως προς το σθένος και την ένταση, από αρνητικά έως θετικά και από παθητικά έως ενεργά αντίστοιχα. Παράλληλα καθ' όλη την διάρκεια του πειράματος καταγράφονταν το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα του κάθε συμμετέχοντα, καθώς και οι εκφράσεις του προσώπου του.

Μέσω της εκπόνησης του πειράματος δημιουργήθηκε ένα σύνολο δεδομένων, όπου ως χαρακτηριστικά είχε βασικές μετρικές του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, όπως επίσης και χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν μέσω της καταγραφής των εκφράσεων του προσώπου του κάθε συμμετέχοντα. Σε κάθε σύνολο χαρακτηριστικών αντιστοιχήθηκαν δύο ετικέτες, που δημιουργήθηκαν με βάση τον βαθμό του σθένους και της έντασης του συναισθήματος που προκλήθηκε στους συμμετέχοντες από την εικόνα που έβλεπαν.

Τέλος αναπτύχθηκαν και αξιολογήθηκαν μοντέλα μηχανικής μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη των παραπάνω ετικετών, με χρήση των χαρακτηριστικών που περιεγράφηκαν. Μεταξύ αυτών το καλύτερο μοντέλο ως προς το σθένος ήταν του αλγορίθμου XgBoost με ακρίβεια 61%, ενώ ως προς την ένταση η μεγαλύτερη ακρίβεια που επιτεύχθηκε ήταν για τον αλγόριθμο Random Forest και έφτασε το 73%.

Λέξεις κλειδιά: Συναισθήματα, Αναγνώριση Συναισθήματος, Συναισθηματική Υπολογιστική, Ηλεκτροκαρδιογράφημα, Εκφράσεις Προσώπου, Μηχανική Μάθηση, Πολύτροπο Μοντέλο, Σθένος, Ένταση

Abstract

The purpose of this paper is to develop an automatic way of recognizing emotions through the use of physiological and behavioral data.

Emotions affect both the psychology and the physiology of human and play a very important role in human life. The discipline that deals with emotions is called emotional computing and aims to train the computer to recognize and simulate them in the best possible way. Although there is no precise definition of basic emotions, scientists model emotions in two different ways. The first way considers emotions to be distinct and therefore refer to specific terms, such as joy, sadness, anger, etc. The second way considers them multidimensional, that is, that they can be described based on their valence and arousal.

The recognition of emotions is based either on the exploitation of physiological signals or behavioral signals or on the combination of these two kinds. In the latter case the model being developed is called a multimodal. Two of the physiological signals widely used in the field of emotional computing are the Electrocardiogram and the Electroencephalogram. On the other hand, behavioral signals have to do with the way a person acts, such as facial expressions, gestures and posture.

In the present dissertation, an experiment was designed and developed, through which ECG data and facial expressions were obtained from 8 participants with the aim of creating a multimodal model of emotion recognition. During the experiment, participants saw a set of images, derived from a well-known and freely accessible image base, which is specifically designed for emotion recognition experiments, in order to stimulate specific emotions. During this process, participants calibrated their feelings in terms of valence and arousal, from negative to positive and from passive to active respectively. At the same time, throughout the experiment, the Electroencephalogram of each participant was recorded, as well as the facial expressions.

Through the elaboration of the experiment, a data set was created, where as characteristics it had basic metrics of the electroencephalogram, as well as characteristics calculated through the recording of the facial expressions of each participant. In each set of features were assigned two labels, created based on the degree of valence and arousal of emotion caused to the participants by the image they saw.

Finally, machine learning models were developed and evaluated in order to predict the above labels, using the characteristics described. Among them the best model in terms of valence was that of the XgBoost algorithm with an accuracy of 61%, while in terms of arousal the highest accuracy achieved was for the Random Forest algorithm and reached 73%.

Key words: Emotions, Emotion Recognition, Emotional Computational, Electrocardiogram, Facial Expressions, Machine Learning, Multimodal Model, Valence, Arousal

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματοποιήθηκε στο Εργαστήριο Βιοϊατρικής Τεχνολογίας της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Δημήτρη Κουτσούρη καθώς και την συνεπιβλέπουσα κα. Ουρανία Πετροπούλου, για το ενδιαφέρον θέμα που μου ανέθεσαν, καθώς και για την εμπιστοσύνη που μου έδειξαν ώστε να ασχοληθώ εμπεριστατωμένα με αυτό.

Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την υποψήφια Διδάκτορα Θέλμα Ανδρούτσου για την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε στην διαδικασία εκπόνησης της συγκεκριμένης εργασίας, αλλά και για τον πολύτιμο χρόνο που αφιέρωσε ώστε να με βοηθήσει. Οι πολύτιμες συμβουλές της, καθώς και η συνολική ουσιαστική συμβολή της στην υλοποίηση της παρούσας εργασίας, ήταν καθοριστικές για την επίτευξη του τελικού στόχου.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ θα ήθελα να δώσω και στον κύριο Γεωργουλόπουλο και τον κύριο Νασιούλα, οι οποίοι από τα μαθητικά μου χρόνια πίστεψαν στις δυνατότητες μου και μου πρόσφεραν μεγάλη υποστήριξη.

Ακόμα θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου γενικά, αλλά και ειδικά αυτούς που γνώρισα μέσα από τη σχολή. Βασίλη, Δημήτρη, Ειρήνη και Κωνσταντίνα, το ότι σας γνώρισα ήταν ότι πιο σημαντικό κέρδισα από τα χρόνια μου στην σχολή.

Τέλος ευχαριστώ πολύ την οικογένεια μου, τους γονείς μου Αντώνη και Παναγιώτα και τις αδερφές μου Ελένη και Μάρθα, για την ενθάρρυνση τους και την συμπαράσταση τους καθ' όλη την διάρκεια της φοίτησης μου στην σχολή.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη 5
Abstract 6
Ευχαριστίες 7
Ευρετήριο εικόνων 11
Ευρετήριο Πινάκων 13
Κεφάλαιο 1 : Συναίσθημα και συναισθηματική υπολογιστική 16
1.1 Εισαγωγή 16
1.2 Θεωρία συναισθημάτων 16
1.2.1 Εισαγωγή 16
1.2.2 Συναισθηματικά μοντέλα 17
1.3 Συναισθηματική Υπολογιστική 19
1.3.1 Αναγνώριση συναισθήματος μέσω φυσιολογικών σημάτων 20
1.3.2 Αναγνώριση συναισθήματος μέσω συμπεριφορικών σημάτων 23
1.3.3 Αναγνώριση συναισθήματος μέσω πολύτροπων σημάτων 26
Κεφάλαιο 2 : Αυτόματη αναγνώριση συναισθήματος 27
2.1 Μηχανική μάθηση 27
2.1.1 Εισαγωγή 27
3.1.2 Επιβλεπόμενη μάθηση 28
2.2 Βάσεις δεδομένων 35
2.3 Μελέτες αναγνώρισης συναισθήματος 41
2.3.1 Εφαρμογές που χρησιμοποιούν ECG 41
2.3.2 Εφαρμογές που χρησιμοποιούν αναγνώριση προσώπου (face recognition) 42
2.3.3 Εφαρμογές που χρησιμοποιούν και ECG και face recognition 43
Κεφάλαιο 3 : Διαδικασία πειράματος και αποτελέσματα 48
3.1 Διαδικασία πειράματος 48
3.1.1 Εισαγωγή 48
3.1.2 Λογισμικό 49
3.1.3 Αναλυτική περιγραφή διαδικασίας πειράματος 53
3.2 Επεξεργασία δεδομένων από το πείραμα 57
3.2.1 Προεπεξεργασία 57
3.2.2 Επιλογή Χαρακτηριστικών 58

3.2.3 Τελική Επεξεργασία 59
3.3 Αποτελέσματα 60
3.3.1 Ανάλυση γενικού- πολύτροπου μοντέλου 60
3.3.2 Ανάλυση για δεδομένα ECG και για δεδομένα Face recognition 70
3.3.3 Ανάλυση εξατομικευμένων μοντέλων 82
3.3.4 Ανάλυση γενικών μοντέλων ανδρών-γυναικών 99
Κεφάλαιο 4: Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα 104
4.1 Εισαγωγή 104
4.2 Συμπεράσματα 104
4.2.1 Γενικό μοντέλο 104
4.2.2 Συμπεριφορικό, φυσιολογικό ή πολύτροπο μοντέλο 106
4.2.3 Εξατομικευμένα μοντέλα και σύγκριση αποτελεσμάτων ανδρών-γυναικών 108
4.3 Μελλοντική έρευνα 109
Βιβλιογραφία 110

Ευρετήριο εικόνων

Εικόνα 1 Η ρόδα του Plutchik [5] 18
Εικόνα 2 Δισδιάστατο συναισθηματικό μοντέλο[2] 19
Εικόνα 3 Τρισδιάστατο συναισθηματικό μοντέλο ADM[2]..... 19
Εικόνα 4 Σύμπλεγμα συστολής QRS[10] 21
Εικόνα 5 Χαρακτηριστικά σημεία του προσώπου[11]..... 24
Εικόνα 6 Σύστημα συντεταγμένων του Kinect 25
Εικόνα 7: Απλή τοπολογία νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό επίπεδο νευρώνων..... 33
Εικόνα 8:Στιγμιότυπο από την διαδικασία λήψης των δεδομένων του SJTU Emotion EEG Dataset (SEED) [15] 36
Εικόνα 9 Αναπαράσταση συναισθημάτων μέσω εκφράσεων προσώπου από ηθοποιούς ... 42
Εικόνα 10 Τα πέντε τρίγωνα με την μεγαλύτερη επίδραση [19] 43
Εικόνα 11 Διαδικασία αναγνώρισης συναισθήματος μέσω ECG και εκφράσεων προσώπου 44
Εικόνα 12 Ένα παράδειγμα συγχρονισμού γραφημάτων φυσιολογικών σημάτων και εκφράσεων προσώπου 45
Εικόνα 13 (a) Τα χαρακτηριστικά σημεία του προσώπου (b) οι αποστάσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών σημείων[37]..... 46
Εικόνα 14: Αισθητήρας Polar H10..... 49
Εικόνα 15: Ιμάντας Pro Strap 49
Εικόνα 16:Αρχικό μενού εφαρμογής POLARSDK-ECG-HR DEMO..... 50
Εικόνα 17: Βήμα για την εισαγωγή του Polar ID..... 50
Εικόνα 18: Καταγραφή μετρήσεων εφαρμογής POLARSDK-ECG-HR DEMO..... 51
Εικόνα 19: Στιγμιότυπο από έξοδο HR και RR τιμών στο Android Studio..... 51
Εικόνα 20: Εντοπισμός 68 σημείων στο πρόσωπο 52
Εικόνα 21:Πίνακας για τα 5 πρώτα σημεία και το δευτερόλεπτο που αντιστοιχεί το καθένα 52
Εικόνα 22: Τα 68 σημεία προσώπου που εντοπίζονταν..... 53
Εικόνα 23: Στιγμιότυπο οθόνης κατά την έναρξη του πειράματος 54
Εικόνα 24: Εικόνα IAPS για ερεθισμό αρνητικών συναισθημάτων..... 54
Εικόνα 25: Εικόνα IAPS για ερεθισμό ουδέτερων συναισθημάτων 55
Εικόνα 26: Εικόνα IAPS για ερεθισμό θετικών συναισθημάτων..... 55
Εικόνα 27: Self Assesment Manekin..... 56
Εικόνα 28:Στιγμιότυπο από την έξοδο του πειράματος στο Logcat του AndroidStudio 56
Εικόνα 29: Πίνακας συσχετίσεων για τα 25 αρχικά χαρακτηριστικά..... 59
Εικόνα 30: Πίνακας συσχετίσεων μετά την αφαίρεση 10 χαρακτηριστικών αποστάσεων ... 59
Εικόνα 31:Ποσοστό δειγμάτων για κάθε κλάση του σθένους..... 61
Εικόνα 32: Ποσοστό δειγμάτων για κάθε κλάση του έντασης 61
Εικόνα 33: Νέο ποσοστό δειγμάτων για κάθε κλάση του σθένους..... 62
Εικόνα 34: Απόκλιση σφάλματος αποτελεσμάτων δεδομένων εκπαίδευσης και δεδομένων επαλήθευσης..... 63
Εικόνα 35: Γραφική παράσταση ακρίβειας-εποχών εκπαίδευσης για το σθένος του ΤΝΔ ... 68
Εικόνα 36: Γραφική παράσταση ακρίβειας-εποχών εκπαίδευσης για την ένταση του ΤΝΔ.. 69
Εικόνα 37:Ακρίβεια πολύτροπου μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους..... 70
Εικόνα 38: F1-macro πολύτροπου μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους 70
Εικόνα 39: Ακρίβεια φυσιολογικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους..... 81
Εικόνα 40: F1-macro φυσιολογικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους 81
Εικόνα 41: Ακρίβεια συμπεριφορικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους..... 82

Εικόνα 42: F1-macro συμπεριφορικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους 82
Εικόνα 43: Ποσοστό δειγμάτων κάθε εξειδικευμένου μοντέλου προς το σύνολο των δειγμάτων 98
Εικόνα 44: Ακρίβεια γενικού μοντέλου για όλα τα εξατομικευμένα μοντέλα 99
Εικόνα 45: F1-macro γενικού μοντέλου για όλα τα εξατομικευμένα μοντέλα..... 99
Εικόνα 46: Ποσοστό δειγμάτων κάθε εξατομικευμένου μοντέλου ως προς το σύνολο δειγμάτων 102
Εικόνα 47: Ακρίβεια και F1-macro πρόβλεψης σθένους για άντρες και γυναίκες..... 103
Εικόνα 48: Ακρίβεια και F1-macro πρόβλεψης έντασης για άντρες και γυναίκες..... 103
Εικόνα 49: Σύγκριση ακρίβειας πολύτροπου μοντέλου με αντίστοιχο άλλων ερευνών..... 106
Εικόνα 50: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του AdaBoost 107
Εικόνα 51: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του Knn 107
Εικόνα 52: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του RF..... 108
Εικόνα 53: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του XgBoost 108

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1: Περιγραφές κάποιων βασικών φυσιολογικών σημάτων..... 23
Πίνακας 2: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης τριών κλάσεων[22]..... 34
Πίνακας 3: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης με κλάσεις την θετική και την αρνητική[22] 35
Πίνακας 4:Περιγραφή των δημόσιων βάσεων δεδομένων DEAP,MAHNOB-HCI,SEED [14] .. 39
Πίνακας 5: Βάσεις δεδομένων συναισθηματικής υπολογιστικής με αξιοποίηση χαρακτηριστικών ECG [3] 40
Πίνακας 6 :Οι 23 σημαντικότερες αποστάσεις μεταξύ των 68 σημείων του προσώπου 57
Πίνακας 7 Πλήθος δειγμάτων για την κάθε κλάση του σθένους και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων 60
Πίνακας 8: Πλήθος δειγμάτων για την κάθε κλάση της έντασης και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 61
Πίνακας 9: Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου XgBoost..... 62
Πίνακας 10: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου XgBoost..... 62
Πίνακας 11: Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου XgBoost..... 63
Πίνακας 12:Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου XgBoost 64
Πίνακας 13:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου Knn 64
Πίνακας 14: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου KNN 64
Πίνακας 15:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου Knn..... 65
Πίνακας 16: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου KNN 65
Πίνακας 17:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου RF..... 65
Πίνακας 18: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου Random Forest..... 66
Πίνακας 19:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου RF..... 66
Πίνακας 20: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου Random Forest 66
Πίνακας 21:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου AdaBoost..... 67
Πίνακας 22: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου AdaBoost..... 67
Πίνακας 23:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου AdaBoost..... 67
Πίνακας 24: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου AdaBoost..... 67
Πίνακας 25:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου ΤΝΔ..... 68
Πίνακας 26: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου ΤΝΔ 68
Πίνακας 27:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου ΤΝΔ..... 69
Πίνακας 28: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου ΤΝΔ..... 69
Πίνακας 29: Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου XgBoost..... 71
Πίνακας 30: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος XgBoost 71
Πίνακας 31:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου XgBoost..... 71
Πίνακας 32: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση XgBoost 72
Πίνακας 33:Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου XgBoost..... 72
Πίνακας 34: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος XgBoost 72
Πίνακας 35:Αποτελέσματα έντασης συμπεριφορικού μοντέλου XgBoost..... 73
Πίνακας 36: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση XgBoost 73
Πίνακας 37:Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου Knn 73
Πίνακας 38: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος KNN..... 74
Πίνακας 39:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου Knn..... 74
Πίνακας 40 Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση KNN 74
Πίνακας 41:Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου Knn..... 75
Πίνακας 42: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος KNN..... 75
Πίνακας 43:Αποτελέσματα έντασης συμπεριφορικού μοντέλου Knn..... 75
Πίνακας 44: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση KNN..... 75
Πίνακας 45:Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου RF..... 76
Πίνακας 46: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος RF 76
Πίνακας 47:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου RF..... 76

Πίνακας 48: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση RF..... 77
Πίνακας 49:Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου RF 77
Πίνακας 50: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος RF 77
Πίνακας 51:Αποτελέσματα έντασης συμπεριφορικού μοντέλου RF..... 78
Πίνακας 52: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση RF..... 78
Πίνακας 53:Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου AdaBoost 78
Πίνακας 54: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος AdaBoost..... 79
Πίνακας 55:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου AdaBoost..... 79
Πίνακας 56: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση AdaBoost 79
Πίνακας 57: Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου AdaBoost..... 80
Πίνακας 58: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος AdaBoost..... 80
Πίνακας 59:Αποτελέσματα έντασης συμπεριφορικού μοντέλου AdaBoost..... 80
Πίνακας 60: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση AdaBoost 80
Πίνακας 61: Αποτελέσματα σθένους 1ου συμμετέχοντα..... 83
Πίνακας 62: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 1ου συμμετέχοντα 83
Πίνακας 63:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 1ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 83
Πίνακας 64:Αποτελέσματα έντασης 1ου συμμετέχοντα..... 83
Πίνακας 65: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 1ου συμμετέχοντα..... 84
Πίνακας 66:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 1ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 84
Πίνακας 67:Αποτελέσματα σθένους 2ου συμμετέχοντα 84
Πίνακας 68: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 2ου συμμετέχοντα 85
Πίνακας 69:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 2ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 85
Πίνακας 70:Αποτελέσματα έντασης 2ου συμμετέχοντα..... 85
Πίνακας 71: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 2ου συμμετέχοντα..... 86
Πίνακας 72::Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 2ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 86
Πίνακας 73:Αποτελέσματα σθένους 3ου συμμετέχοντα 86
Πίνακας 74: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 3ου συμμετέχοντα 87
Πίνακας 75:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 3ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 87
Πίνακας 76:Αποτελέσματα έντασης 3ου συμμετέχοντα..... 87
Πίνακας 77: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 3ου συμμετέχοντα..... 88
Πίνακας 78::Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 3ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 88
Πίνακας 79:Αποτελέσματα σθένους 3ου συμμετέχοντα 88
Πίνακας 80: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 4ου συμμετέχοντα 89
Πίνακας 81:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 4ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 89
Πίνακας 82:Αποτελέσματα έντασης 4ου συμμετέχοντα..... 89
Πίνακας 83: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 4ου συμμετέχοντα..... 90
Πίνακας 84:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 4ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 90
Πίνακας 85:Αποτελέσματα σθένους 5ου συμμετέχοντα 90
Πίνακας 86: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 5ου συμμετέχοντα 91
Πίνακας 87:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 5ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 91
Πίνακας 88:Αποτελέσματα έντασης 5ου συμμετέχοντα..... 91
Πίνακας 89: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 5ου συμμετέχοντα..... 92

Πίνακας 90::Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 5ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 92
Πίνακας 91:Αποτελέσματα σθένους 6ου συμμετέχοντα 92
Πίνακας 92: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 6ου συμμετέχοντα 93
Πίνακας 93:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 6ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 93
Πίνακας 94:Αποτελέσματα έντασης 8ου συμμετέχοντα..... 93
Πίνακας 95: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 6ου συμμετέχοντα..... 94
Πίνακας 96:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 6ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 94
Πίνακας 97:Αποτελέσματα σθένους 7ου συμμετέχοντα 94
Πίνακας 98: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 7ου συμμετέχοντα 95
Πίνακας 99:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 7ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 95
Πίνακας 100:Αποτελέσματα έντασης 8ου συμμετέχοντα 95
Πίνακας 101: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 7ου συμμετέχοντα 96
Πίνακας 102:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 7ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 96
Πίνακας 103:Αποτελέσματα σθένους 8ου συμμετέχοντα..... 96
Πίνακας 104: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 8ου συμμετέχοντα..... 97
Πίνακας 105:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 8ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων 97
Πίνακας 106:Αποτελέσματα έντασης 8ου συμμετέχοντα 97
Πίνακας 107: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 8ου συμμετέχοντα 98
Πίνακας 108:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 8ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 98
Πίνακας 109: Αποτελέσματα σθένους για τα δεδομένα των Ανδρών 99
Πίνακας 110: Πίνακας σύγχυσης σθένους για τα δεδομένα των Ανδρών 100
Πίνακας 111:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους των ανδρών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 100
Πίνακας 112: Αποτελέσματα έντασης για τα δεδομένα των Ανδρών 100
Πίνακας 113: Πίνακας σύγχυσης έντασης για τα δεδομένα των Ανδρών 100
Πίνακας 114:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης των ανδρών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 101
Πίνακας 115: Αποτελέσματα σθένους για τα δεδομένα των Γυναικών. 101
Πίνακας 116: Πίνακας σύγχυσης σθένους για τα δεδομένα των Γυναικών..... 101
Πίνακας 117:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους των γυναικών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 101
Πίνακας 118: Αποτελέσματα έντασης για τα δεδομένα των Γυναικών..... 102
Πίνακας 119: Πίνακας σύγχυσης έντασης για τα δεδομένα των Γυναικών 102
Πίνακας 120:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης των γυναικών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων..... 102
Πίνακας 121: Πίνακας σύγχυσης 3 κλάσεων έντασης για το γενικό μοντέλο με XgBoost... 105
Πίνακας 122: Πίνακας σύγχυσης 2 κλάσεων έντασης για το γενικό μοντέλο με XgBoost... 105

Κεφάλαιο 1 : Συναίσθημα και συναισθηματική υπολογιστική

1.1 Εισαγωγή

Η θεωρία συναισθήματος περιγράφει το συναίσθημα ως μια ενσυνείδητη εμπειρία που προκαλείται από την αξιολόγηση ενός συμβάντος στο περιβάλλον ενός ατόμου και χαρακτηρίζεται από έντονη πνευματική δραστηριότητα είτε ευχάριστη είτε δυσάρεστη. Κάποιοι ερευνητές υποστηρίζουν ότι τα συναισθήματα έχουν παγκόσμια φύση, δηλαδή ότι ο μηχανισμός επεξεργασίας των συναισθημάτων μένει αμετάβλητος ανά κουλτούρα και ανά κοινωνία. Αντιθέτως, υπάρχουν μελέτες που θεωρούν τα συναισθήματα ως πολυεπίπεδο χαρακτηριστικό, που επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες αναλόγως τον άνθρωπο. Έτσι οι εφαρμογές επεξεργασίας συναισθημάτων έχουν διαφορές στον τρόπο που τα εξάγουν, αφού δεν υπάρχει κάποια σαφής απάντηση για το ποιοι είναι οι παράγοντες που επηρεάζουν τα συναισθήματα , καθώς και ποιοι από αυτούς είναι σημαντικοί για την εκάστοτε εφαρμογή [1].

Ανάμεσα σε πολλά χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τα συναισθήματα, η προσωπικότητα του κάθε ατόμου φαίνεται να έχει την πλέον κύρια επιρροή στη διαδικασία παραγωγής των συναισθημάτων του και τον προδιαθέτει να βιώσει κάποια από αυτά με διαφορετική ένταση. Για παράδειγμα ένας απαισιόδοξος χαρακτήρας είναι περισσότερο πιθανό να βλέπει την αρνητική πλευρά των πραγμάτων από την θετική. Η επιρροή της προσωπικότητας επιβεβαιώνεται και από μια μελέτη που διεξήγαγε ο Scherer, στην οποία 1242 συμμετέχοντες περιέγραψαν τα συναισθήματα τους κάτω από ένα συγκεκριμένο ερέθισμα που δέχονταν.

Η θεωρία για την διαμόρφωση της προσωπικότητας του κάθε ανθρώπου αποτελείται από δύο εκδοχές. Η πρώτη είναι ότι επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από τα κληρονομικά χαρακτηριστικά, ενώ η δεύτερη ότι τα βιώματα είναι αυτά που την διαμορφώνουν. Επιπρόσθετα το χαρακτηριστικό που φαίνεται να έχει σημαντικό αντίκτυπο στην συναισθηματική διαδικασία είναι η διάθεση. Τα στοιχεία αυτά επηρεάζουν περισσότερο τα συναισθήματα σύμφωνα με πολλούς θεωρητικούς ερευνητές και συνήθως λαμβάνονται υπόψιν στην επιστήμη των υπολογιστών [1].

1.2 Θεωρία συναισθημάτων

1.2.1 Εισαγωγή

Τα συναισθήματα, επηρεάζουν τόσο την ψυχολογία όσο και την φυσιολογία του ανθρώπου και παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο στην ανθρώπινη ζωή. Τα θετικά συναισθήματα μπορούν να συνεισφέρουν σε ένα πλήθος θετικών συνεπειών όπως στην βελτίωση της υγείας του και στη μεγαλύτερη αποδοτικότητα στην εργασία του. Από την άλλη μεριά όμως, τα αρνητικά συναισθήματα μπορούν να προκαλέσουν πολύ σοβαρά προβλήματα υγείας, ενώ αν εξακολουθούν να υφίστανται για μακρά χρονικά διαστήματα μπορούν να οδηγήσουν στη κατάθλιψη και σε ακραίες περιπτώσεις μέχρι και στην αυτοκτονία. Καθίσταται λοιπόν αναγκαίο να αναπτυχθούν μηχανισμοί που θα αναγνωρίζουν έγκαιρα αυτά τα συναισθήματα, ώστε να αποφεύγονται τέτοιες καταστάσεις. Συνήθως το συναίσθημα προκαλείται αυθόρμητα στον άνθρωπο και συμβαδίζει με αλλαγές που συμβαίνουν στα όργανα του, όπως το μυαλό, η καρδιά, το δέρμα, η ροή του αίματος, οι μύες, οι εκφράσεις του προσώπου, η φωνή και άλλα. Η πολυπλοκότητα της διαδικασίας αναγνώρισης του συναισθήματος από τον υπολογιστή λοιπόν, είναι πολύ μεγάλη και η δυνατότητα της καταγραφής τους με ακρίβεια είναι ακόμα περιορισμένη, παρότι απασχολεί την επιστημονική έρευνα παγκοσμίως, αποτελώντας μάλιστα αντικείμενο πολλών διεπιστημονικών μελετών[2] .

1.2.2 Συναισθηματικά μοντέλα

Για την αναγνώριση συναισθήματος, τα συναισθήματα θα πρέπει να μπορούν να καθορίζονται και να αναγνωρίζονται ποσοτικά. Δεν υπάρχει κάποιος ακριβής ορισμός των βασικών συναισθημάτων, ωστόσο οι επιστήμονες μοντελοποιούν τα συναισθήματα με δύο διαφορετικούς τρόπους. Ο πρώτος είναι ο διαχωρισμός τους σε διακριτές κατηγορίες ενώ ο δεύτερος είναι η χρήση πολλαπλών διαστάσεων για την κατηγοριοποίηση τους. Για την εξαγωγή των κατηγοριών διεξάγονται πειράματα σε ανθρώπους, όπου ένας συνδυασμός πολλών παραμέτρων μπορεί να οδηγήσει στην αναγνώριση ενός συναισθήματος. Τα τελευταία χρόνια τα πειράματα αυτά στηρίζονται κυρίως στην απόκριση του ανθρώπου σε εικόνες, μουσική και βίντεο, ενώ πλέον αναπτύσσεται ραγδαία η αξιοποίηση των βιντεοπαιχνιδιών και της εικονικής πραγματικότητας για τον παραπάνω σκοπό[2].

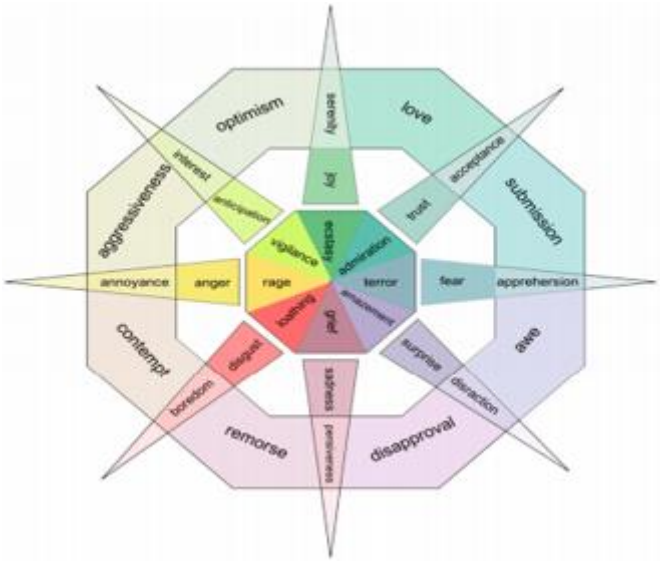
Παρακάτω περιγράφονται τα κυριότερα μοντέλα που υπάρχουν, γύρω από την θεωρία των συναισθημάτων.

Διακριτό συναισθηματικό μοντέλο

Το διακριτό συναισθηματικό μοντέλο (Discrete Emotional Model-DEM) κατηγοριοποιεί τα συναισθήματα σε συγκεκριμένους όρους, όπως: χαρά, διασκέδαση, φόβος, θυμός, αποστροφή, λύπη, ουδέτερο[3].

Η πρώτη θεωρία των διακριτών κατηγοριών στηρίζεται στον Ekman[4], ο οποίος μάλιστα θεωρεί τα συναισθήματα μετρήσιμα και ότι σχετίζονται με την φυσιολογία του ανθρώπου. Πρότεινε έναν αριθμό χαρακτηριστικών που σχετίζονται με τα βασικά συναισθήματα. Πίστευε ότι οι άνθρωποι γεννιούνται με συναισθήματα που δεν έχουν μάθει, νιώθουν όμοια μεταξύ τους συναισθήματα σε ίδιες καταστάσεις και τα εκφράζουν με τον ίδιο τρόπο. Σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά λοιπόν, κατέληξε ότι υπάρχουν έξι βασικά συναισθήματα, η χαρά, η λύπη, ο θυμός, η έκπληξη, ο φόβος και η αποστροφή και παρατήρησε ότι τα υπόλοιπα συναισθήματα παράγονται από αντιδράσεις και συνδυασμό των έξι αυτών βασικών συναισθημάτων.

Το 1980, ο Plutchik[5] πρότεινε έναν μοντέλο σε σχήμα ρόδας, που περιλαμβάνει οχτώ βασικά συναισθήματα, την ευχαρίστηση, την εμπιστοσύνη, την έκπληξη, την στεναχώρια, την αποστροφή, τον θυμό και την προσμονή, όπως φαίνονται και στην Εικόνα 1 παρακάτω. Αυτό το μοντέλο περιγράφει τα συναισθήματα ως προς την ένταση τους. Τα δυνατότερα συναισθήματα βρίσκονται στο κέντρο, ενώ όσο απομακρυνόμαστε από αυτό βρίσκουμε τα αδύναμα . Όπως και τα χρώματα, τα βασικά συναισθήματα μπορούν να αναμειχθούν σχηματίζοντας περίπλοκα συναισθήματα. Ο Izard [6] το περιγράφει ως εξής: Τα βασικά συναισθήματα δημιουργήθηκαν κατά την εξέλιξη του ανθρώπου και κάθε ένα από αυτά ανταποκρίθηκε σε ένα απλό ανθρώπινο κύκλωμα του εγκεφάλου. Τελικά παρουσίασε δέκα βασικά συναισθήματα, το ενδιαφέρον, την ευχαρίστηση, την έκπληξη, την στεναχώρια, τον φόβο, την ντροπή, την ενοχή, τον θυμό, την αποστροφή και την περιφρόνηση.



Εικόνα 1 Η ρόδα του Plutchik [5]

Τα διακριτό μοντέλο λοιπόν, χρησιμοποιεί τις περιγραφές των λέξεων αντί να κάνει ποσοτική ανάλυση. Για αυτό είναι δύσκολο να αναλυθούν κάποια ανάμεικτα και περίπλοκα συναισθήματα που είναι δύσκολο να περιγράφουν ακριβώς με λόγια και χρειάζεται να μελετηθούν ποσοτικά[2].Όπως διαπιστώνεται από τα παραπάνω, οι κλάσεις του διακριτού μοντέλου ποικίλουν, όμως υπάρχουν ομοιότητες μεταξύ τους. Ανάμεσα στα συναισθήματα, αυτά που χρησιμοποιούνται πιο πολύ είναι η χαρά, η λύπη και ο θυμός. Αυτό οφείλεται στην συγκεκριμένη απόκριση που δίνουν αυτά τα συναισθήματα και επομένως μπορούν να εντοπισθούν πιο εύκολα, σε σχέση με άλλα που δεν είναι τόσο έντονα[3] .

Πολυδιάστατο συναισθηματικό μοντέλο

Εμβαθύνοντας στις έρευνες, οι ψυχολόγοι βρήκαν ότι υπήρχε μια συσχέτιση μεταξύ διαφορετικών συναισθημάτων, όπως η έχθρα και το μίσος, η ευχαρίστηση και η αρέσκεια, που αντιπροσωπεύουν ένα συγκεκριμένο συναισθηματικό επίπεδο. Από την άλλη, το κάθε συναίσθημα μπορεί να έχει διαφορετικές εντάσεις. Για παράδειγμα κάποιος χαρούμενος μπορεί να περιγράφεται ως πολύ ή λίγο χαρούμενος.

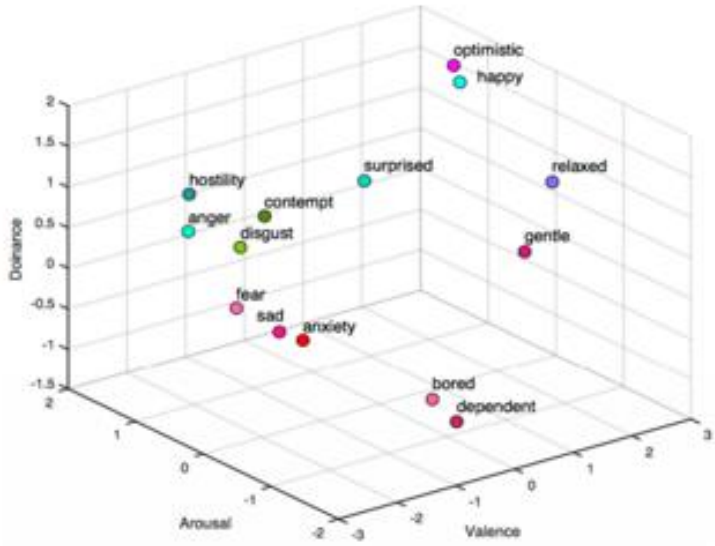
Δυαδικό συναισθηματικό μοντέλο

Λαμβάνοντας υπόψιν τα παραπάνω οι ψυχολόγοι έχουν αναπτύξει πολυεπίπεδα χωρικά μοντέλα συναισθημάτων. Ο Lang [7] δημιούργησε ένα δισδιάστατο μοντέλο(Binary emotional model-BEM) με παραμέτρους το σθένος και την ένταση. Στην θεωρία του, ένα συναίσθημα ως προς το σθένος μπορεί να χαρακτηριστεί από δυσάρεστο σε ευχάριστο, ενώ ως προς την ένταση μπορεί να χαρακτηριστεί από παθητικό σε ενεργητικό(Εικόνα 2). Για παράδειγμα ο θυμός έχει αρνητικό σθένος και υψηλή ένταση, ενώ η λύπη αρνητικό σθένος και μικρή ένταση [3] .

Εικόνα 2 Δισδιάστατο συναισθηματικό μοντέλο[2]

Τρισδιάστατο συναισθηματικό μοντέλο

Υπάρχουν κάποια συναισθήματα που έχουν το ίδιο σθένος και ένταση σύμφωνα με το δισδιάστατο μοντέλο. Για αυτόν τον λόγο ο Mehrabian [3] επέκτεινε το μοντέλο σε τρισδιάστατο(Affective Dimensinal Model-ADM). Η προστιθέμενη διάσταση ονομάζεται επίδραση και κυμαίνεται από υποτακτική σε κυρίαρχη. Συγκεκριμένα αναφέρεται στη επίδραση που έχει ο άνθρωπος στον έλεγχο ενός συναισθήματος. Για παράδειγμα σε αυτήν την διάσταση ο θυμός κατατάσσεται ως κυρίαρχος ενώ ο φόβος ως υποτακτικός. Η απεικόνιση του μοντέλου αυτού διαγραμματικά φαίνεται στην Εικόνα 3.



Εικόνα 3 Τρισδιάστατο συναισθηματικό μοντέλο ADM[2]

1.3 Συναισθηματική Υπολογιστική

Η συναισθηματική υπολογιστική είναι ο κλάδος που εκπαιδεύει τον υπολογιστή να αναγνωρίζει και να προσομοιώνει τα ανθρώπινα συναισθήματα. Αποτελεί ένα επιστημονικό πεδίο έρευνας, που αποτελείται από πολλούς τομείς και ενσωματώνει αρχές από την κοινωνιολογία, τη ψυχολογία, τη φυσιολογία, τα μαθηματικά, την γλωσσολογία και

την επιστήμη των υπολογιστών. Η συμβολή ενός τόσο μεγάλου φάσματος πεδίων κάνει την έρευνα στην συναισθηματική υπολογιστική εξαιρετικά ενδιαφέρουσα και την καθιστά μεγάλη πρόκληση. Μέχρι στιγμής αυτοί οι κλάδοι και η επιρροή τους έχουν μελετηθεί ξεχωριστά, ενώ και η επίδραση της συναισθηματικής νοημοσύνης σε αυτά, κατά κύριο λόγο δεν λαμβάνεται υπόψιν από την κοινότητα της έρευνας[8]. Οι μέθοδοι για την αναγνώριση συναισθήματος μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις βασικές κατηγορίες:

1.3.1 Αναγνώριση συναισθήματος μέσω φυσιολογικών σημάτων

Είναι η κατηγορία που χρησιμοποιεί εσωτερικά σήματα ή αλλιώς φυσιολογικά σήματα, τα βασικότερα από τα οποία είναι το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (Electroencephalogram-EEG), η θερμοκρασία του σώματος (skin temperature-ST), το Ηλεκτροκαρδιογράφημα (Electrocardiogram-ECG), το ηλεκτρομυογράφημα (Electromyogram-EMG), η γαλβανική απόκριση του δέρματος (Galvanic skin response-GSR), η αναπνοή (RSP), το Ηλεκτροοφθαλμογράφημα (Electrooculogram-EOG) και η ένταση των παλμών του αίματος (blood volume pulse-BVP)[2]. Τα φυσιολογικά σήματα ορίζονται ως πολυκαναλικά αναγνώσματα από το κεντρικό και το αυτόνομο νευρικό σύστημα, τα οποία εμπεριέχουν σημαντικές πληροφορίες για τη δράση, τις αποκρίσεις, τα συναισθήματα και τη συμπεριφορά του ατόμου. Η αναγνώριση και η επεξεργασία των φυσιολογικών σημάτων απαιτεί συγκεκριμένη εξειδίκευση [8].

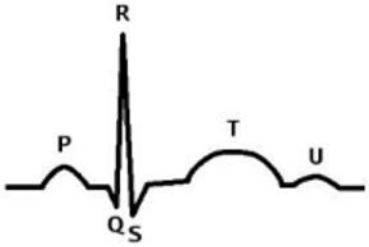
Το EEG συνήθως πετυχαίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, όμως δεν είναι τόσο εύκολα εφαρμόσιμο στην καθημερινή ζωή. Αντιθέτως στοιχεία ECG, όπως η R-R συσχέτιση και το σήμα GSR, μπορούν πολύ εύκολα να εξαχθούν και από ένα έξυπνο ρολόι. Η απόκτηση επομένως αυτών των σημάτων είναι μη επεμβατική, αποτελεσματική, χαμηλού κόστους και συνεχόμενη [9].

Ηλεκτροκαρδιογράφημα (Electrocardiogram-ECG)

Η καρδιά είναι ένα από τα πιο σημαντικά όργανα στον ανθρώπινο οργανισμό και το ECG θεωρείται ως το πιο ισχυρό διαγνωστικό εργαλείο στην ιατρική. Συνήθως χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της λειτουργικότητας της καρδιάς. Αποτελεί δηλαδή μια συμβατική μέθοδο για την μη επεμβατική ερμηνεία της ηλεκτρικής δραστηριότητας της καρδιάς σε πραγματικό χρόνο. Ωστόσο είναι χρήσιμο όχι μόνο για το παραπάνω χαρακτηριστικό, αλλά και γιατί αξιοποιείται στην συναισθηματική υπολογιστική.

Τα ηλεκτρικά καρδιακά σήματα καταγράφονται από μια εξωτερική συσκευή, με την τοποθέτηση ηλεκτροδίων στην επιφάνεια του δέρματος του θώρακα του ασθενούς. Αυτά τα ρεύματα διεγείρουν τον καρδιακό μυ και προκαλούν τις συσπάσεις και τις χαλαρώσεις της καρδιάς. Αυτή η πληροφορία φτάνει μέσω των ηλεκτροδίων στην συσκευή ECG , η οποία τα καταγράφει ως χαρακτηριστικά κύματα. Κάθε ένα από αυτά τα κύματα αναπαριστά την λειτουργία μιας συγκεκριμένης περιοχής της καρδιάς.

Στην Εικόνα 4 απεικονίζεται μια σχηματική αναπαράσταση ενός φυσιολογικού ECG και διαφόρων κυμάτων του. Τα κύματα P αντιπροσωπεύουν την κολπική εκπόλωση, το κύμα T αντιπροσωπεύει την κοιλιακή επαναπόλωση, η πρώτη εκτροπή στο σύμπλεγμα εάν είναι αρνητική ονομάζεται κύμα Q, η πρώτη θετική εκτροπή στο σύμπλεγμα κύμα R, μια αρνητική απόκλιση μετά από ένα κύμα R ονομάζεται κύμα S και τελικά τα κύματα U αντιπροσωπεύουν την επαναπόλωση των ινών Purkinje.



Εικόνα 4 Σύμπλεγμα συστολής QRS[10]

Ένα χαρακτηριστικό του ECG το οποίο χρησιμοποιείται σε εφαρμογές αναγνώρισης συναισθήματος είναι το διάστημα RR, δηλαδή ο χρόνος που μεσολαβεί μεταξύ δύο διαδοχικών κυμάτων R του σήματος QRS στο ECG. Αποτελεί μια συνάρτηση εγγενών ιδιοτήτων του φλεβόκομβου καθώς και των αυτόνομων επιρροών του. Τυχόν ανωμαλίες στα σήματα αυτά, οφείλονται σε αλλαγές στον τόνο του πνευμονογαστρικού νεύρου μέσω της αναπνοής. Η εισπνοή προκαλεί μείωση του τόνου με επακόλουθη αύξηση του καρδιακού παλμού(Heart rate-HR) και η εκπνοή προκαλεί αύξηση τόνου με επακόλουθη μείωση του HR[10].

Η αναγνώριση συναισθήματος μέσω του ECG αποτελεί ένα σημαντικό θέμα έρευνας στο πεδίο της συναισθηματικής υπολογιστικής. Ο εντοπισμός των συναισθημάτων μέσω του σήματος αυτού, είναι χρήσιμος διότι η καρδιά ανταποκρίνεται στα συναισθήματα ακούσια και ακόμα και εάν κάποιος μπορεί να μην φανερώσει τα συναισθήματα του μέσω των εκφράσεων του προσώπου του, είναι μάλλον αδύνατο να κάνει το ίδιο και για την απόκριση της καρδιάς του ως προς αυτά. Σύμφωνα με τις έρευνες λοιπόν, μπορεί να αποτελέσει ένδειξη για την αναγνώριση των συναισθημάτων, ωστόσο το μέλλον της αναγνώρισης συναισθήματος είναι τα πολύτροπα συστήματα αναγνώρισης συναισθημάτων. Ένα ακριβές και σε πραγματικό χρόνο σύστημα αναγνώρισης συναισθήματος δεν μπορεί να βασίζεται μόνο σε χαρακτηριστικά από το ECG. Είναι σημαντικό να χρησιμοποιηθούν όλα τα πιθανοί αξιοποιήσιμα σήματα, όπως είναι και τα σήματα από τον εγκέφαλο, την φωνή, την αφή, οι εκφράσεις του προσώπου, η στάση του σώματος κ.ά.

Παρακάτω φαίνεται ο Πίνακας 1: Περιγραφές κάποιων βασικών φυσιολογικών σημάτων, οποίος περιέχει συνοπτικά τις περιγραφές των βασικών φυσιολογικών σημάτων που χρησιμοποιούνται στις εφαρμογές αναγνώρισης συναισθήματος.

Τεχνολογία	***Μέρος Σώματος***	***Περιγραφή***
EEG	Εγκέφαλος	Το ΗΕΓ αποτελεί μία ιατρική απεικονιστική μέθοδο, η οποία καταγράφει την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου.
		Καταγράφει τις μεταβολές στην τάση, που προκύπτουν από τα ηλεκτρικά ρεύματα που παράγουν και μεταδίδουν τα νευρικά κύτταρα του εγκεφάλου.
		Τα σήματα αυτά παράγονται από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα και αντικατοπτρίζουν άμεσα την εγκεφαλική δραστηριότητα.
		Τέλος, χωρίζονται σε 5 ζώνες συχνοτήτων: **δ** (0.1 – 4 Hz), **θ** (4-8

			Hz), **α** (8-13 Hz), **β** (13-30 Hz) και **γ** (>30 Hz).
	ECG	Καρδιά	Το ΗΚΓ καταγράφει την ηλεκτρική δραστηριότητα της καρδίας μέσα σε ορισμένο χρονικό διάστημα, με χρήση επιφανειακών ηλεκτροδίων
			Το κύριο ηλεκτρικό σήμα από την καρδία έχει κατεύθυνση από την πάνω δεξιά πλευρά του σώματος στην κάτω αριστερή.
			Χαρακτηριστικά που αφορούν τον καρδιακό παλμό έχουν χρησιμοποιηθεί κατά κόρον σε εφαρμογές αναγνώρισης συναισθήματος.
	EDA/GSR	Ιδρωτοποιός Αδένας	Με την χρήση του GSR είναι δυνατή η ποσοτικοποίηση των αλλαγών που συντελούνται στο συμπαθητικό νευρικό σύστημα.
			Συγκεκριμένα, μετρούνται οι μεταβολές του Ιδρωτοποιού Αδένα που αντικατοπτρίζουν την ένταση της συναισθηματικής κατάστασης του ατόμου, γνωστή και ως arousal.
			Αποτελεί, λοιπόν, χρήσιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της συναισθηματικής κατάστασης του ατόμου.
	EMG	Μύες	Καταγράφει την μυϊκή απόκριση-ηλεκτρική δραστηριότητα που προκύπτει ως αποτέλεσμα της διέγερσης των νευρικών κυττάρων του μυ.
			Χρησιμοποιείται ως τεστ για την ανίχνευση πιθανών νευρομυϊκών ανωμαλιών.
			Τέλος, αξιοποιείται στην ανίχνευση της συσχέτισης μεταξύ των συναισθημάτων και των φυσιολογικών αντιδράσεων.
	Skin Temperature	Επιφάνεια δέρματος	Καταγράφει την θερμική απόκριση του δέρματος. Μεταβολές που παρατηρούνται προέρχονται κυρίως από τοπικές αλλαγές στην ροή του αίματος,

	λόγω της αγγειακής αντίστασης ή της αρτηριακής πίεσης.

Πίνακας 1: Περιγραφές κάποιων βασικών φυσιολογικών σημάτων

1.3.2 Αναγνώριση συναισθήματος μέσω συμπεριφορικών σημάτων

Αποτελεί την κατηγορία που συλλέγει τα σωματικά ανθρώπινα σήματα, όπως τις εκφράσεις του προσώπου, την ομιλία, τις χειρονομίες, την στάση του σώματος, χαρακτηριστικά από την αλληλεπίδραση μέσω του hardware με τον υπολογιστή (keystrokes dynamics) και άλλα. Η μέθοδος αυτή έχει το πλεονέκτημα της εύκολης συλλογής δεδομένων και το ότι έχει μελετηθεί για πολλά χρόνια [8].

Οι εκφράσεις του προσώπου (facial expressions)

Οι εκφράσεις του προσώπου χρησιμοποιούνται στην καθημερινή ανθρώπινη μη λεκτική επικοινωνία και προσδιορίζουν τον κάθε άνθρωπο. Είναι πολύ σημαντικές στην ανθρώπινη επικοινωνία, όπως ακριβώς είναι και ο τόνος της φωνής. Μπορούν να εντοπισθούν μέσω εικόνων, βίντεο και μέσω EMG προσώπου. Αποτελούν επομένως μια καλή ένδειξη για τα ανθρώπινα συναισθήματα και για αυτό χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές αναγνώρισης συναισθήματος [8] .Επιπλέον, όχι μόνο παίζουν σημαντικό ρόλο στην αναγνώριση των συναισθημάτων ενός ατόμου, αλλά χρησιμοποιούνται και στην μη λεκτική επικοινωνία και για την ταυτοποίηση των ανθρώπων. Μαζί με τον τόνο της φωνής αποτελούν τα βασικά στοιχεία της καθημερινής συναισθηματικής επικοινωνίας. Οι άνθρωποι μπορούν να αναγνωρίσουν απευθείας την συναισθηματική κατάσταση ενός ανθρώπου και έτσι οι εκφράσεις του προσώπου χρησιμοποιούνται συχνά στα συστήματα αυτόματης αναγνώρισης συναισθήματος [11].

Τρεις είναι οι κύριες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για να μετρήσουν τις συναισθηματικές εκφράσεις προσώπου:

Σύστημα κωδικοποίησης συναισθήματος προσώπου

Αυτές οι μέθοδοι περιλαμβάνουν την ανάλυση των αλλαγών των εκφράσεων του προσώπου ενός ανθρώπου. Αυτές μπορεί να κυμαίνονται από την παρατήρηση ενός ατόμου που αλληλοεπιδρά σε μία ομάδα, έως βιντεοσκοπημένες αλληλεπιδράσεις στις οποίες οι εκφράσεις του προσώπου δημιουργήθηκαν σε εργαστηριακό περιβάλλον κατά την εξέταση ενός συγκεκριμένου συναισθήματος[12].

Ο πρωτοπόρος αυτής της προσέγγισης για την μέτρηση της εκφράσεως του συναισθήματος μέσω του προσώπου, ήταν ο Ekman, ο οποίος με βάση τη θεωρία του για τα έξι βασικά συναισθήματα, ανέπτυξε το σύστημα κωδικοποίησης συναισθήματος προσώπου (Emotional Facial Action Coding System-FACS). Αυτή η μέθοδος επιτρέπει τον προσδιορισμό των βασικών συναισθημάτων με την πάροδο του χρόνου, χρησιμοποιώντας την εικόνα ενός βιντεοσκοπημένου προσώπου για την ανάλυση των εκφράσεων του και την κατηγοριοποίηση του ως προς 458 συγκεκριμένες αλλαγές έκφρασης που ονομάζονται Μονάδες δράσης(Action Units-AU). Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι η έκφραση του συναισθήματος του προσώπου μπορεί να μελετηθεί χωρίς κάποια προκατάληψη από την μεριά του ερευνητή ή της τεχνικής. Τα μειονεκτήματα της είναι η εξάρτηση από σχετικά έντονα συναισθήματα και ο χρόνος που απαιτείται για να αναλυθούν ένα προς ένα τα καρέ των εικόνων χρησιμοποιώντας το FACS. Ο χρόνος που απαιτείται για την χρήση αυτής της μεθόδου είναι ένας από τους λόγους που έχουν πραγματοποιηθεί λίγες μελέτες σχετικά με την αναγνώριση συναισθήματος μέσω των εκφράσεων συγκριτικά με τον ευρύτερο κλάδο της αναγνώρισης συναισθήματος [12].

Μια συμβολή της μεθόδου FACS είναι η αναγνώριση διαφορετικών μορφών χαμόγελου. Μέσω αυτής έχει αποδειχτεί σε διαφορετικές μελέτες ότι ο ζυγωματικός είναι ο

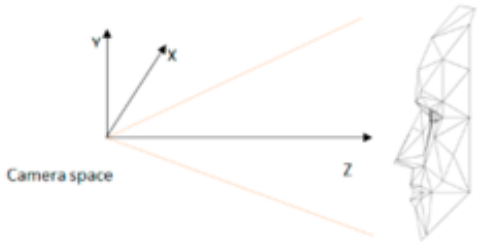
μυς αναφοράς για κάθε τύπο έκφρασης ευτυχίας, ενώ παράλληλα έχουν περιγραφεί και διερευνηθεί διάφοροι τύποι ευτυχίας και διαφορετικοί τύποι γέλιου ως έμμεσοι δείκτες ενεργοποίησης των μυών του προσώπου [12].

Το αισθητό ή αλλιώς πραγματικό γέλιο περιλαμβάνει τον ζυγωματικό μυ και το μυ σφιγκτήρας των βλεφάρων, και συνεπάγεται ένα αυθόρμητο, ακούσιο χαμόγελο ως έκφραση της ευτυχίας. Ένας άλλος τύπος χαμόγελου είναι το γνωστό ψεύτικό χαμόγελο ή αλλιώς κοινωνικό, που περιλαμβάνει την απομονωμένη χρήση του κύριου ζυγωματικού μυ και είναι σημαντικό σε κοινωνικά πλαίσια στις σχέσεις μεταξύ των ανθρώπων[12]. Παρακάτω περιγράφεται ένα παράδειγμα αξιοποίησης του συστήματος αυτού.

Στην έρευνα τους οι Tarnowski, Kołodziej, A. Majkowski, και R. J. Rak[11] χρησιμοποιήσαν το Microsoft Kinect για 3D μοντελοποίηση προσώπου, χάρις κυρίως στη χαμηλή του τιμή αλλά και στην απλή λειτουργικότητα του. Το Kinect έχει χαμηλή ανάλυση εικόνας, αλλά μεγάλη συχνότητα λήψης (30 καρέ ανά δευτερόλεπτο). Έχει έναν υπέρυθρο εκπομπό και δύο κάμερες. Η μία από τις δύο κάμερες εντοπίζει την φωτεινότητα, ενώ η άλλη υπέρυθρες συχνότητες και χρησιμεύει στην ανίχνευση του βάθους στην εικόνα. Ο εκπομπός στέλνει υπέρυθρες ακτίνες, οι οποίες αντανακλώνται πάνω στο πρόσωπο του χρήστη, δημιουργώντας μια 3D αναπαράσταση του προσώπου του. Το μοντέλο, που προτείνεται στην έρευνα (candid3) βασίζεται σε 121 συγκεκριμένα σημεία του προσώπου που καταγράφονται από το Kinect. Τα σημεία αυτά χαρακτηρίζουν ένα πρόσωπο και είναι οι γωνίες του στόματος, της μύτης, των φρυδιών και των βλέφαρων. Τα σημεία αυτά φαίνονται αναλυτικά σε δισδιάστατο επίπεδο στην παρακάτω Εικόνα 5. Γενικά τα συστήματα στα οποία αξιοποιείται ένα τρισδιάστατο (3D) μοντέλο προσώπου δίνουν περισσότερες δυνατότητες [11].

Εικόνα 5 Χαρακτηριστικά σημεία του προσώπου[11]

Οι χωρικές συντεταγμένες των σημείων αποθηκεύονται σε μια μορφή πίνακα. Το σύστημα συντεταγμένων , όπως καθορίζεται στο Kinect φαίνεται αναλυτικά στην Εικόνα 6. Οι αλλαγές στις εκφράσεις του προσώπου ως αποτέλεσμα της δραστηριότητας συγκεκριμένων μυών έχουν FACS .



Εικόνα 6 Σύστημα συντεταγμένων του Kinect

Οι συσκευές Kinect παρέχουν έξι AU του FACS. Τα AU μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να περιγράψουν τα συναισθήματα, είτε μεμονωμένα είτε σε συνδυασμό. Οι τιμές που παίρνουν κυμαίνονται από -1 μέχρι 1 και παρέχουν πληροφορίες για : AU0- σήκωμα άνω χείλους, AU1-χαμήλωμα σαγονιού, AU2-τέντωμα χείλους, AU3-κατέβασμα φρυδιών, AU4-γωνία χειλιών καταθλιπτική, AU5-σήκωμα εξωτερικού μέρους φρυδιού [11].

Μέθοδος ηλεκτρομυογραφίας

Η μέθοδος ηλεκτρομυογραφίας (EMG) έχει αναπτυχθεί για να αναγνωρίζει την ενεργοποίηση των μυών του προσώπου με όσο τον δυνατόν μεγαλύτερη ακρίβεια και ευκρίνεια χρησιμοποιώντας ηλεκτρόδια επιφανείας. Λόγω των τεχνικών δυσκολιών για μεγάλο χρονικό διάστημα μπορούσαν να διερευνηθούν μόνο δύο διαφορετικοί μύες του προσώπου, ο ζυγωματικός και ο επισκύνιος. Η εγκυρότητα της μεθοδολογίας παρέμεινε περιορισμένη επειδή δεν ήταν σαφές εάν οι καταγεγραμμένες μυϊκές δραστηριότητες αντανακλούσαν πραγματικά τον μυ πάνω στον οποίο είχαν στερεωθεί τα ηλεκτρόδια ή έναν άλλο γειτονικό μυ. Από το 2005 και έπειτα, η τεχνική απόδοση των συστημάτων έχει φτάσει σε ένα αποδεκτό επίπεδο, λόγω της επιλεγμένης ενίσχυσης της ευαισθησίας. Αυτή η πρόοδος επέτρεψε τον εντοπισμό και την ανεξάρτητη καταγραφή των δραστηριοτήτων των λεπτών ορατών μυών του προσώπου. Χρησιμοποιώντας ένα EMG σύστημα ο Wolf [12] και οι συνεργάτες του εντόπισαν τα συγκεκριμένα μοτίβα φυσικών μυών που χρησιμοποιούνται από τους ανθρώπους για να εκφράσουν αηδία, όρεξη, χαλάρωση και ευχαρίστηση. Κατά την επικύρωση του συστήματος, βρέθηκαν επίσης συσχετισμοί μεταξύ πεινασμένων έναντι χορτασμένων ανθρώπων και μεταξύ της έντασης της ενεργοποίησης των μυών του προσώπου και της υποκειμενικής συναισθηματικής κατάστασης [12]. Η εγκυρότητα ενός άλλου EMG συστήματος αναδείχτηκε από τον Schumann, ο οποίος αναγνώρισε δραστηριότητες μυών προσώπου που σχετίζονται με το συναίσθημα μέσω του πειράματος του στο οποίο συμμετείχαν 30 άντρες χωρίς μυϊκές ασθένειες [13].

Τα πλεονεκτήματα ενός EMG συστήματος για την ανίχνευση λεπτής ορατής μυϊκής δραστηριότητας είναι αδιαμφησβήτητα για την βασική έρευνα. Τα συστήματα EMG μπορούν να είναι χρήσιμα για την ανάπτυξη μιας σταθερής, εμπειρικά θεμελιωμένης θεωρίας συναισθημάτων. Τα μειονεκτήματα ενός EMG συστήματος είναι η τεχνική πολυπλοκότητα του και ο περιορισμός της χρήσης του σε πειραματικό πλαίσιο. Το EMG λοιπόν, δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξέταση των εκφράσεων του προσώπου ενός ατόμου στο πλαίσιο της φυσικής κοινωνικής του κατάστασης [12].

Αυτόματη αναγνώριση προσώπου

Οι εμπορικά διαθέσιμες μέθοδοι για την αυτόματη αναγνώριση προσώπου έχουν βελτιωθεί σημαντικά σε ποιότητα. Αυτές οι μέθοδοι έχουν το πλεονέκτημα ότι επιτρέπουν μια ανάλυση της έκφρασης του προσώπου σε διαφορετικά περιβάλλοντα, όπου οι άνθρωποι μελετώνται στο φυσικό κοινωνικό τους περιβάλλον χωρίς την επιρροή τεχνικών καταγραφών. Το εξελιγμένο σύστημα υψηλής ταχύτητας αναγνώρισης αντικειμένων (SHORETM), το κορυφαίο σύστημα στον κόσμο για την ανίχνευση προσώπου, είναι το αποκορύφωμα πολυετών εξελίξεων στον τομέων των ευφυών συστημάτων. Το SHORETM

συνέβαλε στην δημιουργία μιας εξαιρετικά αποδοτικής βιβλιοθήκης λογισμικού C++ σε πραγματικό χρόνο. Το λογισμικό επιτρέπει την ανίχνευση αντικειμένων και προσώπων καθώς και λεπτομερείς αναλύσεις προσώπου με βάση το σύστημα FACS του Ekman. Λόγω του υψηλού βαθμού βελτιστοποίησης, μπορεί να προσαρμοστεί σε σχεδόν οποιαδήποτε πλατφόρμα και λειτουργικό σύστημα, ειδικά σε φορητές συσκευές, γεγονός που το καθιστά κατάλληλο για έρευνα σε συνθήκες της πραγματικής ζωής. Ένα εξαιρετικό πλεονέκτημα του SHORETM είναι η ικανότητα του να λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο μέσω του Google Glass. Αυτό ανοίγει ένα ολόκληρο φάσμα νέων έξυπνων εφαρμογών φορητών μέσω του ματιού, συμπεριλαμβανομένων επικοινωνιακών βοηθημάτων και ακόμη και βοηθημάτων βιοανάδρασης για ασθενείς με διαταραχές, όπως ο αυτισμός ή η σχιζοφρένεια, πολλοί από τους οποίους έχουν διαφορετικές δυσκολίες στην ερμηνεία των συναισθημάτων μέσω της έκφρασης του προσώπου. Σε άτομα με τέτοιου είδους διαταραχές οι οπτικές πληροφορίες που λείπουν λόγω των διεργασιών του εγκεφάλου, θα μπορούσαν να προστεθούν στο οπτικό πεδίο τους μέσω ειδικών γυαλιών δεδομένων. Για να καταλήξουμε το SHORETM μπορεί να αντικαταστήσει εκτενώς τα συστήματα EMG και εντελώς τα FACS [12].

1.3.3 Αναγνώριση συναισθήματος μέσω πολύτροπων σημάτων

Αναφορικά με τα συμπεριφορικά σήματα δεν μπορεί να εγγυηθεί η αξιοπιστία τους, καθώς οι άνθρωποί μπορούν να ελέγξουν τις κινήσεις τους και να αποκρύψουν τα αληθινά τους συναισθήματα στα πλαίσια των κοινωνικών επαφών [2]. Αντιθέτως τα φυσιολογικά σήματα είναι αξιόπιστα, καθώς ο άνθρωπος δεν έχει άμεση επιρροή πάνω τους. Από την άλλη μεριά, η εξαγωγή των συμπεριφορικών σημάτων είναι λιγότερο επεμβατική από την μέτρηση των φυσιολογικών παραμέτρων του ανθρώπου[8] . Η καθεμία μέθοδος λοιπόν έχει τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της. Ο κλάδος της συναισθηματικής υπολογιστικής προσπαθεί να επιλύσει τα αρνητικά στοιχεία των δύο κατηγοριών, χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό από στοιχεία του καθενός για την εξαγωγή των συναισθημάτων. Αυτή η τεχνική αποτελεί μια τρίτη κατηγορία εφαρμογών αναγνώρισης συναισθήματος, που είναι τα πολύτροπα (multimodal) μοντέλα, τα οποία συνήθως μάλιστα έχουν μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα από τα μοντέλα που χρησιμοποιούν μία κατηγορία και για αυτό έχουν εφαρμογές σε πολλούς κλάδους της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-μηχανής. Κάποιοι από αυτούς είναι, η ασφαλής οδήγηση, η φροντίδα της υγείας, η εκπαίδευση, η διδασκαλία, η επαυξημένη πραγματικότητα και οι εμπορικές αποφάσεις [8].

Η συναισθηματική υπολογιστική συμπεριλαμβάνει την διαδικασία συλλογής φυσιολογικών και συμπεριφορικών σημάτων, την επεξεργασία τους, την εξαγωγή χαρακτηριστικών από αυτά και την πραγματοποίηση ταξινόμησης(classification) και πρόβλεψης(prediction). Πιο συγκεκριμένα αρχικά τα σήματα φιλτράρονται, ώστε να απορριφθεί ο θόρυβος και οι ακραίες τιμές. Ακολούθως εξάγονται σημαντικά χαρακτηριστικά με βάση τον χρόνο και την συχνότητα. Αυτά χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου δεδομένων, ώστε αυτό να μπορεί να ταξινομήσει ή να προβλέψει τα δεδομένα που θα δέχεται σαν νέα είσοδο [8].

Κεφάλαιο 2 : Αυτόματη αναγνώριση συναισθήματος

Στο παρόν κεφάλαιο αρχικά αναπτύσσεται η θεωρία γύρω από την μηχανική μάθηση, τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και τις μετρικές αξιολόγησης των αλγορίθμων. Στην συνέχεια καταγράφονται κάποιες βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιούνται στο πεδίο της αναγνώρισης συναισθημάτων. Τέλος αναλύονται ορισμένες εφαρμογές που έχουν γίνει στα πλαίσια της αναγνώρισης συναισθήματος, οι οποίες βασίζονται είτε σε φυσιολογικά σήματα , είτε σε συμπεριφορικά, είτε σε συνδυασμό και των δύο ειδών σημάτων.

2.1 Μηχανική μάθηση

2.1.1 Εισαγωγή

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning-ML) αποτελεί ένα ευρύ πεδίο που εφαρμόζεται στην τεχνολογία πληροφοριών, στην στατιστική, στις πιθανότητες, στην τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence-AI), στην ψυχολογία, στην νευροβιολογία και σε πολλούς άλλους κλάδους. Με τη ML μπορούν να λυθούν προβλήματα , απλά κατασκευάζοντας ένα μοντέλο το οποίο αποτελεί μια καλή αναπαράσταση της βάσης δεδομένων που αντικατοπτρίζει το πρόβλημα. Αποτελεί έναν προηγμένο τομέα διδασκαλίας των υπολογιστών να μιμούνται τον ανθρώπινο εγκέφαλο και έχει φέρει στον χώρο της στατιστικής, θεμελιώδεις υπολογιστικές θεωρίες των διαδικασιών μάθησης [14].

Σύμφωνα με τον Arthur Samuel [15] η ML ορίζεται ως το πεδίο μελέτης, που δίνει στους υπολογιστές την δυνατότητα να μαθαίνουν χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά για αυτό. Ο τομέας αυτός λοιπόν, χρησιμοποιείται για να διδάξει τις μηχανές πως να διαχειρίζονται τα δεδομένα πιο αποτελεσματικά. Μέσω ενός εύρους αλγορίθμων, επιδιώκει να ερμηνεύσει τις πληροφορίες που μπορούν να εξαχθούν από δεδομένα και δεν είναι εμφανείς απλά μέσω της προβολής τους. Με την αφθονία και την διόγκωση των διαθέσιμων συνόλων δεδομένων, η ζήτηση για ML αυξάνεται. Σκοπός της είναι να μαθαίνει από τα δεδομένα. Μάλιστα έχουν γίνει πολλές μελέτες για το πως θα μάθουν οι άνθρωποι τις μηχανές να μαθαίνουν μόνες τους, χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένες για αυτό. Πολλοί μαθηματικοί και προγραμματιστές εφαρμόζουν διάφορες προσεγγίσεις για να βρουν την λύση αυτού του προβλήματος, που απαιτεί την αξιοποίηση τεράστιων βάσεων δεδομένων [15].

Οι αλγόριθμοι ML δημιουργούνται για να αναπαραστήσουν την ικανότητα του ανθρώπου να μαθαίνει μια εργασία. Αυτές τις μέρες, η ανάπτυξη νέων τεχνολογιών στο πεδίο των Μεγάλων Δεδομένων (Big Data) , έχει φέρει τους αλγόριθμους αυτούς σε νέες μορφές, βελτιωμένες και ανανεωμένες και επομένως η ανάπτυξη τους πλέον έχει να κάνει με το πως θα καταφέρουν να επεξεργάζονται όλο και μεγαλύτερο όγκο δεδομένων σε λιγότερο χρόνο, με μικρές ή μηδενικές συνέπειες στην αποτελέσματα[14].

Με βάση την διαδικασία που ακολουθεί ο αλγόριθμος, η μηχανική μάθηση χωρίζεται στις εξής 4 τεχνικές μηχανικής μάθησης:

- **Επιβλεπόμενη μάθηση** (Supervised Learning), στην οποία χρησιμοποιούνται οι γνώσεις από ιστορικά δεδομένα, τα οποία έχουν αντιστοιχιστεί με ετικέτες/επισημάνσεις. Αρχικά, τα δεδομένα αυτά δίνονται ως είσοδοι στο σύστημα, μαζί με τις σωστές ετικέτες με σκοπό την εκπαίδευση του μοντέλου. Κατά την διαδικασία αυτή, το μοντέλο ανακαλύπτει συσχετίσεις και μοτίβα μεταξύ των χαρακτηριστικών των δεδομένων και των σωστών ετικετών τους, ώστε να μπορεί να προβλέψει την ετικέτα για άγνωστα δεδομένα που θα δοθούν μελλοντικά ως είσοδοι. Ουσιαστικά ο αλγόριθμος συγκρίνει τα ληφθέντα αποτελέσματα με τα πραγματικά αναμενόμενα για να εντοπίσει τα σφάλματα και έτσι να προσαρμόσει το μοντέλο [16]. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας χρησιμοποιούμε αυτόν τον κλάδο μηχανικής μάθησης για την δημιουργία του μοντέλου αναγνώρισης των συναισθημάτων και για αυτό η επιβλεπόμενη μάθηση αναπτύσσεται εκτενέστερα στην συνέχεια.
- **Μη Επιβλεπόμενη μάθηση** (Unsupervised Learning), η οποία χρησιμοποιείται όταν τα χαρακτηριστικά εκπαίδευσης δεν είναι ταξινομημένα και δεν φέρουν κάποια ετικέτα. Μέσω της τεχνικής αυτής, αναπτύσσονται συστήματα που μπορούν να συναγάγουν μια συνάρτηση που εξηγεί τα κρυφά μοτίβα που υπάρχουν στα δεδομένα χωρίς ετικέτα. Το σύστημα δεν προσδιορίζει το σωστό αποτέλεσμα, αλλά ανακαλύπτει από δεδομένα συγκεκριμένα που ταιριάζουν μεταξύ τους και τα ομαδοποιεί [16].
- **ΗμιΕπιβλεπόμενη μάθηση** (Semi-Supervised Learning), η οποία αποτελεί μια μίξη επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης, καθώς αξιοποιούνται δεδομένα με ετικέτα αλλά και χωρίς. Γενικά λαμβάνει υπόψιν μια μικρότερη ποσότητα δεδομένων με ετικέτα και μια μεγαλύτερη ποσότητα δεδομένων χωρίς ετικέτα. Αυτού του είδους οι τεχνικές μπορούν να προσαρμοστούν οι ίδιες, ώστε να επιτύχουν ακριβέστερα αποτελέσματα. Η τεχνική αυτή προτιμάται σε περιπτώσεις που τα διαθέσιμα δεδομένα με ετικέτα χρειάζονται και άλλους κατάλληλους πόρους για να εκπαιδευτούν από αυτούς [16].
- **Ενισχυτική μάθηση** (Reinforcement Learning), είναι η τεχνική η οποία αλληλεπιδρά με το περιβάλλον με δράσεις και εντοπίζει σφάλματα και ανταμοιβές. Οι μέθοδοι των σφαλμάτων μέσω δοκιμών και των καθυστερημένων ανταμοιβών είναι κάποια από τα κοινά χαρακτηριστικά της ενισχυτικής μάθησης. Δίνει την ικανότητα στο σύστημα και στα προγράμματα λογισμικού να προσδιορίσουν την ιδανική συμπεριφορά ενός συγκεκριμένου περιεχομένου και να αυξήσουν την απόδοση του [16].

3.1.2 Επιβλεπόμενη μάθηση

Η διαδικασία μάθησης σε ένα απλό μοντέλο ML χωρίζεται σε δύο βήματα : την εκπαίδευση (training) και τη δοκιμή (testing). Κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης δείγματα από το σύνολο δεδομένων λαμβάνονται ως είσοδοι τα χαρακτηριστικά αντιστοιχούν των οποίων αντιστοιχούν σε μια ετικέτα. Τα δεδομένα αυτά βοηθούν στο να κατασκευαστεί το μοντέλο-συνάρτηση που να αναπαριστά την σχέση μεταξύ χαρακτηριστικών και αντίστοιχων ετικετών. Κατά την διαδικασία της δοκιμής, το μοντέλο λαμβάνει σαν είσοδο τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά, αυτά δηλαδή που δεν χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση και μέσω της συνάρτησης προβλέπει τις ετικέτες τους με κάποιο βαθμό επιτυχίας[14].

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι η πιο κοινή τεχνική στην ταξινόμηση προβλημάτων, εφόσον ο στόχος της είναι να μάθει η μηχανή να ταξινομεί ένα σύνολο δεδομένων που έχει δημιουργηθεί. Το σύνολο αυτό αποτελείται από χαρακτηριστικά και ετικέτες. Ο βασικός

σκοπός είναι η κατασκευή ενός εκτιμητή, ικανού να προβλέψει την ετικέτα ενός αντικειμένου που δίνεται από το σύνολο των χαρακτηριστικών. Ο αλγόριθμος αρχικά ακολουθεί την διαδικασία εκπαίδευσης λαμβάνοντας τις εισόδους μαζί με τις αντίστοιχες σωστές ετικέτες και φτιάχνει το μοντέλο ταξινόμησης. Στη συνέχεια ακολουθεί η αξιολόγηση του μοντέλου, με την εισαγωγή νέων δεδομένων με γνωστές ετικέτες. Οι ετικέτες αυτές συγκρίνονται με τις αντίστοιχες εξόδους του μοντέλου και υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης και η ακρίβεια του μοντέλου. Η παραπάνω διαδικασία αποτελεί το δεύτερο βήμα, αυτό της δοκιμής. Έπειτα το μοντέλο τροποποιείται ανάλογα. Το μοντέλο που δημιουργείται λειτουργεί σωστά όσο υπάρχουν διαθέσιμες είσοδοι, ωστόσο δεν μπορεί να παράγει έξοδο εάν κάποια από τις εισόδους λείπει[14]. Κατά την διαδικασία αυτή στην επιβλεπόμενη μάθηση υπάρχει ο κίνδυνος της υπερεκπαίδευσης (overfitting). Αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο δεν έχει μάθει να γενικεύει καλά, δηλαδή πετυχαίνει άριστα αποτελέσματα κατά την διαδικασία εκπαίδευσης, αλλά με τα δεδομένα ελέγχου αποδίδει σε πολύ χαμηλότερα επίπεδα. Δυσκολεύεται δηλαδή να αντιμετωπίσει δείγματα τα οποία να διαφέρουν από αυτά που βλέπει κατά την εκπαίδευση. Έτσι κατά την διαδικασία εύρεσης του βέλτιστου μοντέλου, το overfitting πρέπει να λαμβάνεται υπόψιν[17].

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι η πιο κοινή τεχνική για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων (Neural Networks-NN) και δέντρων απόφασης (Decision Trees). Και τα δύο εξαρτώνται από τις πληροφορίες που έχουν προκαθοριστεί κατά την ταξινόμηση. Ο κλάδος αυτός της επιβλεπόμενης μάθησης χωρίζεται με την σειρά του σε δύο κατηγορίες : ταξινόμηση(classification) και παλινδρόμηση (Regression). Στην ταξινόμηση οι ετικέτες είναι διακριτές, ενώ στην παλινδρόμηση συνεχείς [14].

Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης

Μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις σε θέματα έρευνας αναγνώρισης συναισθήματος, αποτελεί η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, συμπεριλαμβανομένων των μοντέλων παλινδρόμησης, ταξινόμησης, αλλά και των νευρωνικών δικτύων[34]. Στην συνέχεια περιγράφονται οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης που δοκιμάστηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας. Συγκεκριμένα αξιοποιήθηκαν οι ταξινομητές : Random Forest, K Nearest Neighbors (Knn), XgBoost, και ο AdaBoost, ενώ δοκιμάστηκαν χωρίς να έχουν καλά αποτελέσματα ο Decision Tree (DT),ο Gaussian Naïve Bayes (GNB) και ο Multilayer Perceptron (MLP).

Δέντρα αποφάσεων

Τα δέντρα αποφάσεων (Decision Trees-DT) αντιπροσωπεύουν έναν ταξινομητή, που εκφράζεται ως ένα αναδρομικό μέρος του συνολικού δειγματικού χώρου. Ένα DT αποτελείται από κόμβους που σχηματίζουν το λεγόμενο δέντρο ρίζας. Αυτό σημαίνει ότι είναι ένα κατανεμημένο δίκτυο με έναν βασικό κόμβο που ονομάζεται ρίζα και δεν έχει εισερχόμενες ακμές. Όλοι οι άλλοι κόμβοι έχουν ακριβώς ένα εισερχόμενο άκρο. Οι κόμβοι που έχουν εξερχόμενες ακμές ονομάζονται εσωτερικοί κόμβοι, ενώ οι υπόλοιπο ονομάζονται φύλλα του δέντρου. Σε ένα δέντρο αποφάσεων, κάθε δοκιμαστικός κόμβος χωρίζει τον χώρο παρουσίας σε δύο ή περισσότερους υπο-χώρους σύμφωνα με μια συγκεκριμένη διακριτή συνάρτηση των τιμών εισόδου. Στην απλούστερη περίπτωση, κάθε τεστ εξετάζει ένα μεμονωμένο χαρακτηριστικό, έτσι ώστε ο δειγματικός χώρος να μοιράζεται σύμφωνα με την τιμή του χαρακτηριστικού. Σε περίπτωση αριθμητικών χαρακτηριστικών, κάθε συνθήκη ελέγχου περιλαμβάνει ένα εύρος των χαρακτηριστικών[14].

Κάθε φύλλο εκχωρείται σε μία κλάση που αντιπροσωπεύει την πιο κατάλληλη τιμή ως στόχο. Το φύλλο μπορεί να περιέχει ένα διάνυσμα πιθανότητας που να υποδεικνύει την πιθανότητα το χαρακτηριστικό που ελέγχεται να περιέχει αυτήν την συγκεκριμένη τιμή. Οι περιπτώσεις ταξινομούνται με πλοήγηση από την ρίζα του δέντρου προς τα φύλλα, σύμφωνα με το αποτέλεσμα των ελέγχων κατά μήκος της διαδρομής[14].

Ο ταξινομητής αυτός χρησιμοποιείται ευρέως στην στατιστική και σε εφαρμογές μηχανικής μάθησης, μοντελοποίησης δεδομένων και εφαρμογών δημιουργίας αποφάσεων[19].

Ο ταξινομητής DT μπορεί τελικά να μην χρησιμοποιήθηκε στην εργασία, καθώς δεν έβγαζε καλά αποτελέσματα, ωστόσο ήταν σημαντικό να αναφερθεί, διότι με βάση την θεωρία του έχουν αναπτυχθεί κάποιοι άλλοι αλγόριθμοι που αξιοποιήσαμε, όπως ο Random Forest και ο XgBoost.

Random Forest

Ο Random Forest (RF) αποτελεί μια μέθοδο εκμάθησης ενός συνόλου και χρησιμοποιείται για εφαρμογές ταξινόμησης, παλινδρόμησης και αναγνώρισης προτύπων. Η βασική αρχή αυτού του ταξινομητή βασίζεται στην κατασκευή της απόφασης κατά την διάρκεια του χρόνου εκπαίδευσης με βάση τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Η απόδοση του ταξινομητή βασίζεται στον αριθμό των δέντρων που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση[19]. Ουσιαστικά είναι μια προσέγγιση ML που ενσωματώνει τις διεργασίες για την συγκέντρωση των δεδομένων μέσω συνδυασμού μοντέλων που αποθηκεύουν τα προηγούμενα αποτελέσματα και DT. Για μια εργασία ταξινόμησης n εταιριών Xj(j=1,n) και συχνοτήτων p, ο RF είναι ένα δάσος από k δέντρα και υπολογίζεται από την εξίσωση :

$$\boldsymbol{RF = \{DT_j\}, j = 1, k}$$

K Nearest Neighbors

Ο K Nearest Neighboors (KNN) είναι ένας απλός μη γραμμικός ταξινομητής που χρησιμοποιείται σε αρκετές εφαρμογές, που περιλαμβάνουν την ανίχνευση επιληψίας και κρίσεων αυτής, την ανίχνευση υπνηλίας οδηγού, την αναγνώριση συναισθήματος και πολλές άλλες. Είναι ακόμα ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που δεν βασίζεται στις πιθανότητες, αλλά χρησιμοποιείται για να ταξινομήσει άγνωστα δοκιμαστικά δεδομένα, βασιζόμενος στην πλειονότητα παρόμοιων δεδομένων της εκπαίδευσης, μεταξύ πλήθους k κοντινών γειτόνων με τιμή κοντά στην δοκιμαστική. Διαφορετικοί μετρητές αποστάσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να μετρήσουν την απόσταση των δοκιμαστικών δεδομένων από τα δεδομένα εκπαίδευσης, όπως ο Manhattan, ο Minkowski και ο Chebyshev [20].

XgBoost Classifier

Μεταξύ όλων των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, το μοντέλο βασισμένο σε δέντρο ενισχυμένης κλίσης (Gradient Boosting) έχει πολλές εφαρμογές σε διαφορετικούς τομείς. Ο XgBoost (e**X**treme **G**radient **B**oosting [21]είναι ένα αποτελεσματικός επεκτάσιμος αλγόριθμος ενισχυμένης κλίσης, που έχει κερδίσει πολλούς διαγωνισμούς απόδοσης αλγορίθμων ML τα τελευταία χρόνια. Είναι ένα ενσωματωμένο μοντέλο που αποτελείται από σύνολα δέντρων ταξινόμησης και παλινδρόμησης(CARTs- Classification and Regression Trees). Το μοντέλο μπορεί να περιγραφεί από την μορφή :

$$\mathbf{y_i} = \sum_{\mathbf{k=1}}^{\mathbf{K}} \mathbf{f_K}(\mathbf{x_i}) \, , \mathbf{f_{K \epsilon F}}$$

, όπου το K είναι ο αριθμός των συνολικών δέντρων, f_K είναι η συνάρτηση του τιμών F για το κ δέντρο, που αποτελείται από όλα τα πιθανά CARTs. Για την εκπαίδευση κάθε νέο CART θα προσπαθήσει να συμπληρώσει το μέχρι στιγμής υπόλοιπο. Ένα πλεονέκτημα του είναι ότι δεν χρειάζεται να γίνεται πρώτα επιλογή των καλύτερων χαρακτηριστικών, μιας και ο XgBoost κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης χρησιμοποιεί τα καλύτερα χαρακτηριστικά σαν κόμβους των δέντρων και τα υπόλοιπα τα αγνοεί[21].

AdaBoost

Ο AdaBoost αποτελεί μια τεχνική εκμάθησης συνόλου (Ensemble Learning) και η πιο γνωστή από τους αλγορίθμους ενίσχυσης (Boosting).Ο αλγόριθμος εκπαιδεύει μοντέλα διαδοχικά, με ένα νέο μοντέλο να εκπαιδεύεται σε κάθε γύρο. Στο τέλος κάθε γύρου εντοπίζονται λανθασμένα παραδείγματα και δίνεται έμφαση στην δημιουργία ενός νέου σετ εκπαίδευσης, το οποίο στη συνέχεια ανατροφοδοτείται στην αρχή του επόμενου γύρου και εκπαιδεύεται εκ νέου το μοντέλο. Η ιδέα είναι ότι επόμενα μοντέλα θα είναι σε θέση να αντισταθμίζουν λάθη που έγιναν σε προηγούμενα [22].

Για την καλύτερη κατανόηση των αλγορίθμων των δύο τελευταίων αλγορίθμων που ανήκουν στην κατηγορία boosting , αναλύεται ο όρος αυτός στην συνέχεια.

Με τον όρο boosting νοείται μια οικογένεια μεθόδων Ensemble Learning. Ο όρος αυτός δίνει απάντηση στο ερώτημα που τίθεται σχετικά με το εάν δύο κατηγορίες προβλημάτων μάθησης είναι ισοδύναμες ως προς την πολυπλοκότητα τους. Το πλαίσιο αυτό επιτρέπει σε ένα «αδύναμο» μοντέλο, να ενισχυθεί σε ένα αυθαίρετα ακριβές, ισχυρό μοντέλο. Η γενικότερη κατηγορία που ανήκει το Boosting δηλαδή το Ensemble Learning, αναφέρεται στις διαδικασίες που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση πολλών μηχανών μάθησης και τον συνδυασμό των αποτελεσμάτων τους, ώστε να λειτουργούν ως ένα ενιαίο μοντέλο λήψης αποφάσεων. Η θεμελιώδης αρχή ορίζει ότι η τελική απόφαση, η οποία θα συνδυάζει τις επιμέρους προβλέψεις, θα πρέπει να έχει καλύτερη συνολική ακρίβεια κατά μέσο όρο, από οποιοδήποτε μεμονωμένη μηχανή του μοντέλου [22].

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) αποτελούν ένα υπολογιστικό σύστημα, το οποίο μιμείται την δομή και την λειτουργία των βιολογικών νευρωνικών δικτύων, όπως του εγκεφάλου. Πιο συγκεκριμένα, προσομοιάζει την επεξεργασία σημάτων εισόδου και την παραγωγή κατάλληλων σημάτων εξόδου. Όσον αφορά τον εγκέφαλο, τα σήματα εισόδου που παράγονται από κάποια εξωτερική διέγερση, λαμβάνονται από τους δενδρίτες και επεξεργάζονται. Στη συνέχεια η έξοδος τους λαμβάνεται από άλλους νευρώνες ή από κάποιο όργανο, όπως τους μύες. Παρομοίως, στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα οι νευρώνες-κόμβοι που δέχονται ένα διάνυσμα μεταβλητών ως είσοδο, εκτελούν υπολογισμούς και παράγουν μια έξοδο , την οποία μεταδίδουν στους επόμενους νευρώνες ή αποτελεί την τελική έξοδο του συστήματος.

Τα ΤΝΔ αποτελούν ένα ισχυρό εργαλείο της επιστήμης των υπολογιστών, που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μοντελοποίηση σύνθετων προβλημάτων, στα οποία δεν είναι γνωστές οι ακριβείς συναρτήσεις που τα περιγράφουν [23].

Τα τρία βασικά στοιχεία του κάθε νευρωνικού δικτύου είναι οι νευρώνες ή αλλιώς οι κόμβοι του, η τοπολογία του και οι κανόνες εκπαίδευσης του. Αναλυτικότερα:

Νευρώνες - Κόμβοι

Οι νευρώνες-κόμβοι χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες. Στο πρώτο επίπεδο βρίσκονται οι κόμβοι εισόδου, οι οποίοι έχουν ως σκοπό να μεταβιβάσουν την είσοδο στους αμέσως επόμενους. Αυτοί ονομάζονται κόμβοι του κρυφού επιπέδου και επιτελούν την βασική λειτουργία επίλυσης κάποιου προβλήματος μέσω υπολογισμών. Αναλυτικότερα, σε κάθε κόμβο τους κρυφού επιπέδου οδηγούνται πολλαπλές είσοδοι, μέσω διασυνδέσεων με τους προηγούμενους κόμβους. Οι διασυνδέσεις αυτές αντιστοιχούν σε συγκεκριμένα βάρη, με τα οποία πολλαπλασιάζεται η κάθε είσοδος. Το άθροισμα των γινομένων των εισόδων με τα βάρη δίνεται σαν όρισμα σε κάποια συνάρτηση, που ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης. Στην περίπτωση που το άθροισμα αυτό ξεπεράσει ένα κατώφλι, τότε ο

νευρώνας ενεργοποιείται και το αποτέλεσμα της συνάρτησης αποτελεί την έξοδο του νευρώνα

$$\boldsymbol{y = f\left(\sum_{i=0}^{n} w_i x_i \ - T\right)}$$

, όπου y είναι η έξοδος, T η τιμή κατωφλίου, f η συνάρτηση μεταφοράς, $\boldsymbol{w_i}$ το βάρος με το οποίο πολλαπλασιάζεται η είσοδος $\boldsymbol{x_i}$.

Τέλος, υπάρχουν οι *νευρώνες εξόδου*, οι οποίοι επιστρέφουν την τελική έξοδο που προέκυψε από τα προηγούμενα βήματα. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης διακρίνονται σε γραμμικές και μη γραμμικές, με την δεύτερη κατηγορία να επιλέγεται συχνότερα, λόγω της μη γραμμικής φύσης των περισσότερων προβλημάτων. Μια δημοφιλής επιλογή είναι η σιγμοειδής συνάρτηση, που παρουσιάζεται στην παρακάτω εξίσωση:

$$y = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Τοπολογία Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Η τοπολογία του ΤΝΔ ορίζεται ως ο τρόπος με τον οποίο είναι διασυνδεδεμένοι οι νευρώνες του. Ανάλογα με το εάν είναι νευρώνες εισόδου, κρυφοί ή εξόδου κατηγοριοποιούνται σε στρώματα (layers). Συγκεκριμένα σε κάθε ΤΝΔ συναντάται αρχικά το στρώμα εισόδου, κανένα ή παραπάνω κρυφά στρώματα και ένα τελικό στρώμα εξόδου. Η διαδικασία σχεδίασης της αρχιτεκτονικής ενός ΤΝΔ αποτελείται από την επιλογή του κατάλληλου αριθμού στρωμάτων και του κατάλληλου αριθμού κόμβων ανά στρώμα. Επιπλέον στα πλαίσια αυτής της διαδικασίας αναγκαίος είναι ο προσδιορισμός του τρόπου σύνδεσης των κόμβων. Δύο είναι οι βασικές κατηγορίες [24]:

- Νευρωνικό Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης(feed-forward) :

  Αποτελεί στατικό δίκτυο, με την πληροφορία να ταξιδεύει προς μια κατεύθυνση μόνο, από την είσοδο στην έξοδο. Δεν επιτρέπεται, δηλαδή, η σύνδεση της εξόδου κάποιου νευρώνα με την είσοδο οποιουδήποτε νευρώνα του ίδιου ή προηγούμενου επιπέδου.
- Νευρωνικό Δίκτυο με ανατροφοδότηση(feedback):

  Αποτελεί δυναμικό δίκτυο, καθώς για μία είσοδο η κατάσταση του αλλάζει μέχρι επόμενη είσοδο. Στην περίπτωση αυτή, επιτρέπεται και η προς τα πίσω διασύνδεση των κόμβων και η εμφάνιση αναδράσεων [25].

Εκπαίδευση ΤΝΔ

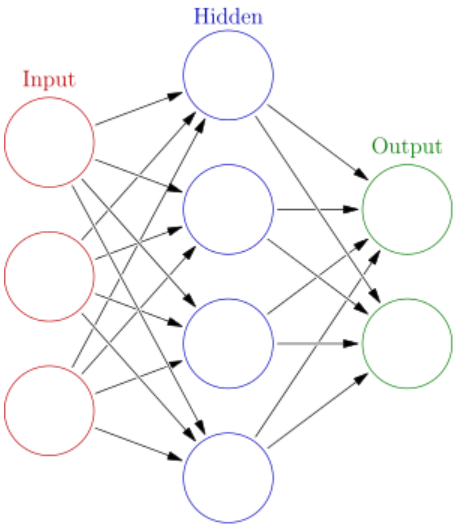
Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του ΤΝΔ, ανανεώνονται τα βάρη των συνδέσεων των κόμβων, μέχρις ότου να λάβουν μια ιδανική τιμή σύμφωνα με ένα προκαθορισμένο κριτήριο. Οι τεχνικές εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες:

- Εποπτευόμενη εκπαίδευση (Supervised Learning):

  Σε αυτόν τον τύπο εκπαίδευσης, δίνονται στο σύστημα τόσο οι είσοδοι αλλά και οι σωστές αντίστοιχες έξοδοι τους. Τα βάρη προσαρμόζονται ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα μεταξύ της εξόδου του νευρωνικού δικτύου και της σωστής εξόδου. Στην περίπτωση αυτή, είναι πολύ σημαντική η σωστή δημιουργία του σετ εκπαίδευσης, ώστε να είναι αντιπροσωπευτικό του προβλήματος. Η εκπαίδευση γίνεται μια φορά πριν την χρήση του ΤΝΔ και τα βάρη αποθηκεύονται για την χρήση τους.
- Εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη(Unsupervised Learning):

Με αυτό το είδος εκπαίδευσης, δεν δίνονται οι σωστοί έξοδοι με τις αντίστοιχες εισόδους, αλλά το ίδιο το δίκτυο προσπαθεί να ανακαλύψει κάποιο μοτίβο ή κρυφές ιδιότητες στην είσοδο [25].

Η τοπολογία ενός ΤΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο νευρώνων φαίνεται στην Εικόνα 7.



Εικόνα 7: Απλή τοπολογία νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό επίπεδο νευρώνων[1]

Μετρικές αξιολόγησης απόδοσης

Μετά την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, είναι αναγκαία κάποια εργαλεία για να μπορέσει να γίνει αντιληπτό το πόσο καλά δουλεύουν. Αυτά τα εργαλεία ονομάζονται μετρικές αξιολόγησης της απόδοσης. Υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός μετρικών που εντοπίζεται σε μελέτες και η καθεμία εξετάζει ορισμένες πτυχές της απόδοσης του αλγορίθμου. Έτσι για κάθε πρόβλημα μηχανικής μάθησης είναι απαραίτητος ο καθορισμός του κατάλληλου συνόλου των μετρικών [26].

Για να γίνουν πιο κατανοητοί οι παρακάτω ορισμοί, θα πρέπει δοθούν και να εξηγηθούν κάποιοι όροι. Συγκεκριμένα, εάν υπάρχει ένα πρόβλημα με δύο κλάσεις, τη θετική και την αρνητική, τότε τα αληθινά θετικά(true positives-TP), ορίζονται ως τα δείγματα που έχουν προβλεφθεί στην θετική κλάση και ανήκουν πράγματι σε αυτήν. Αντίστοιχα τα αληθινά αρνητικά true negatives-TN), ορίζονται ως τα δείγματα που έχουν προβλεφθεί στην αρνητική κλάση και ανήκουν πράγματι σε αυτήν. Υπάρχει ακόμα ο όρος των ψευδώς θετικών(false positive-FP), που αποτυπώνει τον αριθμό των δειγμάτων που έχουν προβλεφθεί στην θετική κλάση, ενώ ανήκουν στην αρνητική. Τέλος ψευδώς αρνητικά(false negative-FN), ορίζεται παρομοίως ως το πλήθος των δειγμάτων που έχουν προβλεφθεί στην αρνητική κλάση, ενώ ανήκουν στην θετική.

Σε αυτήν την εργασία, χρησιμοποιούμε κάποιες από τις πιο κοινές μετρικές για να λάβουμε πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την απόδοση των αλγορίθμων και να τους συγκρίνουμε. Οι μετρικές αυτές που χρησιμοποιούμε είναι οι εξής : precision,recall,f1-score,accuracy,confusion matrix. Αναλυτικότερα:

- ***Precision:*** Δείχνει τον αριθμό των επιλεγμένων δεδομένων που είναι όντως σχετικοί. Δηλαδή, από τις παρατηρήσεις που ένας αλγόριθμος έχει προβλέψει ότι ανήκουν σε μια κλάση, πόσες από αυτές ανήκουν όντως σε αυτήν την κλάση. Σύμφωνα με τον τύπο, το precision ισούται με τον αριθμό των αληθινά θετικών

[1] https://medium.com/@pandor1an/μια-εισαγωγή-στα-τεχνητά-νευρωνικά-δίκτυα-7c5ba9f88f18

(TP) παρατηρήσεων, διαιρεμένων με το άθροισμα των αληθινά θετικών και των ψευδώς θετικών(FP).

$$Precision = \frac{TP}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}}$$

- ***Recall:*** Αναπαριστά το ποσοστό των σωστών προβλέψεων από τον αλγόριθμο για μια κλάση ως προς το σύνολο των παρατηρήσεων που ανήκουν σε αυτή. Σύμφωνα με τον τύπο, η ανάκληση(recall) ισούται με τον αριθμό των αληθινών θετικών(TP) διαιρεμένο με το άθροισμα των αληθινών θετικών και των ψευδών αρνητικών(FN).

$$\mathrm{Recall} = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}$$

- ***F1-score:*** Αυτή η μετρική λαμβάνει υπόψιν τόσο το precision όσο και το recall για να υπολογίσει την απόδοση ενός αλγορίθμου. Μαθηματικά, ισούται με τον αρμονικό μέσω των δύο αυτών μετρικών και δίνεται από τον τύπο:

$$\mathrm{F1-score} = 2 \times \frac{\mathrm{Precision} + \mathrm{Recall}}{\mathrm{Precision} \times \mathrm{Recall}}$$

- ***Accuracy:*** Αποτελεί τον πλέον χρησιμοποιούμενο και ίσως την πρώτη επιλογή για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός αλγορίθμου ταξινόμησης. Μπορεί να ορισθείς ως το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων δεδομένων στο σύνολο των παρατηρήσεων. Βέβαια σε κάποιες περιπτώσεις δεν αποτελεί την καταλληλότερη μετρική. Αυτό συμβαίνει όταν οι κλάσεις του μοντέλου δεν έχουν ισορροπία, δηλαδή δεν έχουμε τον ίδιο αριθμό παρατηρήσεων για όλες τις κλάσεις. Ο μαθηματικός τύπος είναι ο εξής :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- ***Πίνακας σύγχυσης(Confusion matrix):*** Ένας πίνακας σύγχυσης συνοψίζει την απόδοση ενός ταξινομητή σε σχέση με ορισμένα δοκιμαστικά δεδομένα. Είναι ένας δισδιάστατος πίνακας, που στην μία διάσταση αποτελείται από την πραγματική κλάση ενός αντικειμένου και στην άλλη αποτελείται από την κλάση που ο ταξινομητής εκχωρεί για αυτό το αντικείμενο. Ο Πίνακας 2 παρουσιάζει ένα παράδειγμα πίνακα σύγχυσης για μια ταξινόμηση τριών κλάσεων, των A,B,C. Η πρώτη σειρά του πίνακα δείχνει ότι 13 αντικείμενα ανήκουν στην κλάση A και τα 10 έχουν ταξινομηθεί σωστά στην κλάση αυτή, δύο λανθασμένα που ανήκουν στην B και ένα λανθασμένο που κανονικά ανήκει στην C.Αντίστοιχα και στις άλλες σειρές με την διαγώνιο του πίνακα να δείχνει όλες τις σωστές προβλέψεις[22].

		Assigned Class		
		A	B	C
Actual Class	A	10	2	1
	B	0	6	1
	C	0	3	8

Πίνακας 2: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης τριών κλάσεων[22]

Στην περίπτωση των προβλημάτων 2 κλάσεων, αν η μία κλάση θεωρηθεί η θετική και η άλλη η αρνητική, ο πίνακας περιέχει τέσσερις θέσεις, μέσα στις οποίες βρίσκονται τα αληθινά θετικά(TP), τα αληθινά αρνητικά(TN), τα ψευδώς θετικά(FP)

και τα ψευδώς αρνητικά(FN)[22].Το αντίστοιχο παράδειγμα φαίνεται στον Πίνακας 3.

		Assigned Class	
		Positive	Negative
Actual Class	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Πίνακας 3: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης με κλάσεις την θετική και την αρνητική[22]

2.2 Βάσεις δεδομένων

Το μέσο το οποίο προκαλεί τα συναισθήματα έχει σημαντικό ρόλο στα συστήματα αναγνώρισης συναισθήματος. Κάποιοι πιστεύουν ότι τα βίντεο μπορούν να διεγείρουν τα ανθρώπινα συναισθήματα με τον καλύτερο τρόπο, ενώ άλλοι βρίσκουν την μουσική και τις αναμνήσεις τον αποτελεσματικότερο. Αυτό που είναι ξεκάθαρο είναι ότι όσο πιο δυνατό είναι το ερέθισμα τόσο πιο πολλαπλά και έντονα συναισθήματα θα δημιουργηθούν. Με την χρησιμοποίηση των κατάλληλων ερεθισμάτων λοιπόν, είναι περισσότερο πιθανό τα αποτελέσματα να είναι καλύτερα ως προς την ακρίβεια και συνεπώς το σύστημα αναγνώρισης συναισθήματος να είναι καλύτερο. Τα είδη των ερεθισμάτων που μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την πρόκληση συναισθημάτων είναι κυρίως τα εξής : εικόνες, βίντεο, μουσική, αναμνήσεις, αυθυποβολή, παιχνίδια και αλλαγές σε παραμέτρους του περιβάλλοντος, όπως η αλλαγή του φωτισμού, της υγρασίας ή της θερμοκρασίας [27].

Υπάρχουν δημόσιες βάσεις δεδομένων (Datasets) που αφορούν την αναγνώριση συναισθήματος και μπορούν να χρησιμοποιηθούν δωρεάν από τους ερευνητές. Σε αυτές έχουν αξιοποιηθεί αρκετά από τα παραπάνω ερεθίσματα. Το πλεονέκτημα τους είναι ότι οι ερευνητές δεν χρειάζονται ούτε κάποιο εργαστήριο ή συγκεκριμένες προδιαγραφές για να λάβουν τα δεδομένα τους, ούτε συμμετέχοντες. Επίσης τα δεδομένα είναι αξιόπιστα, ενώ είναι εύκολο να γίνει σύγκριση συστημάτων όταν χρησιμοποιούν το ίδιο dataset. Παρακάτω παρατίθενται ορισμένες τέτοιες βάσεις δεδομένων[27].

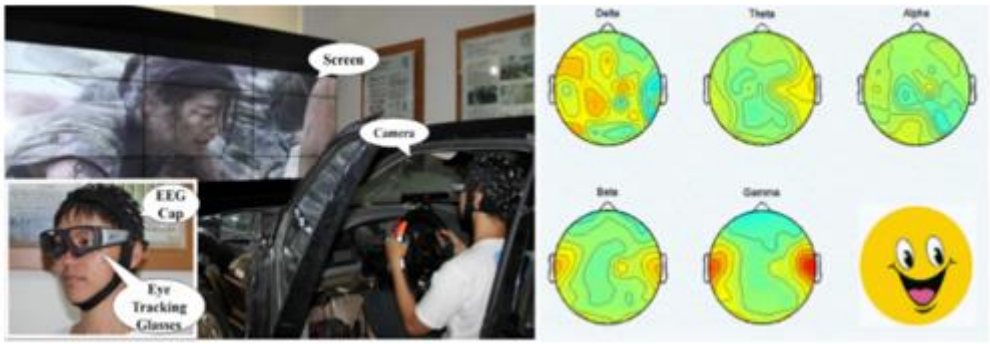
DEAP Dataset

Αυτή η πολυδιάστατη βάση δεδομένων δημιουργήθηκε από τον Koelstra σε δύο εργαστήρια το 2012. Χρησιμοποιήθηκαν 40 βίντεο για την διέγερση των συναισθημάτων , σύμφωνα με το δισδιάστατο μοντέλο σθένους- έντασης του Lang. Συμμετείχαν 32 άνθρωποι, από τους οποίους πάρθηκαν 32 σήματα EEG, 4 κανάλια EMGs, 4 EOG σήματα, 2 σήματα GSR, ένα κανάλι θερμοκρασίας και ένα κανάλι πίεσης αίματος. Πέντε παράμετροι της επίδρασης (dominance) και της οικειότητας, εξήχθησαν από τον κάθε συμμετέχοντα. Σε αυτήν την βάση δεδομένων λοιπόν, υπάρχουν αναλλοίωτα και προεπεξεργασμένα δεδομένα των συμμετεχόντων αυτών, ενώ για 22 από αυτούς υπάρχει και βίντεο με τις εκφράσεις του προσώπου τους [27].

SJTU Emotion EEG Dataset

Οι Zheng και Lu [28] δημιούργησαν το SJTU Emotion EEG Dataset(SEED). Αυτή η βάση δεδομένων περιέχει EEG σήματα από 15 ανθρώπους, κατά την διάρκεια παρακολούθησης βίντεο. Η Εικόνα 8 δείχνει έναν συμμετέχοντα ενώ βλέπει μία από αυτές τις ταινίες. Τα συναισθήματα σε αυτήν την βάση δεδομένων χωρίζονται σε θετικά, αρνητικά και ουδέτερα. Οι συμμετέχοντες συμπλήρωναν ένα ερωτηματολόγιο μετά το πέρας των βίντεο. Τα EEG σήματα καταγράφηκαν σε 3 στάδια για τον κάθε εξεταζόμενο προκειμένου

να αξιολογηθεί η σταθερότητα τους . Το διάστημα μεταξύ δύο σταδίων ήταν 1 και παραπάνω βδομάδες. Τα σήματα καταγράφηκαν σύμφωνα με το 10-20 διεθνές σύστημα[29]. Τέλος και αυτή η βάση περιέχει τόσο τα δεδομένα χωρίς επεξεργασία, όσο και προ επεξεργασμένα[27].



Εικόνα 8:Στιγμιότυπο από την διαδικασία λήψης των δεδομένων του SJTU Emotion EEG Dataset (SEED) [15]

MAHNOB-HCI database

Ο Soleymani [30] δημιούργησε αυτή τη πολύτροπη βάση δεδομένων το 2012. Περιλαμβάνει 32 κανάλια EEG σήματος, 3 κανάλια ECG σήματος, 2 κανάλια Ηλεκτροαμφιβληστροειδογραφήματος(ERG), 2 κανάλια GSR , ενώ σαν παράμετροι υπάρχουν και το εύρος της αναπνοής και η θερμοκρασία του δέρματος. Τα σήματα αυτά καταγράφηκαν από 27 ανθρώπους ενώ έβλεπαν ειδικά βίντεο και εικόνες. Περιλαμβάνει δύο διαφορετικές συνεδρίες. Στην πρώτη οι συμμετέχοντες έβλεπαν ένα βίντεο και αμέσως μετά συμπλήρωναν ένα ερωτηματολόγιο σχετικά με τα συναισθήματα τους για το βίντεο. Στην δεύτερη έβλεπαν σύντομα βίντεο και εικόνες, με σωστές ή λανθασμένες ετικέτες στην αρχή και μετά με καθόλου ετικέτες. Έπειτα αξιολογήθηκαν τα σχόλια τους σχετικά με το πώς ένιωθαν. Τα σήματα καταγράφηκαν σύμφωνα με το 10-20 παγκόσμιο στάνταρ σύστημα.

AMIGOS

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από 40 συμμετέχοντες ,ενώ έβλεπαν βίντεο . Τα βιοσήματα που περιλαμβάνονται είναι τα ECG,EEG,GSR. Η συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για το ECG ήταν ένα Shimmer με συχνότητα δειγματοληψίας 256 Hz και 16 δείγματα για κάθε συμμετέχοντα. Οι διαμορφώσεις απαγωγών ECG που χρησιμοποιήθηκαν ήταν δεξής ώμος-αριστερό πόδι (right arm left leg- (RA-LL)), και αριστερός ώμος-αριστερό πόδι(left arm left leg- (LALL). Οι ετικέτες των συναισθημάτων προέκυψαν με συμψηφισμό αυτό-αξιολόγησης και οπτικής ενός τρίτου προσώπου, σύμφωνα με το 3D ADM[31].

ASCERTAIN

Αποτελεί μια πολύτροπη βάση δεδομένων για την αναγνώριση της προσωπικότητας και της επιρροής, χρησιμοποιώντας εμπορικούς αισθητήρες. Τα δεδομένα πάρθηκαν από 58 ανθρώπους, ενώ έβλεπαν 36 βίντεο. Τα φυσιολογικά σήματα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν τα ECG,EEG και GSR. Για το ECG χρησιμοποιήθηκε συχνότητα δειγματοληψίας 256Hz, με απροσδιόριστες διαμορφώσεις απαγωγών. Οι ετικέτες των συναισθημάτων δημιουργήθηκαν από αυτό-αξιολόγηση, με βάση το ADM στην κλίμακα της έντασης-σθένους [32].

AuBT

Περιλαμβάνει ένα MATLAB GUI για λόγους αναγνώρισης συναισθήματος, μαζί με ένα σύνολο δεδομένων από ECG,EMG,SC και RSP σήματα. Συλλέχθηκαν 100 δείγματα από έναν συμμετέχοντα, ο οποίος άκουγε μουσική της επιλογής του για 25 μέρες. Για το ECG χρησιμοποιήθηκε συχνότητα δειγματοληψίας 256Hz, με μόνο μία διαμόρφωση απαγωγής. Οι ετικέτες των συναισθημάτων δημιουργήθηκαν από αυτό-αξιολόγηση, με βάση το DEM. Οι τέσσερις κλάσεις είναι χαρά, θυμός ,λύπη και ευχαρίστηση [3].

CASE

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από 30 συμμετέχοντες ενώ έβλεπαν βίντεο. Οι φυσιολογικές παράμετροι που πάρθηκαν συμπεριλαμβάνουν ECG,BVP,EMG και GSR σήματα. Η συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για το ECG ήταν από την Through Technology και τρεις διαμορφώσεις απαγωγών, συχνότητας 1 kHz. Η ταξινόμηση των συναισθημάτων έγινε με βάση το ADM, έπειτα από αυτό-αξιολόγηση [33].

CLAS

Συλλέχθηκαν 32 δείγματα δεδομένων για καθένα από τους 62 συμμετέχοντες. Το ερέθισμα ήταν τόσο βίντεο όσο και εικόνες από το IAPS(International Affective Picture System). Τα βιοσήματα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν τα ECG,PPG και EDA. Η συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για το ECG ήταν ένα Shimmer 3 με συχνότητα δειγματοληψίας 256 Hz, με διαμόρφωση απαγωγής δεξής ώμος-δεξί πόδι (right arm -left arm configuration). Η ταξινόμηση των συναισθημάτων έγινε σύμφωνα με το ADM μοντέλο έπειτα από αυτό-αξιολόγηση της έντασης και του σθένους αυτών [3].

DECAF

Αποτελεί μια πολύτροπη βάση δεδομένων για την αναγνώριση φυσιολογικών αποκρίσεων σε πολυμέσα με συναισθηματικό περιεχόμενο. Συλλέχθηκαν 76 δείγματα δεδομένων για καθένα από τους 30 συμμετέχοντες. Τα 40 από αυτά δημιουργήθηκαν με ερέθισμα μονόλεπτων βίντεο με μουσική, ενώ τα υπόλοιπα από κομμάτια ταινιών. Τα βιοσήματα που συμπεριελήφθησαν ήταν τα ECG,EMG,Μαγνητο-εγκεφαλογράφημα (Magnetoencephalography-MEG) και EOG. Η συχνότητα δειγματοληψίας για το ECG ήταν 1 KHz και διαμόρφωση μίας απαγωγής. Οι ετικέτες προέκυψαν μετά από αυτό-αξιολόγηση και σύμφωνα με το 3D ADM μοντέλο [34].

DREAMER

Αυτή η βάση δεδομένων περιέχει 18 χαρακτηριστικά σημάτων για κάθε έναν από τους 23 συμμετέχοντες. Τα ερεθίσματα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν βίντεο με χρονική διάρκεια από 1 έως 3 λεπτά, ενώ τα βιοσήματα στα οποία δόθηκε βάση ήταν τα ECG,EEG. Η συσκευή ECG που χρησιμοποιήθηκε ήταν μια χαμηλού κόστους φορητή συσκευή Shimmer. Η συχνότητα δειγματοληψίας ήταν 256 Hz ,και διαμόρφωση δύο και τριών απαγωγών. Η ταξινόμηση των συναισθημάτων έγινε ως προς την ένταση, το σθένος και την επίδραση σύμφωνα με το ADM [3].

DSDRWDT

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από 24 ανθρώπους, ενώ αυτοί οδηγούσαν σε κανονικές συνθήκες. Τα βιοσήματα που μετρήθηκαν ήταν τα ECG,EMG,SC και RSP. Η συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για το ECG ήταν ένα FlexComp με συχνότητα δειγματοληψίας 496 Hz. Η διαμόρφωση απαγωγής ECG που χρησιμοποιήθηκε ήταν ο RA-LL. Οι συμμετέχοντες ταξινόμησαν το επίπεδο του άγχους τους σε τρία επίπεδα : χαμηλό, μεσαίο, υψηλό. Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε ήταν το BEM με κατηγορίες τα θετικά και τα αρνητικά συναισθήματα [3].

EMDC

Περιλαμβάνει 360 δείγματα για κάθε ένα από τους 3 συμμετέχοντες. Τα βιοσήματα που μετρήθηκαν ήταν τα ECG,EMG,SC και RSP. Το ερέθισμα που διήγειρε τα συναισθήματα ήταν η μουσική. Η συσκευή ECG που χρησιμοποιήθηκε ήταν μία τριών-καλωδίων Procomp Infiniti με συχνότητα δειγματοληψίας 256 Hz. Η ταξινόμηση των συναισθημάτων έγινε με βάση το δισδιάστατο ADM, έπειτα από αυτό-αξιολόγηση [3].

K-EmoCon

Τα δεδομένα αυτής της βάσης δεδομένων πάρθηκαν από 32 ανθρώπους κάτω από συνθήκες μια φυσιολογικής συζήτησης σχετικά με κοινωνικά θέματα. Τα βιοσήματα που μετρήθηκαν ήταν τα ECG,EEG,BVP ,SKT και EDA. Για το EEG χρησιμοποιήθηκε μια συσκευή Polar H7 με συχνότητα δειγματοληψίας 1 HZ . Το μόνο χαρακτηριστικό που εξάχθηκε ήταν το HR (heart rate). Αυτή η βάση δεδομένων ήταν η πρώτη στην οποία τα συναισθήματα ταξινομήθηκαν με βάση τόσο την αυτό-αξιολόγηση, όσο και την οπτική ενός δεύτερου και ενός τρίτου προσώπου. Το μοντέλο με βάση το οποίο έγινε η ταξινόμηση ήταν το ADM σθένους-έντασης [35].

MPED

Συλλέχθηκαν 28 δείγματα για κάθε ένα από τους 23 συμμετέχοντες ενώ έβλεπαν βίντεο το πολύ 5 λεπτών. Τα βιοσήματα που μετρήθηκαν ήταν τα ECG, EEG,GSR και RSP. Το Biopac σύστημα με διαμόρφωση τριών απαγωγών και συχνότητα δειγματοληψίας 250 Hz χρησιμοποιήθηκε για το ECG. Οι ετικέτες προέκυψαν μετά από αυτό-αξιολόγηση με βάση 7 συναισθήματα του DEM : χαρά, διασκέδαση, φόβος, θυμός, αποστροφή, λύπη, ουδέτερο[36] .

SWELL

Αυτή η βάση δεδομένων είναι γνωστή και ως SWELL knowledge work (SWELL-KW), και είναι ένα νέο πολυσύνθετο dataset για έρευνα πάνω στο stress και το user modeling. Τα δεδομένα συγκεντρώθηκαν από 25 εμπλεκόμενους, οι οποίοι εκτελούσαν διάφορες διαδικασίες , όπως γράψιμο, διάβασμα, παρουσίαση και αναζήτηση. Συλλέχθηκαν τα ECG και SC σήματα. Το ECG σήμα προέκυψε από μια Mobi (TMSi) συσκευή με ηλεκτρόδια τοποθετημένα σε τριγωνικό σχηματισμό στο στήθος του κάθε ανθρώπου. Η συχνότητα δειγματοληψίας ήταν 2048 Hz , με διαμόρφωση τριών απαγωγών. Η εκτίμηση των συναισθημάτων έγινε από τους ίδιους τους συμμετέχοντες με βάση το ADM μοντέλο αλλά και το θετικό/αρνητικό μοντέλο [37].

WESAD

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από 15 ανθρώπους, ενώ αυτοί είτε έβλεπαν βίντεο είτε έλυναν μαθηματικά θέματα είτε μιλούσαν δημόσια. Τα βιοσήματα που μετρήθηκαν ήταν τα ECG, BVP, EDA, EMG, RSP, και η θερμοκρασία. Η συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για το ECG ήταν ένα RespiBAN Professional με συχνότητα δειγματοληψίας 700 Hz και διαμόρφωση τριών απαγωγών. Η ταξινόμηση των συναισθημάτων έγινε με βάση το θετικό/αρνητικό μοντέλο, έπειτα από αυτό-αξιολόγηση και ως προς 3 κατηγορίες : διασκέδαση, ουδέτερο και άγχος[38].

Παρακάτω απεικονίζονται δύο πίνακες που περιέχουν εν συντομία τα στοιχεία αυτών των βάσεων δεδομένων. Ο Πίνακας 4 περιέχει πληροφορίες για τις βάσεις δεομένων DEAP,MAHNOB-HCI και SEED, ενώ ο Πίνακας 5 για όλες τις υπόλοιπες αναφερθείσες.

Όνομα	***Συμμετέχοντες***	***Σήματα***	***Ερέθισμα***	***Συναίσθημα***	***Συμπληρωματικά Αρχεία***
DEAP	32	32 ECG, 4 EMG, 4 EOGs, 1 GSR, 1 RR, 1 Πληθυσμογράφος, 1 Θερμοκρασία	40 βίντεο	40 συναισθήματα σύμφωνα με το valence-arousal μοντέλο	Βίντεο προσώπου

MAHNOB – HCI	30	16 EEG, 3 ECG, 2 GSR , 1 RR , 1 Θερμοκρασία	20 βίντεο και εικόνες	Χαρά, Λύπη, Αηδία, Διασκέδαση, Φόβος, Έκπληξη, Άγχος, Θυμός και Ουδέτερο	Βίντεο προσώπου (522), βλέμμα
SEED	15	15 EEG	15 βίντεο	Θετικά, ουδέτερα και αρνητικά συναισθήματα	Βίντεο προσώπου

Πίνακας 4:Περιγραφή των δημόσιων βάσεων δεδομένων DEAP,MAHNOB-HCI,SEED [14]

Δεδομένα	Ερέθισμα	Διαστάσεις Δεδομένων (Συμμετέχοντες x Δείγματα)	Φυσιολογικές Μετρήσεις	Συσκευή ΗΚΓ	Απαγωγές ΗΚΓ	Ρυθμός Δειγματοληψίας	Emotional Annotations	Emotional Model	Annotations Perspectives
AMIGOS	51-150 δ. βίντεο	40 x 16	ECG, EEG, GSR	Shimmer	RA-LL (Απαγωγή 2) LA-LL (Απαγωγή 3)	256 Hz	Valence, Arousal και Dominance	ADM	Self και 3ο πρόσωπο
ASCERTAIN	51-125 δ. βίντεο	56 x 36	ECG , EEG , GSR	NA	2 Απαγωγές	256 Hz	Valence και Arousal	ADM	Self
AmBT	2 λεπτά μουσική	1 x 100	ECG , EMG, RSP, SC	NA	1 Απαγωγή	256 Hz	Χαρά, Θυμός, Λύπη και --	DEM	Self
CASE	< 3 λεπτά βίντεο	30 x 20 (real time)	ECG , BVP, EMG , GSR (EDA)	Thought Technology	RA-LA (Απαγωγή 1) RA-LL (Απαγωγή 2) LA-LL (Απαγωγή 3)	1000 Hz	Valence και Arousal	ADM	Self
CLAS	16 βίντεο και 16 IAPS εικόνες	62 x 32	ECG , PPG, EDA	Shimmer 3	RA-LA (Απαγωγή 1)	256 Hz	Valence και Arousal	ADM	Self
DECAF	1 λεπτό βίντεο μουσικής και 80 δ. ταινία	30 x 76	ECG , EMG , HOΓ, MEG	NA	RA-LA (Απαγωγή 1)	1 kHz (μειώθηκε σε 256 Hz)	Valence, Arousal και Dominance	ADM	Self
DREAMER	65-343 δ ταινίες	23 x 16	ECG , EEG	Shimmer ΗΚΓ	RA-LL (Απαγωγή 2) LA-LL (Απαγωγή 3)	256 Hz	Valence, Arousal και Dominance	ADM	Self
DSDRWDT	50-90 λεπτά οδήγηση	24	ECG , EMG , SC, RSP	FlexComp	RA-LL (Απαγωγή 2)	496 Hz	Χαμηλό, Μεσαίο και Υψηλό επίπεδο Στρες	Θετικό / Αρνητικό	Self
EMDC	3-5 λεπτά μουσική	3 x 360	ECG , EMG , SC, RSP	Procomp 2 Infiniti	3 Απαγωγές	256 Hz	Valence και Arousal	ADM	Self
K-EmoCos	30 λεπτά συζήτηση	32 (real time)	ECG , EEG , BVP, EDA, SKT	Polar H7		1 Hz	Valence και Arousal	ADM	Self, 2ο και 3ο πρόσωπο
MANHOB – HCI	35-117 δ. βίντεο	27 x 20	ECG , EEG , GSR, EDA, RSP, SKT	Biowmi Active II	3 Απαγωγές	1104 Hz (μειώθηκε σε 256 Hz)	Valence, Arousal και Dominance	ADM	Self
MPED	<5 λεπτά βίντεο	23 x 25	ECG , EEG , GSR, RSP	Biopac System	3 Απαγωγές	250 Hz	Χαρά, Αστείο, Θυμός, Φόβος, Αηδία, Λύπη και ουδέτερο	DEM	Self
SWELL	Γραφή, διάβασμα και αναζήτηση	25 x 3	ECG , SC	Mobi Device (TMS)	3 Απαγωγές	2048 Hz	Valence, Arousal και Στρες	ADM και Θετικό / Αρνητικό	Self
WESAD	Βίντεο, δημόσια ομιλία, εκτέλεση πράξεων	15	ECG , BVP, EDA, EMG , RSP, TEMP	RespiBAN Prodesmiral	3 Απαγωγές	700 Hz	Ουδέτερο, Στρές και Διασκέδαση	Θετικό / Αρνητικό	Self

Πίνακας 5: Βάσεις δεδομένων συναισθηματικής υπολογιστικής με αξιοποίηση χαρακτηριστικών ECG [3]

2.3 Μελέτες αναγνώρισης συναισθήματος

Στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής, μετά την μελέτη διάφορων επιστημονικών ερευνών και με βάση τον εξοπλισμό που διαθέταμε για την μέτρηση των παραμέτρων , πήραμε την απόφαση το πολύτροπο μοντέλο που θα δημιουργούσαμε να αποτελούταν από τον αξιοποίηση του συνδυασμού σημάτων ECG και χαρακτηριστικών του προσώπου. Παρατηρήσαμε ότι και τα δύο χρησιμοποιούνται ευρέως στην αναγνώριση συναισθήματος με ικανοποιητικά αποτελέσματα, ωστόσο δεν παρατηρήσαμε αντίστοιχο αριθμό πειραμάτων και με τον συνδυασμό τους. Παρακάτω λοιπόν, περιγράφονται κάποιες μελέτες που έχουν γίνει στο πεδίο της αναγνώρισης συναισθήματος με την αξιοποίηση των χαρακτηριστικών του ECG,των εκφράσεων του προσώπου αλλά και του συνδυασμού τους, ενώ αναφέρονται οι μέθοδοι και τα αποτελέσματα τους.

2.3.1 Εφαρμογές που χρησιμοποιούν ECG

Το ECG καταγράφει την ηλεκτροχημική δραστηριότητα της καρδιάς σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Έχουν προταθεί αρκετές μέθοδοι για την αναγνώριση συναισθήματος μέσω ECG[39].

Ο Gong[40] δημιούργησε ένα μοντέλο αναγνώρισης συναισθήματος συνδυάζοντας τα αποτελέσματα από ECG, EMG, RSP, και SC. Τα χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας, μη γραμμικά χαρακτηριστικά και χαρακτηριστικά εσωτερικού (IMF) εξήχθησαν και ταξινομήθηκαν σε 4 συναισθηματικά επίπεδα σύμφωνα με το δέντρο απόφασης καλούμενο C4,5. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της μελέτης τα καλύτερα αποτελέσματα πάρθηκαν από την ένωση των γενικών χαρακτηριστικών και των IMF χαρακτηριστικών.

Ο Goshvarpour[41] εξέτασε την επίδραση του Matching Pursuit (MP) αλγορίθμου στο πεδίο της αναγνώρισης συναισθήματος μέσω ECG και GSR σημάτων. Πρότειναν μια αποτελεσματική δομή αναγνώρισης συναισθήματος βασισμένο στον MP αλγόριθμο, με διακριτό μετασχηματισμό συνημίτονου (discrete cosine transform -DCT). Εφαρμόστηκαν τρεις μέθοδοι μείωσης διαστάσεων των χαρακτηριστικών στο νευρωνικό δίκτυο, συμπεριλαμβανομένων των Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis, και Kernel PCA. Κατά την εκτέλεση του PCA επιτεύχθηκε το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχημένης αναγνώρισης συναισθημάτων, φτάνοντας το 100% με παράμετρο sigma = 0.01. Τέλος η απόδοση του συστήματος με τα ECG χαρακτηριστικά ήταν καλύτερη από ότι με τα GSR.

Ο Chettupuzhakkaran [42]από την μεριά του εντόπισε τα συναισθήματα με την βοήθεια ECG σημάτων, αξιοποιώντας μεθόδους ανάλυσης χρόνου-συχνότητας. Συνέκρινε την απόδοση του διακριτού wavelet μετασχηματισμού και του Hilbert Huang μετασχηματισμού . Τα συναισθήματα ταξινομήθηκαν στις δύο κλάσεις χαράς και λύπης, σύμφωνα με τις Support Vector Machine (SVM) και K-Nearest Neighbor (KNN) μεθόδους. Με την ακρίβεια και στις δύο κλάσεις να ισούται με 55%.

Επιπλέον, ο Cheng-Jie Yang[43] ανέπτυξε μια AI-πλατφόρμα αναγνώρισης συναισθήματος, χρησιμοποιώντας πολλαπλούς φορητούς αισθητήρες φυσιολογικών σημάτων, συμπεριλαμβανομένων των EEG, ECG, και PPG. Το βασικό σύστημα είναι βασισμένο στο EEG και αποτελεί ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο (Convolution Neural Network-CNN), το οποίο ταξινομεί τα εξής τρία συναισθήματα: χαρά, θυμός, λύπη. Οι είσοδοι του CNN εξήχθησαν από τα EEG σήματα, χρησιμοποιώντας μετασχηματισμό Fourier και η μέση ακρίβεια για το σύστημα αυτό που ήταν ανεξάρτητο από τα χαρακτηριστικά του κάθε συμμετέχοντα, έφτασε το 76.94%. Το σύστημα βασισμένο στα ECG/PPG σήματα χρησιμοποίησε ένα παρόμοιο CNN, με ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών που εξήχθησαν σαν είσοδο. Αυτό το εξαρτώμενο από τους συμμετέχοντες σύστημα ταξινόμησης είχε μέση ακρίβεια 76.8%.

Τέλος ο Baghizadeh[44] παρουσίασε έναν καινούριο αλγόριθμο αναγνώρισης συναισθήματος, λαμβάνοντας υπόψη τη νέα χρονική σειρά που δημιουργήθηκε από τον χάρτη Poincaré των RR, QT, and ST διαστημάτων των ECG σημάτων. Χαρακτηριστικά εξήχθησαν

μέσω ανάλυσης στο πεδίου του χρόνου, στο πεδίου της συχνότητας, και στο μη-γραμμικό πεδίο, αξιοποιώντας τους KNN, SVM και MLP ταξινομητές. Τα εξαγόμενα βέλτιστα χαρακτηριστικά διαφορετικών χρονικών σειρών που δημιουργήθηκαν από τον χάρτη Poincaré των διαστημάτων ST πέτυχαν τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς την μέση ακρίβεια με τιμές 82.17% ± 4.73 και 78.07% ± 3.59 για το σθένος και την ένταση του BEM, αντίστοιχα[45].

2.3.2 Εφαρμογές που χρησιμοποιούν αναγνώριση προσώπου (face recognition)

Οι εκφράσεις του προσώπου και του σώματος αποτελούν μια από τις κυριότερες ενδείξεις για την έκφραση των συναισθημάτων των ανθρώπων. Παρακάτω αναπτύσσονται οι διαδικασίες που ακολουθήθηκαν προκειμένου να δημιουργηθούν μοντέλα αναγνώρισης συναισθήματος μέσω των εκφράσεων του προσώπου.

Κατά την διεξαγωγή ενός πειράματος [11] έξι άνδρες ηλικίας 26-50 χρονών έλαβαν μέρος. Κάθε συμμετέχων πήρε μία καθιστή θέση δύο μέτρα μακριά από μία συσκευή Microsoft Kinect. Μία από τις διαδικασίες που είχαν να κάνουν ήταν να μιμηθούν τις εκφράσεις των προσώπων που θα τους παρουσιάζονταν στην οθόνη του υπολογιστή, μέσω μιας εικόνας συνοδευόμενης από την ετικέτα του αντίστοιχου συναισθήματος κάθε φορά. Οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν από τη KDEF βάση δεδομένων. Ο σκοπός της χρήσης των εικόνων ήταν το να βοηθήσουν τους συμμετέχοντες να αποτυπώσουν τα συναισθήματα στο πρόσωπο τους πιο εύκολα. Κάθε οδηγία (εικόνα και ετικέτα) βρισκόταν στην οθόνη για 5 δευτερόλεπτα, ενώ υπήρχε ένα κενό 3 δευτερολέπτων μεταξύ αυτών. Στην Εικόνα 9 παρουσιάζονται παραδείγματα ηθοποιών που αναπαραγάγουν ένα συναίσθημα μέσω του προσώπου τους [11].

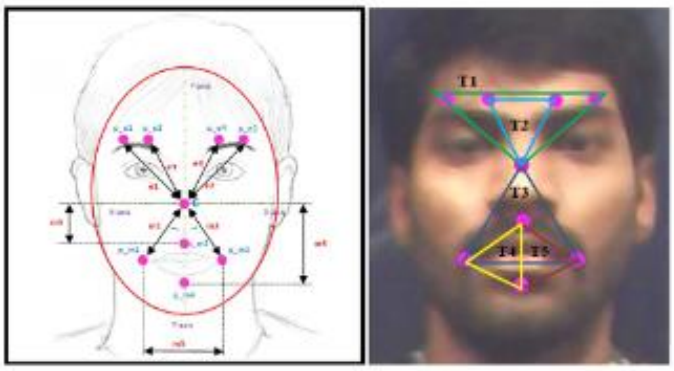
Εικόνα 9 Αναπαράσταση συναισθημάτων μέσω εκφράσεων προσώπου από ηθοποιούς

Κάθε συμμετέχων πραγματοποίησε δύο συνεδρίες. Κάθε συνεδρία αποτελούταν από τρία δοκιμαστικά στα οποία οι συμμετέχοντες μιμούνταν τα 7 συναισθήματα που εξετάζονταν στο πείραμα. Ως αποτέλεσμα 42 βίντεο πέντε δευτερολέπτων δημιουργήθηκαν για τον κάθε έναν που συμμετείχε στο πείραμα. Συνολικά μαζεύτηκαν 252 τέτοια βίντεο με εκφράσεις προσώπου[11].

Μετά από την κατάλληλη ταξινόμηση, την εκπαίδευση δηλαδή του μοντέλου με βάση τα παραπάνω δεδομένα, τα αποτελέσματα έφτασαν το 85% με τον ταξινομητή 3NN. Επιπροσθέτως το σύστημα φάνηκε ότι είχε καλύτερα αποτελέσματα όταν στον αλγόριθμο χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα από όλους τους συμμετέχοντες, παρά όταν χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα του καθένα ξεχωριστά, για την δημιουργία ενός συστήματος ανά συμμετέχοντα[11].

Στην έρευνα των Murugappan M. και Mutawa A. [19] έλαβαν μέρος 85 φοιτητές, από τους οποίους οι 55 ήταν άντρες με μέση ηλικία του συνόλου τα 24,5 έτη. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι συμμετέχοντες κατάγονταν από έξι διαφορετικές χώρες. Επίσης κανείς από τους φοιτητές δεν είχε κάποιο πρόβλημα υγείας, ούτε ιστορικό με ασθένειες των φυσιολογικών οργάνων ή των μυών. Οι εικόνες πάρθηκαν από μία κάμερα HD ευκρίνειας, μέσω του προγράμματος Apple MacBook Pro η οποία απείχε 0,95 μέτρα από την καρέκλα που κάθονταν οι φοιτητές. Σαν ερέθισμα χρησιμοποιήθηκαν εικόνες από το IAPS με σκοπό την διέγερση ενός από 6 συναισθήματα (χαρά, έκπληξη, θυμός, φόβος, απέχθεια και λύπη).

Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών του προσώπου χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος των τριγώνων. Πιο συγκεκριμένα επιλέχθηκαν 8 σημεία του προσώπου, δύο σε κάθε μάτι, ένα στη μύτη και τρία στο στόμα. Μεταξύ αυτών των σημείων σχηματίστηκαν 42 τρίγωνα , από τα οποία επιλέχθηκαν τα 5 που είχαν την περισσότερη επίδραση στη έκφραση των συναισθημάτων, όπως φαίνεται στην Εικόνα 10.



Εικόνα 10 Τα πέντε τρίγωνα με την μεγαλύτερη επίδραση [19]

Για το τελικό μοντέλο δημιουργήθηκαν 3 νέα χαρακτηριστικά με βάση αυτά τα 5 τρίγωνα. Σε αυτά τα χαρακτηριστικά αρχικά εφαρμόστηκε στατιστική ανάλυση Anova και στην συνέχεια επεξεργάστηκαν με 5 fold-cross-validation και ταξινομήθηκαν βέλτιστα με τον Random Forest αλγόριθμο, με μέγιστη ακρίβεια 98,17% στην ταξινόμηση των 6 συναισθημάτων. Ακόμα δοκιμάστηκαν οι αλγόριθμοι Decision Tree(DT), Probabilistic Neural Network(PNN), Extreme learning machine(EXM) και Support vector machine(SVM) [19].

Κατά την διαδικασία του πειράματος των Chung-Lin Huang και Yu-Ming Huang [20], ελήφθησαν εικόνες από 15 εθελοντές κάθε ένας από τους οποίους προσπαθούσε να αναπαραστήσει ένα συγκεκριμένο συναίσθημα από 6 που αναλύονταν στο πείραμα αυτό. Τραβήχτηκαν 12 ακολουθίες εικόνων για κάθε εθελοντή και συνολικά 180 εικόνες από όλους, μέσω μιας κάμερας SONY XC7500. Τα συναισθήματα ήταν η χαρά (χαρούμενος και χαμογελαστός), η λύπη, ο θυμός, η έκπληξη και ο φόβος. Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών του προσώπου λήφθηκαν υπόψιν σημεία στα μάτια και στο στόμα των απεικονιζόμενων και μετρήθηκε η διαφορά των σημείων αυτών ως προς τον άξονα (x,y) σε σχέση με την ουδέτερη κατάσταση τους. Η απόδοση της ταξινόμησης έφτασε μέχρι το 100% για την έκπληξη, ενώ το χειρότερο από άποψη ποσοστών επιτυχημένης αναγνώρισης συναίσθημα ήταν ο φόβος.

2.3.3 Εφαρμογές που χρησιμοποιούν και ECG και face recognition

Η χρησιμοποίηση των εκφράσεων του προσώπου για την αναγνώριση των συναισθημάτων ενός ανθρώπου είναι κατάλληλη για συστήματα φροντίδας της υγείας, διότι αξιοποιούν μια φυσική διεπαφή του χρήστη, δηλαδή το πρόσωπο. Παρόλα αυτά η αναγνώριση συναισθημάτων μόνο από τις εκφράσεις του προσώπου μπορεί να οδηγήσει σε λανθασμένα συμπεράσματα, εξαιτίας του ότι πολλές φορές οι άνθρωποι κρύβουν τα αληθινά τους συναισθήματα. Η αξιοποίηση βιοσημάτων, σαν επέκταση του συστήματος, μπορεί να λύσει αυτό το πρόβλημα. Σε πολλές εφαρμογές λοιπόν, παρατηρούμε να γίνεται συνδυασμός σημάτων ECG και αναγνώρισης εκφράσεων προσώπου. Οι εφαρμογές αυτές χωρίζονται στα παρακάτω δύο στάδια[14].

1.Αναγώριση συναισθήματος μέσω εκφράσεων προσώπου:

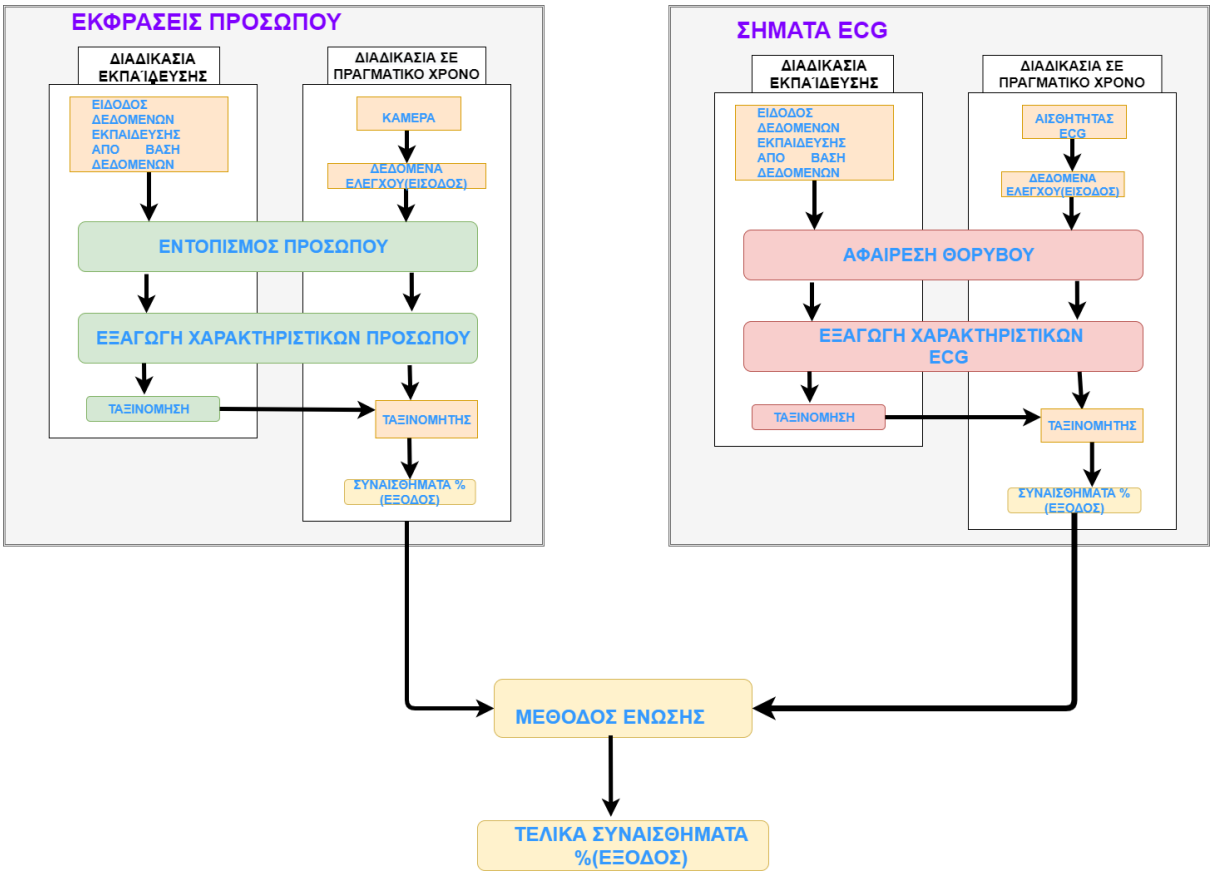
- Εντοπισμός ενός προσώπου από το βίντεο που χρησιμοποιείται (είσοδος).
- Εξαγωγή χαρακτηριστικών προσώπου και μορφοποίηση τους σε μορφή διανύσμα-τος.

- Ταξινόμηση των συναισθημάτων του χρήστη ,χρησιμοποιώντας έναν ταξινομητή που επιλέγεται κατά την εκπαίδευση του μοντέλου.
- Υπολογισμός ποσοστού εμφάνισης του κάθε συναισθήματος για περαιτέρω ανάλυση.

2.Αναγνώριση συναισθήματος μέσω ECG σημάτων:

- Καταγραφή του ECG σήματος του χρήστη (είσοδος).
- Αφαίρεση θορύβου.
- Εξαγωγή χαρακτηριστικών προσώπου και μορφοποίηση τους σε μορφή διανύσματος.
- Ταξινόμηση των συναισθημάτων του χρήστη ,χρησιμοποιώντας έναν ταξινομητή που επιλέγεται κατά την εκπαίδευση του μοντέλου.
- Υπολογισμός ποσοστού εμφάνισης του κάθε συναισθήματος για περαιτέρω ανάλυση.

Η αναλυτική διαδικασία περιγράφεται και στην Εικόνα 11:

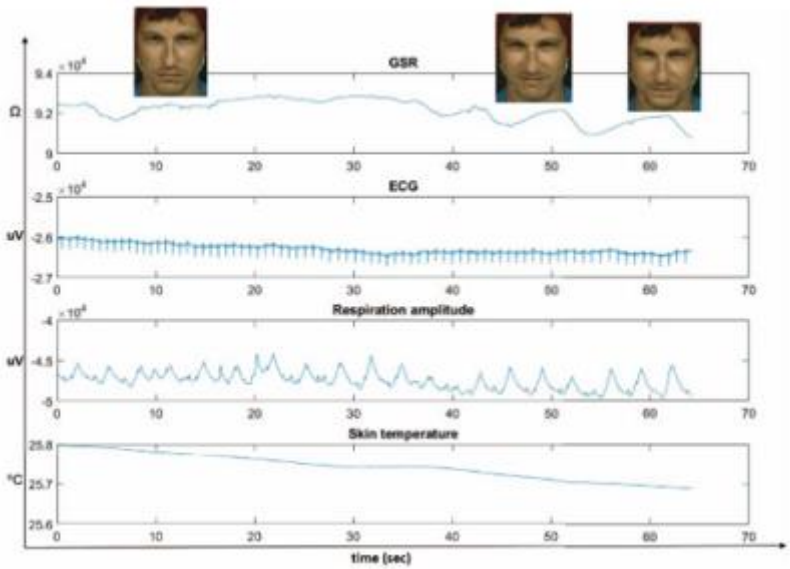


Εικόνα 11 Διαδικασία αναγνώρισης συναισθήματος μέσω ECG και εκφράσεων προσώπου

Σε μια έρευνα [46] συμμετείχαν 24 προπτυχιακές φοιτήτριες στα πλαίσια του μαθήματος της φυσιολογίας, αφού πρώτα τους περιεγράφηκε η διαδικασία του πειράματος και έδωσαν την συγκατάθεση τους. Σε αυτό το πείραμα ζητήθηκε από τις

συμμετέχουσες να κάτσουν μπροστά από μια οθόνη υπολογιστή 17 ιντσών , ενώ τους προβάλλονταν 48 εικόνες από το IAPS(International Affective Picture System). Οι εκφράσεις των προσώπων τους καταγράφονταν από μια κάμερα IEEE 1394 που είχε τοποθετηθεί στο πάνω μέρος του υπολογιστή. Παράλληλα οι παλμοί της καρδιάς των συμμετεχουσών μετρήθηκαν μέσω ενός PolarS810i συστήματος καταγραφής των παλμών της καρδιάς. Οι 48 εικόνες που προβλήθηκαν, κατατάχθηκαν σε 3 διαφορετικές κατηγορίες, ευχάριστο, ουδέτερο και δυσάρεστο, αναλόγως με την κλίμακα του σθένους του συναισθήματος στο IAPS. Καθεμία από τις κατηγορίες περιείχε 16 εικόνες. Στο πείραμα οι εικόνες παρουσιάζονταν μία προς μία σε τυχαία σειρά. Για κάθε εικόνα το έργο του συμμετέχοντος χωριζόταν σε 3 μέρη: την θέαση της εικόνας στον υπολογιστή για 20 δευτερόλεπτα, την έκφραση των συναισθημάτων του προφορικά, σύμφωνα με το SAM (SELF ASSESEMENT MANIKIN) ως προς το σθένος(SAMV : 1 για θετικό, 2 για ουδέτερο και 3 για αρνητικό) και ως προς την ένταση (SAMA : σε κλίμακα από 1-9 , όπου το ένα σήμαινε πολύ ήρεμος και το 9 σε ταραχή) και τέλος την περιγραφή του περιεχομένου της εικόνας προφορικά . Η απόδοση της ταξινόμησης έφτασε το 54.5% για την ένταση των συναισθημάτων, ωστόσο δεν κατάφερε να φτάσει σε ικανοποιητικά επίπεδα για το σθένος, καθώς τα δείγματα ταξινομούνταν σωστά σε ποσοστό 38%[20].

Κατά την διεξαγωγή ενός άλλου πειράματος [47], αξιοποιήθηκαν από τη MAHNOB-HCI βάση δεδομένων τέσσερα είδη φυσιολογικών σημάτων : GSR.ECG,RS και ST. Επίσης χρησιμοποιήθηκαν οι εκφράσεις του προσώπου με λήψεις από τέσσερις διαφορετικές γωνίες: κοντινή από ψηλά, χαμηλά αριστερά, χαμηλά δεξιά και από κάμερα στο πάνω μέρος της οθόνης. Δεδομένου ότι όλες οι εκφράσεις του προσώπου είναι αυθόρμητες, οι συχνές αλλαγές έκφρασης και οι παραλλαγές τους ανάλογα με το θέμα του ερεθίσματος είναι προφανείς. Ωστόσο για ορισμένες περιόδους του πειράματος ανά τους συμμετέχοντες, έλειπαν κάποια από τα κανάλια δεδομένων. Ένα παράδειγμα συγχρονισμού φυσιολογικών παραμέτρων και εκφράσεων προσώπου φαίνεται στην Εικόνα 12.



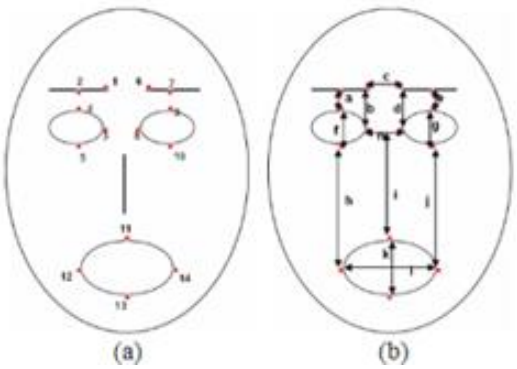
Εικόνα 12 Ένα παράδειγμα συγχρονισμού γραφημάτων φυσιολογικών σημάτων και εκφράσεων προσώπου

Παρατηρήθηκε, ότι η ακρίβεια των αποτελεσμάτων για την αξιοποίηση μόνο φυσιολογικών σημάτων κυμαινόταν από 56,91% έως 68,14% ως προς το σθένος και από 58,96% έως 69,68% ως προς την ένταση. Επίσης για την αξιοποίηση μόνο των εκφράσεων του προσώπου ο αντίστοιχος μέσος όρος αποτελεσμάτων ήταν 50,57% και 53,56%, ενώ κατά των συνδυασμό των δύο μεθόδων τα αποτελέσματα κυμαίνονταν από 63,28%-70,53%

για το σθένος και 65,18%-73,53% για την ένταση. Φαίνεται λοιπόν η βελτίωση των αποτελεσμάτων μέσω ενός πολύτροπου μοντέλου αναγνώρισης συναισθήματος [47].

Κατά την έρευνα [48] εκτελείται μια σειρά από ειδικά σχεδιασμένα γεγονότα για τον επηρεασμό της διάθεσης των συμμετεχόντων, έτσι ώστε να αποκτηθούν τα κατάλληλα δεδομένα , τόσο δηλαδή φυσιολογικά σήματα όσο και οι εκφράσεις του προσώπου. Το βίντεο που χρησιμοποιείται για την διέγερση των συναισθημάτων, αποτελείται από τέσσερα τμήματα, το καθένα από τα οποία αφορά ένα συγκεκριμένο συναίσθημα. Για την μέτρηση των φυσιολογικών σημάτων των συμμετεχόντων τοποθετήθηκαν δύο αισθητήρες, ένας για την μέτρηση GSR και ένας για την θερμοκρασία των δαχτύλων και ταυτόχρονα του καρδιακού παλμού. Παράλληλα καθ' όλη την διάρκεια του πειράματος μια κάμερα καταγράφει τον συμμετέχοντα για τις εκφράσεις του προσώπου του.

Για την αναγνώριση των εκφράσεων του προσώπου, αρχικά αναπαράγεται το κατάλληλο βίντεο. Το μοντέλο εντοπίζει το πρόσωπο και στην συνέχεια τα 14 χαρακτηριστικά σημεία του προσώπου, τα οποία φαίνονται και στην Εικόνα 13. Έπειτα υπολογίζονται 12 αποστάσεις μεταξύ αυτών των σημείων όπως φαίνεται στο δεύτερο μέρος της Εικόνα 13, μέσω των οποίων καθορίζονται το πόσο απέχουν τα 14 χαρακτηριστικά σημεία του κάθε προσώπου. Αφού λοιπόν έχουν εξαχθεί αυτά τα χαρακτηριστικά για κάθε συναίσθημα στην διάρκεια του περάματος, εκπαιδεύεται ένα νευρωνικό δίκτυο προκειμένου να μάθει να τα ταξινομεί και έτσι ολοκληρώνεται η αναγνώριση των εκφράσεων του προσώπου [48].



Εικόνα 13 (a) Τα χαρακτηριστικά σημεία του προσώπου (b) οι αποστάσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών σημείων[37]

Όσον αφορά τα φυσιολογικά σήματα που λαμβάνονται υπόψιν στο πείραμα, τα αποτελέσματα έδειξαν την σημασία της προσθήκης των εκφράσεων του προσώπου, καθώς το μοντέλο πετυχαίνει ακρίβεια 88,33% μόνο με τις φυσιολογικές παραμέτρους, ενώ το πολύτροπο τελικό μοντέλο πετυχαίνει ακρίβεια 95% στην επιτυχή αναγνώριση των συναισθημάτων.

Σε μια ακόμη έρευνα[49] τα δεδομένα ελήφθησαν από 151 προπτυχιακούς φοιτητές του Στάνφορντ, που παρακολουθούσαν επιστημονικά δοκιμασμένες ταινίες για να τους προκαλέσουν διασκέδαση και θλίψη, ενώ τα πρόσωπα τους μαγνητοσκοπήθηκαν και αξιολογήθηκαν κάποιες φυσιολογικές τους αποκρίσεις . Πιο συγκεκριμένα κατά την διενέργεια του πειράματος, οι συμμετέχοντες παρακολουθούσαν ένα βίντεο 9 λεπτών που αποτελούταν από ένα διασκεδαστικό, ένα ουδέτερο και ένα λυπηρό και μετά άλλο ένα ουδέτερο τμήμα. Κάθε μέρος είχε διάρκεια περίπου 2 λεπτά. Από το μεγαλύτερο σύνολο των 151 δειγμάτων, επιλέχθηκαν τυχαία 41 για την εκπαίδευση του μοντέλου και την δοκιμή των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Τα βίντεο των 41 συμμετεχόντων αναλύθηκαν με συχνότητα 20 καρέ ανά δευτερόλεπτο. Το επίπεδο διασκέδασης/λύπης κάθε ατόμου για κάθε δευτερόλεπτο στο βίντεο μετρήθηκε μέσω των συνεχών βαθμολογιών από 0 (λιγότερο διασκεδαστικό/λυπηρό) έως 8(περισσότερο διασκεδαστικό/λυπηρό). Ο στόχος ήταν η βέλτιστη καταγραφή ανά δευτερόλεπτο του επιπέδου της λύπης ή της διασκέδασης του κάθε ατόμου, με βάση τις καταγραφές των φυσιολογικών παραμέτρων του και των αντιδράσεων του προσώπου του. Για την καταγραφή των εκφράσεων του προσώπου χρησιμοποιήθηκε το NEVEN Vision Facial Feature Tracker, μια λύση παρακολούθησης προσώπου σε πραγματικό χρόνο, Αυτό το λογισμικό χρησιμοποιεί τεχνολογία για να παρακολουθεί 22 σημεία σε ένα πρόσωπο με ταχύτητα 30 καρέ ανά δευτερόλεπτο και με ποσοστά επαλήθευσης άνω του 95%. Με την τοποθέτηση των βίντεο στο NEVEN Vision μέσω του Vizard2.53 λογισμικού, μια εικονική πλατφόρμα ανάπτυξης κώδικα βασισμένη σε Python, εξήχθησαν 53 μετρήσεις κεντρικών συντεταγμένων του προσώπου για κάθε καρέ, όπως επίσης αξιολογήθηκε και η ακρίβεια του αλγορίθμου παρακολούθησης του προσώπου. Όταν η ακρίβεια του μοντέλου έπεφτε κάτω από το 40% για κάποιο βίντεο , τότε αυτό απορριπτόταν από το μοντέλο[44] .

Για την ταξινόμηση του μοντέλου αρχικά έγινε ανάλυση για το σύνολο των δεδομένων με την χρήση διάφορων αλγορίθμων με ακρίβεια από 50% για το συναίσθημα της λύπης, έως και 94% για το φυσικό συναίσθημα. Στην συνέχεια η ανάλυση έγινε πάνω στα δεδομένα του εκάστοτε συμμετέχοντα για την δημιουργία εξατομικευμένων μοντέλων. Ο αλγόριθμος που έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα για τα εξατομικευμένα μοντέλα ήταν ο SVM, ο οποίος σε αρκετούς συμμετέχοντες πετύχαινε καλύτερη ακρίβεια ανά συναίσθημα, από ότι στο γενικό μοντέλο. Τέλος έγινε ανάλυση των εξατομικευμένων μοντέλων μεταξύ ανδρών και γυναικών συμμετεχόντων, με τις γυναίκες να έχουν αισθητά καλύτερα αποτελέσματα.

Μέσω της έρευνας αυτής, αποδείχτηκε ότι μπορούμε να λαμβάνουμε καλά δεδομένα για την αναγνώριση συναισθήματος και από καθημερινούς ανθρώπους και όχι μόνο από ηθοποιούς και αυτό είναι πολύ σημαντικό γιατί συνήθως οι ηθοποιοί χρησιμοποιούν κάπως ακραίες εκφράσεις για να δείξουν το συναίσθημα σε τέτοια πειράματα, ενώ οι αντιδράσεις των φυσιολογικών ανθρώπων είναι πιο φυσικές. Επιπλέον έγινε φανερό ότι είναι πιο εύκολο να εντοπίσεις την χαρά παρά την λύπη, εξαιτίας των κοινωνικών επαφών, κατά τις οποίες πολλοί άνθρωποι ίσως να προτιμούν να κρύψουν την στεναχώρια τους. Ακόμα φάνηκε ότι στις γυναίκες είναι πιο εύκολος ο εντοπισμός των συναισθημάτων , εξαιτίας του ότι είναι πιο εκφραστικές, ενώ τέλος αποδείχτηκε ότι η προσθήκη των φυσιολογικών σημάτων βελτιώνει κατά πολύ την ακρίβεια του μοντέλου, όταν αυτό χρησιμοποιεί μόνο τις εκφράσεις του προσώπου [44].

Κεφάλαιο 3 : Διαδικασία πειράματος και αποτελέσματα

3.1 Διαδικασία πειράματος

3.1.1 Εισαγωγή

Στα πλαίσια αυτής της εργασίας αποφασίστηκε να δημιουργηθεί μια νέα βάση δεδομένων, προκειμένου να κατασκευαστεί ένα πολύτροπο μοντέλο που να αναγνωρίζει τα συναισθήματα ως προς το BEM. Για την ανάπτυξη του μοντέλου αυτού, σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε ένα πείραμα, μέσω του οποίου πάρθηκαν κάποια φυσιολογικά και κάποια συμπεριφορικά δεδομένα των συμμετεχόντων, ως απόκριση τους σε οπτικά ερεθίσματα. Πιο συγκεκριμένα αξιοποιήθηκε η βάση εικόνων IAPS [50], προκειμένου να παρουσιαστούν οι κατάλληλες εικόνες διέγερσης των συναισθημάτων. Όσον αφορά την καταγραφή των δεδομένων, αξιοποιήθηκαν η συσκευή PolarH10 για την λήψη χαρακτηριστικών ECG και η κάμερα του υπολογιστή για να καταγραφούν οι εκφράσεις του προσώπου των συμμετεχόντων. Αρχικά λοιπόν, εξηγούνται συνοπτικά τα παραπάνω εργαλεία.

International Affective Picture System-IAPS

Η βάση εικόνων IAPS [50]αναπτύχθηκε για να παρέχει ένα σύνολο συναισθηματικών ερεθισμάτων για πειραματικές έρευνες συναισθήματος και προσοχής. Στόχος ήταν η δημιουργία ενός μεγάλου συνόλου τυποποιημένων συναισθηματικά ερεθισμάτων, μέσω διεθνώς προσβάσιμων, έγχρωμων φωτογραφιών που αντιπροσωπεύουν ένα μεγάλο φάσμα σημασιολογικών κατηγοριών. Η βάση IAPS, όπως και άλλες συλλογές συναισθηματικών ερεθισμάτων, αναπτύσσονται και διανέμονται από το NIHM(National Institute of Mental Health), κέντρο έρευνας για συναισθήματα και προσοχή, προς το πανεπιστήμιο της Φλόριντα, προκειμένου να παρέχουν αυτό το τυποποιημένο υλικό στους ερευνητές για την μελέτη του συναισθήματος και της προσοχής.

Οι εικόνες είναι ταξινομημένες για την διέγερση ενός συναισθήματος που αποτυπώνεται μέσω του τρισδιάστατου μοντέλου ADM [50]. Το πείραμα μας ωστόσο επικεντρώθηκε στο δισδιάστατο μοντέλο BEM που έχει να κάνει με το σθένος και την ένταση του συναισθήματος, δηλαδή η ταξινόμηση των συναισθημάτων έγινε στην κλίμακα του σθένους ως αρνητικά ή ουδέτερα ή θετικά και στην κλίμακα της έντασης, ως παθητικά ή ουδέτερα ή ενεργητικά. Δεν συμπεριλήφθηκε δηλαδή ο άξονας της επίδρασης. Η αναλυτική διαδικασία περιγράφεται στην συνέχεια.

PolarH10

Το 1983 η εταιρία Polar Electro[51] κυκλοφόρησε την πρώτη συσκευή παρακολούθησης καρδιακών παλμών στον κόσμο, βασιζόμενη στην απλή ιδέα της ύπαρξης ενός ιμάντα στο στήθος ως αισθητήρα και ενός ρολογιού χειρός ως ένδειξη καρδιακών παλμών, μνήμης και διεπαφής με τον χρήστη. Έκτοτε η βασική ιδέα παρέμεινε η ίδια, αλλά υπήρξε μεγάλη ανάπτυξη στα υλικά των ηλεκτροδίων ιμάντα, στο υλικό του ίδιου του ιμάντα, στα ηλεκτρονικά μετρήσεων, στον αλγόριθμο για την ανίχνευση QRS και στην τεχνολογία επικοινωνίας και μετάδοσης των πληροφοριών καρδιακών παλμών στην συσκευή του χρήστη. Η τρέχουσα έκδοση παρουσιάζει την 5ης γενιάς τεχνολογία Polar Heart Rate και προσφέρει βελτίωση στην προηγούμενης γενιάς τεχνολογία H7, η απόδοση της οποίας έχει αναγνωριστεί και χρησιμοποιηθεί ευρέως ως αναφορά για φορητά συστήματα μέτρησης HR.

Ο αισθητήρας Polar H10(Εικόνα 14Εικόνα 1) μαζί με το σύγχρονο ιμάντα που ονομάζεται Pro strap (Εικόνα 15), έχουν αποδειχτεί πως είναι περισσότερο ακριβείς από

οποιαδήποτε άλλη παρόμοια τεχνολογία , αλλά και από τους μετρητές Holter που χρησιμοποιούνται για ιατρικές εφαρμογές [51].

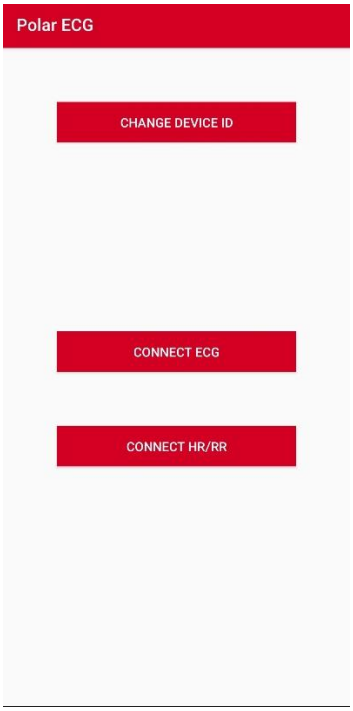
Εικόνα 14: Αισθητήρας Polar H10

Εικόνα 15: Ιμάντας Pro Strap

3.1.2 Λογισμικό

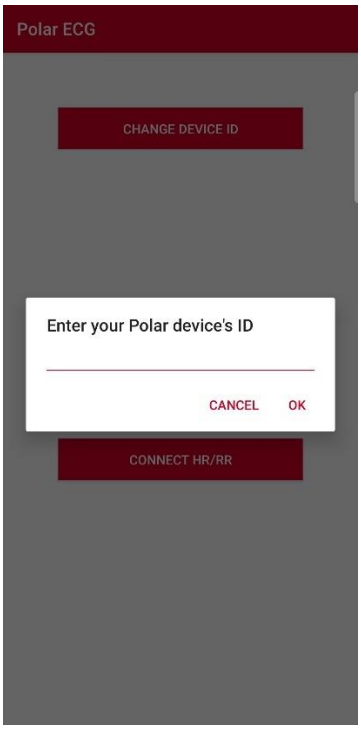
Για να αξιοποιηθούν τα παραπάνω εργαλεία χρειαζόταν η ανάπτυξη και η χρήση εφαρμογών, που να μπορούν να καταγράφουν τα δεδομένα και να τα αποθηκεύουν σε μια μορφή που να ήταν εύκολα επεξεργάσιμη. Για τον λόγο αυτό, όσον αφορά το Polar χρησιμοποιήθηκε μια εφαρμογή, που υπήρχε στο PolarSdk και ονομάζεται POLARSDK-ECG-HR DEMO[2]. Η εφαρμογή αυτή επεξεργάστηκε κατάλληλα, έτσι ώστε να έχει το χαρακτηριστικό ID του δικού μας Polar, αλλά και για να εμφανίζει στην έξοδο(logcat) τα επιθυμητά χαρακτηριστικά, δηλαδή το HR και το RR. Κατά την διεξαγωγή του πειράματος, ο υπολογιστής έτρεχε μέσω του προγράμματος Android Studio την εφαρμογή αυτή. Για να πραγματοποιηθεί η διασύνδεση του PolarH10 με τον υπολογιστή απαιτούνταν και η σύνδεση ενός smartphone στον υπολογιστή, το οποίο ουσιαστικά έτρεχε την εφαρμογή και μέσω Bluetooth έστελνε κατευθείαν τα δεδομένα πίσω σε αυτόν. Η αρχική εικόνα της εφαρμογής ήταν η παρακάτω(Εικόνα 16) :

[2] https://github.com/polarofficial/polar-ble-sdk/tree/master/demos/Android-Demos/PolarSDK-ECG-HR-Demo



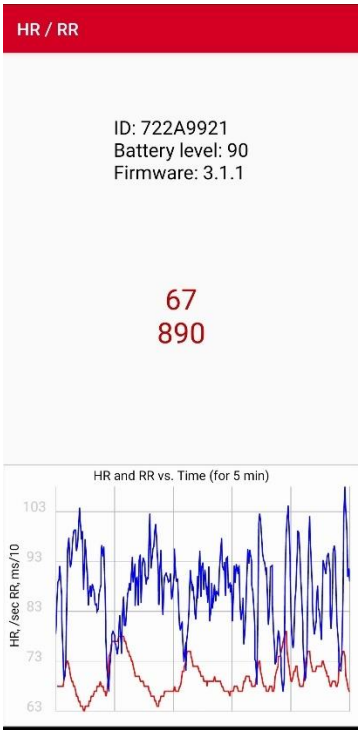
Εικόνα 16:Αρχικό μενού εφαρμογής POLARSDK-ECG-HR DEMO

Στην συνέχεια ζητούταν το ID του Polar, ώστε να γίνει η διασύνδεση(Εικόνα 17):



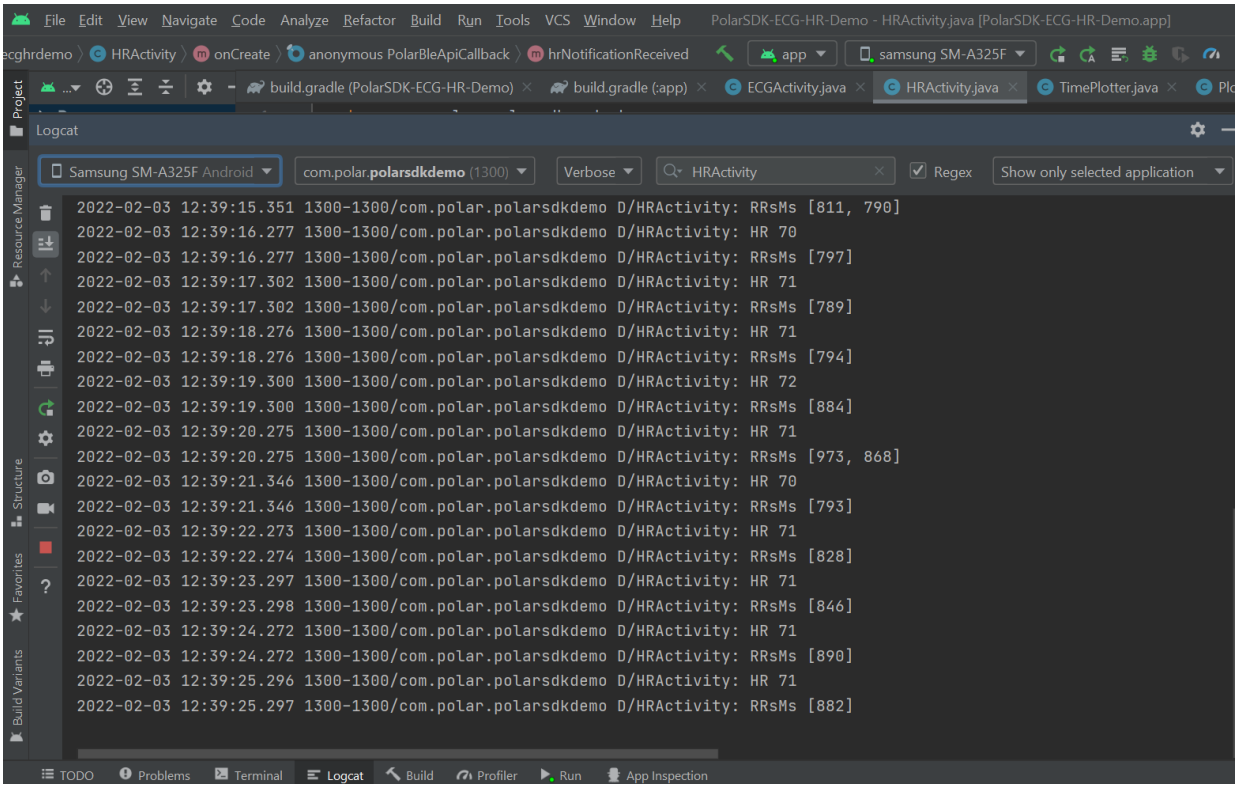
Εικόνα 17: Βήμα για την εισαγωγή του Polar ID

Έπειτα με την επιλογή CONNECT HR/RR από το αρχικό μενού ξεκινούσε η καταγραφή των μετρήσεων. Ένα στιγμιότυπο φαίνεται στην Εικόνα 18:



Εικόνα 18: Καταγραφή μετρήσεων εφαρμογής POLARSDK-ECG-HR DEMO

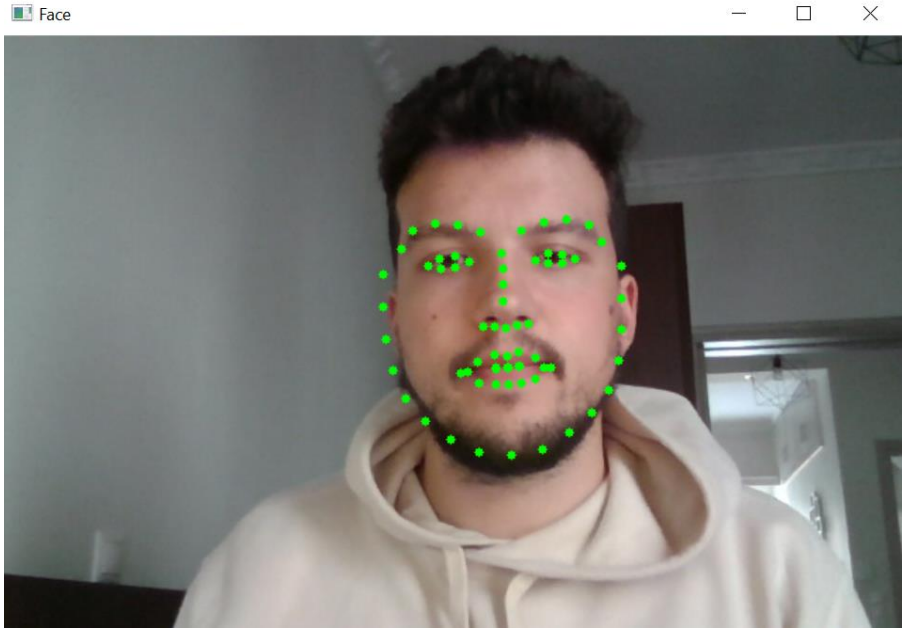
Ταυτόχρονα στο Android Studio αποτυπώνονταν αυτές οι τιμές σε μια χρονική ακολουθία ανά δευτερόλεπτο, όπως απεικονίζεται στην Εικόνα 19:



Εικόνα 19: Στιγμιότυπο από έξοδο HR και RR τιμών στο Android Studio

Για να μπορέσουν να αξιοποιηθούν οι τιμές αυτές, έτρεχε μια εντολή στο PowerShell του υπολογιστή, η οποία αντέγραφε αυτά τα στοιχεία από το Logcat του Android Studio σε ένα αρχείο κειμένου(txt).

Όσον αφορά τις εκφράσεις του προσώπου αναπτύχθηκε κώδικας σε python μέσω του προγράμματος PyCharm. Πιο συγκεκριμένα, ο κώδικας κατέγραφε στιγμιότυπα του προσώπου ανά δευτερόλεπτο και στην συνέχεια μέσω κατάλληλης συνάρτησης αποθήκευε σε ένα πίνακα 68 σημεία του προσώπου, τα οποία αποθηκεύονταν ως ένα σημείο στον δισδιάστατο άξονα (x,y). Για να γίνει πιο εύκολα αντιληπτό κρατήθηκαν κάποια στιγμιότυπα της διαδικασίας. Στην Εικόνα 20 φαίνεται η επεξεργασία της εικόνας και τα 68 σημεία που έχουν βρεθεί :



Εικόνα 20: Εντοπισμός 68 σημείων στο πρόσωπο

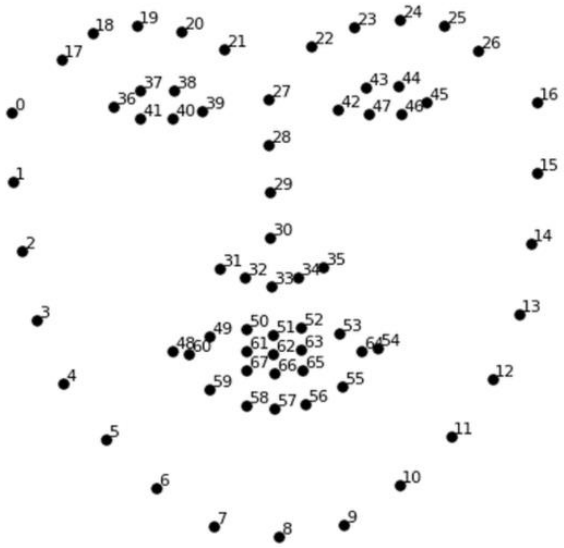
, ενώ στην Εικόνα 21 απεικονίζεται η δημιουργία του πίνακα για τα 5 πρώτα σημεία και το δευτερόλεπτο που αντιστοιχεί το καθένα.

	0	1	2	3	4	5
graph_ex_2022-02-03-12-58-53.png	[275, 171]	[277, 194]	[280, 216]	[285, 238]	[294, 258]	[308, 274]
graph_ex_2022-02-03-12-58-58.png	[273, 169]	[275, 193]	[277, 216]	[282, 239]	[292, 259]	[306, 274]
graph_ex_2022-02-03-12-58-59.png	[271, 169]	[271, 192]	[273, 215]	[278, 237]	[287, 257]	[301, 273]
graph_ex_2022-02-03-12-59-00.png	[274, 170]	[274, 191]	[276, 214]	[281, 235]	[290, 255]	[302, 272]
graph_ex_2022-02-03-12-59-01.png	[275, 169]	[276, 191]	[278, 214]	[282, 236]	[291, 257]	[304, 273]

Εικόνα 21:Πίνακας για τα 5 πρώτα σημεία και το δευτερόλεπτο που αντιστοιχεί το καθένα

Ο πίνακας αυτός έπειτα αποθηκευόταν στον υπολογιστή ως csv αρχείο για περαιτέρω επεξεργασία. Τα ακριβή σημεία του προσώπου που επιλέχθηκαν φαίνονται στην Εικόνα 22 και βασίζονται σε κώδικα που πάρθηκε από έναν ιστότοπο[3] .

[3] https://livecodestream.dev/post/detecting-face-features-with-python/

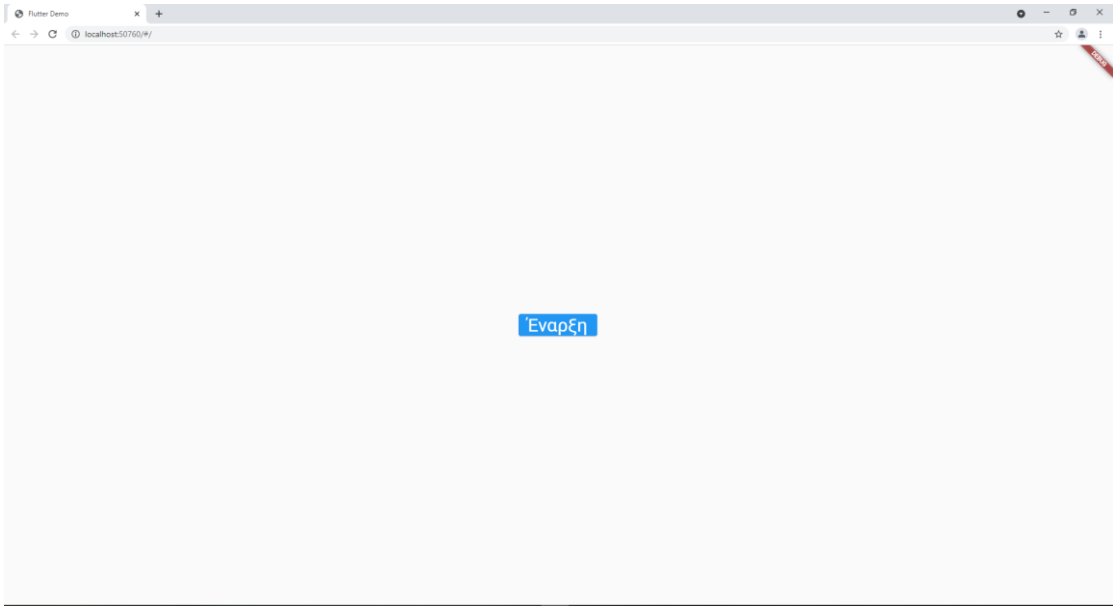


Εικόνα 22: Τα 68 σημεία προσώπου που εντοπίζονταν

Τέλος αναπτύχθηκε στο πρόγραμμα Android Studio και σε γλώσσα Dart του περιβάλλοντος Flutter, η εφαρμογή που αποτέλεσε το πείραμα μας.

3.1.3 Αναλυτική περιγραφή διαδικασίας πειράματος

Στο πείραμα αυτό συμμετείχαν 8 άνθρωποι, 4 άνδρες και 4 γυναίκες ηλικίας 23-25 ετών. Το δωμάτιο διεξαγωγής του πειράματος είχε θερμοκρασία γύρω στους 25 βαθμούς κελσίου και ο φωτισμός ήταν ο ίδιος κατά την διεξαγωγή όλων των πειραμάτων. Χρειάστηκαν δύο υπολογιστές. Στον έναν έτρεχε το πρόγραμμα για το Polar, ενώ στον άλλον έτρεχε η εφαρμογή του flutter και καταγράφονταν τα καρέ εικόνων. Αρχικά οι συμμετέχοντες εφάρμοζαν το PolarH10 στο στήθος τους και ελεγχόταν ότι αυτό έχει συνδεθεί και διαβάζει αποτελεσματικά τα χαρακτηριστικά του ECG. Ύστερα κάθονταν σε μια καρέκλα γραφείου, ελεγχόταν ότι η κάμερα καταγράφει το πρόσωπο τους και έπειτα τους εξηγούταν τα βήματα του πειράματος. Κατά την διάρκεια των οδηγιών, δινόταν έμφαση στο να μην μιλάνε, ώστε να μην υπάρχει θόρυβος στα αποτελέσματα και να κοιτάνε μονίμως τον υπολογιστή, ώστε να μην χάνονται μετρήσεις. Η πρώτη οθόνη που εμφανιζόταν μπροστά τους είχε μόνο το πλήκτρο έναρξη, έτσι ώστε όταν ένιωθαν έτοιμοι να ξεκινούσε η διαδικασία πατώντας το(Εικόνα 23).



Εικόνα 23: Στιγμιότυπο οθόνης κατά την έναρξη του πειράματος

Το πείραμα αποτελούταν από συνολικά 60 κομμάτια ίδιας ακολουθίας, ένα για κάθε φωτογραφία του IAPS.Κάθε κομμάτι αποτελούταν από 3 μέρη. Αρχικά απεικονιζόταν για 6 δευτερόλεπτα μια φωτογραφία. Συγκεκριμένα βασισμένοι στις έρευνες [52][53], χρησιμοποιήθηκαν για την κλάση των αρνητικών τις εξής 20 εικόνες από το IAPS: 1050,1201,1300,1930,2900,3000,3030,3071,3160,3215,3220,3230,3300,6313,6540,6570,6571,9250,9405,9921.Μία από αυτές είναι η Εικόνα 24.

Εικόνα 24: Εικόνα IAPS για ερεθισμό αρνητικών συναισθημάτων

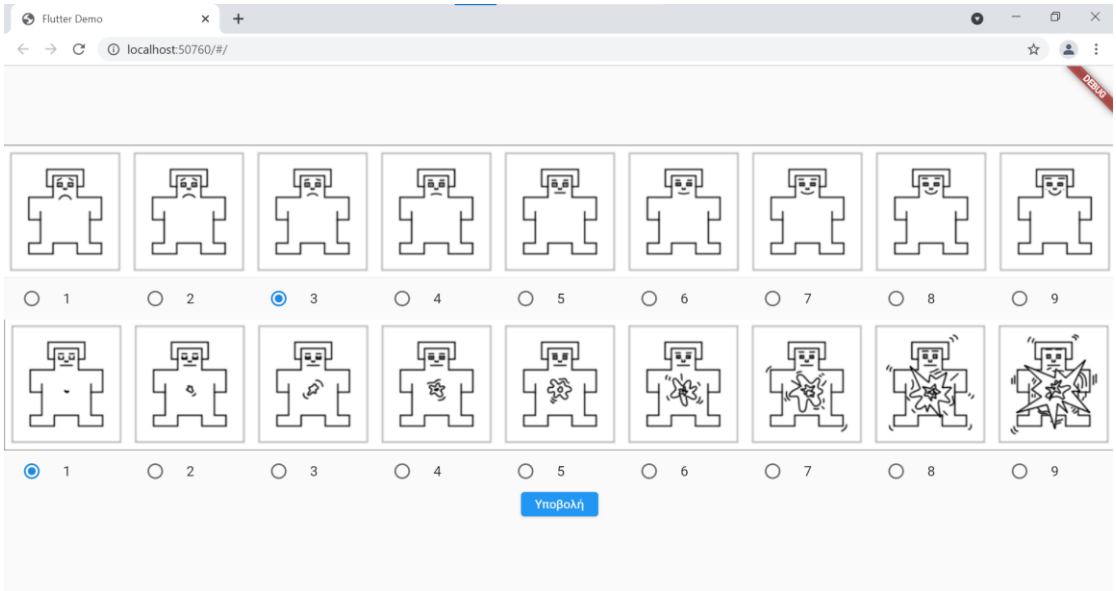
Ακόμα η κλάση των ουδέτερων εικόνων αποτελούταν από τις : 2190,2235,2272,7002,7009,7010,7020,7025,7052,7055,7080,7090,7100,7175,7185,7186,7233,7235,7300,7550. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η Εικόνα 25.

Εικόνα 25: Εικόνα IAPS για ερεθισμό ουδέτερων συναισθημάτων

Τέλος η κλάση των ερεθισμάτων θετικών συναισθημάτων αποτελούταν από τις εικόνες του IAPS:1340,1463,1601,1710,2045,2058,2165,2208,2250,2260,2340,2501,2650,4650,4653,4659,8120,8300,8461,8501. Παράδειγμα αποτελεί η Εικόνα 26.

Εικόνα 26: Εικόνα IAPS για ερεθισμό θετικών συναισθημάτων

Κάθε εικόνα δηλαδή σύμφωνα με το IAPS αποτύπωνε μια από αυτές τις κλάσεις και είχε σαν σκοπό να προκαλέσει το αντίστοιχο συναίσθημα, ωστόσο όπως διαπιστώθηκε αυτό είναι υποκειμενικό για τον κάθε άνθρωπο. Για παράδειγμα η εικόνα του φιδιού σε κάποιους προκαλούσε φόβο, όπως ήταν αναμενόμενο, όμως σε κάποιους άλλους μπορεί να προκαλούσε χαρά, εξαιτίας ότι τους αρέσει αυτό το ζώο. Αντίστοιχα για την εικόνα με το σκαμπό, σε κάποιον μπορεί να του θύμιζε μια ευχάριστη ή δυσάρεστη ανάμνηση και επομένως το συναίσθημα να μην ήταν ουδέτερο. Για τον λόγο αυτό οι συμμετέχοντες απαντούσαν σε ένα ερωτηματολόγιο βασισμένο στο SAMV (SELF ASSESMENT MANEKIN - VALENCE) και το SAMA(SELF ASSESMENT MANEKIN -AROUSAL), έπειτα από την παρατήρηση της εκάστοτε εικόνας για αυτά τα 6 δευτερόλεπτα (Εικόνα 27) . Και τα δύο είχαν μια κλίμακα από το 1 μέχρι το 9 και αποτύπωναν το αρνητικό έως το θετικό συναίσθημα και το παθητικό έως το ενεργητικό αντίστοιχα, όπως απεικονίζεται και στην παρακάτω εικόνα που αποτελεί το δεύτερο μέρος κάθε κομματιού της εφαρμογής. Κάθε συμμετέχοντας είχε όσο χρόνο ήθελε για να απαντήσει σωστά αυτό το μέρος.



Εικόνα 27: Self Assesment Manekin

Τέλος, οι συμμετέχοντες μετά την απάντηση και την υποβολή της στο δεύτερο μέρος, έβλεπαν για 5 δευτερόλεπτα την μια οθόνη αναμονής όπως φαίνεται στην εικόνα. Έπειτα ξεκινούσε αμέσως το επόμενο κομμάτι του πειράματος με την απεικόνιση της επόμενης εικόνας από το IAPS.

Τα δεδομένα από τις απαντήσεις καταγράφονταν στο Logcat του Android Studio με την παρακάτω μορφή. Πρώτα φαινόταν το όνομα της εικόνας μετά η τιμή που απαντήθηκε για το σθένος, μετά για την ένταση και τέλος φαινόταν το δευτερόλεπτο που πατήθηκε η υποβολή των απαντήσεων αυτών. Ακόμα, εξασφαλίστηκε ότι φαίνονται τα χρονικά διαστήματα του κάθε κομματιού, ώστε να μην επηρεαστεί η αξιοπιστία της ανάλυσης στην συνέχεια. Η έξοδος αυτή φαίνεται στην Εικόνα 28.

```
Start at 2022-02-03 12:26:35.649
Image 6570 - 3,1 - 2022-02-03 12:27:14.600
pause is over at 2022-02-03 12:27:19.606
Image 7186 - 1,1 - 2022-02-03 12:27:37.051
pause is over at 2022-02-03 12:27:42.063
Image 3071 - 1,1 - 2022-02-03 12:27:49.403
pause is over at 2022-02-03 12:27:54.412
Image 2190 - 1,5 - 2022-02-03 12:28:05.723
pause is over at 2022-02-03 12:28:10.726
Image 3030 - 1,5 - 2022-02-03 12:28:18.880
pause is over at 2022-02-03 12:28:23.894
Application finished.
```

Εικόνα 28:Στιγμιότυπο από την έξοδο του πειράματος στο Logcat του AndroidStudio

Στην συνέχεια τα δεδομένα αυτά αποθηκεύτηκαν σε ένα αρχείο κειμένου(txt) ώστε να είναι δυνατή η επεξεργασία τους.

3.2 Επεξεργασία δεδομένων από το πείραμα

3.2.1 Προεπεξεργασία

Αφού λοιπόν συλλέχθηκαν όλα τα δεδομένα, σκοπός ήταν η δημιουργία ενός τελικού πίνακα (dataframe), ο οποίος θα είχε σαν στήλες όλα τα χαρακτηριστικά, φυσιολογικά και συμπεριφορικά και σαν δύο τελευταίες στήλες την ετικέτα του σθένους και της έντασης αντίστοιχα. Η κάθε γραμμή θα αποτύπωνε τις τιμές αυτές ανά δευτερόλεπτο. Έτσι χρησιμοποιώντας την γλώσσα προγραμματισμού της Python στο PyCharm, η επεξεργασία των δεδομένων από κάθε εφαρμογή δουλεύτηκε ξεχωριστά, με στόχο την δημιουργία των αντίστοιχων αρχεία CVSs, έτσι ώστε στο τέλος να ενωθούν και να προκύψει ο τελικός πίνακας.

Πρώτα επεξεργάστηκαν τα δεδομένα από τα σημεία του προσώπου. Όπως φάνηκε και στις έρευνες παραπάνω, για να προκύψει κάποιο σημαντικό στοιχείο για τα συναισθήματα από αυτά τα σημεία, έπρεπε να παρθούν κάποιες σημαντικές αποστάσεις μεταξύ τους, όπως για παράδειγμα την απόσταση του κάτω άκρους του στόματος με αυτήν του πάνω άκρους του, έτσι ώστε να μπορεί να γίνει αντιληπτό ότι κάποιος κουνάει τα χείλη του όταν νιώθει ένα συγκεκριμένο συναίσθημα. Με αυτήν την ίδια λογική λοιπόν και βάσει δύο ερευνών που ακολουθούσαν την ίδια λογική [48][54] λήφθηκαν υπόψιν από τις 2278 συνολικά αποστάσεις που υπήρχαν μεταξύ των 68 σημείων, οι 23 πιο σημαντικές που όριζαν αυτές οι έρευνες. Αυτές φαίνονται στον Πίνακας 6.

Απόσταση	Μεταξύ των σημείων
1	24-9
2	48-3
3	0-16
4	54-9
5	64-8
6	60-3
7	48-7
8	60-64
9	45-9
10	24-8
11	48-54
12	51-57
13	39-42
14	21-39
15	22-42
16	21-22
17	19-37
18	24-44
19	38-40
20	43-47
21	27-51
22	40-48
23	47-54

Πίνακας 6 :Οι 23 σημαντικότερες αποστάσεις μεταξύ των 68 σημείων του προσώπου

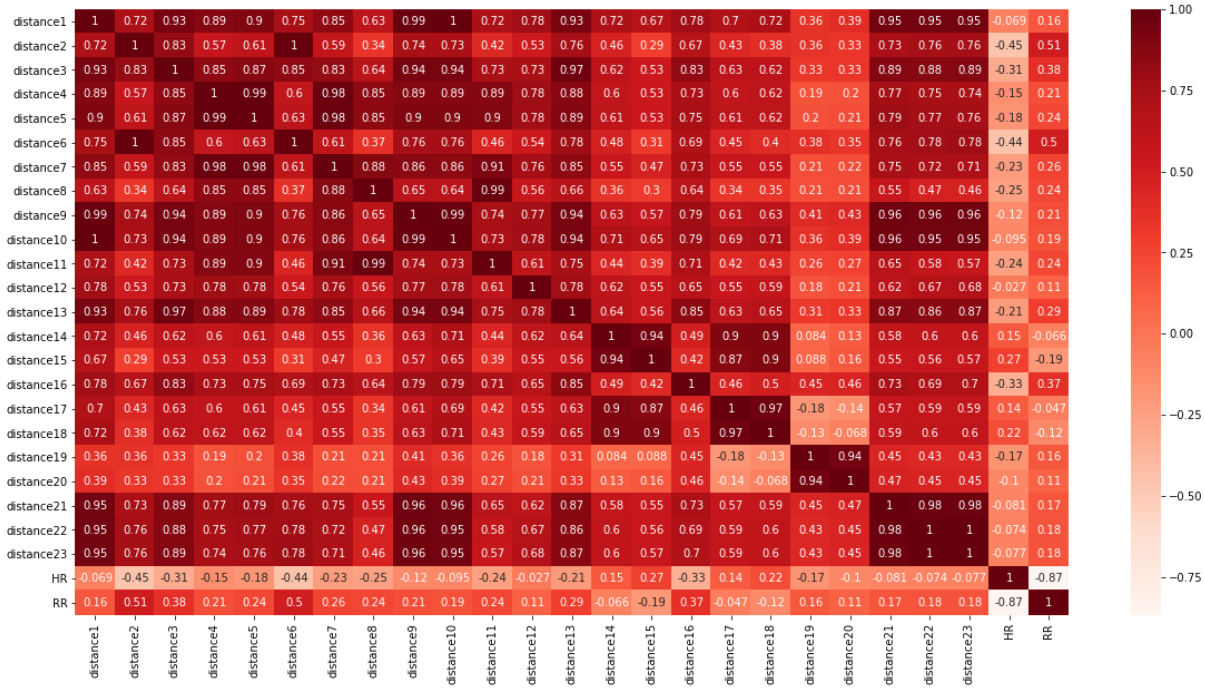
Έτσι, για τις αποστάσεις δημιουργήθηκε ένα αρχείο csv που είχε 24 στήλες, από τις οποίες η πρώτη έδειχνε τον χρόνο και οι υπόλοιπες τις παραπάνω αποστάσεις. Σαν τιμές είχε τις τιμές όλων των παραπάνω αποστάσεων ανά δευτερόλεπτο για όλα τα πειράματα.

Έπειτα επεξεργάστηκαν τα αρχεία κειμένου με τις εξόδους από το PolarH10. Πάλι ο σκοπός ήταν η σύνθεση ενός αρχείου που να εμφανίζει όλες τις τιμές HR και RR που μετρήθηκαν ανά δευτερόλεπτο. Σε αυτό το τμήμα, όπως και για την επεξεργασία των ετικετών του σθένους και της έντασης που προέρχονταν από τις απαντήσεις των συμμετεχόντων, δεν χρειάστηκε να χρησιμοποιηθεί κάποιο θεωρητικό υπόβαθρο. Σκοπός ήταν η μετατροπή των αρχείων κειμένου σε μορφή csv, με τις τιμές των φυσιολογικών δεδομένων και των ετικετών αντίστοιχα σαν στήλες και σαν πρώτη στήλη το ακριβές δευτερόλεπτο που προέκυψαν αυτές οι τιμές.

Τέλος, ενώθηκαν αυτά τα τρία csv αρχεία για να επιτευχθεί ο στόχος που περιγράφηκε, δηλαδή να δημιουργηθεί ένας πίνακα (dataframe) μέσω της βιβλιοθήκης pandas της python, που να περιέχει σαν χαρακτηριστικά όλες τις αποστάσεις και όλες τις τιμές HR και RR ανά δευτερόλεπτο και αντίστοιχα όλες τις ετικέτες σθένους και έντασης για το ίδιο δευτερόλεπτο. Επειδή υπήρχαν σειρές, από τις οποίες έλειπαν ορισμένες τιμές, αυτές αφαιρέθηκαν, ώστε να μπορεί να γίνει αργότερα αποτελεσματική ταξινόμηση. Ακόμα κατά την διαδικασία διαχωρισμού των δεδομένων σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου, εφαρμόστηκε και κανονικοποίηση των τιμών εκπαίδευσης, καθώς οι τιμές των συμπεριφορικών και των φυσιολογικών δεδομένων ήταν διαφορετικής τάξης μεγέθους, κάτι που θα προκαλούσε αλλοίωση στα τελικά αποτελέσματα. Ο τελικός πίνακας(dataframe) αποτελούταν από 5210 γραμμές και 26 στήλες.

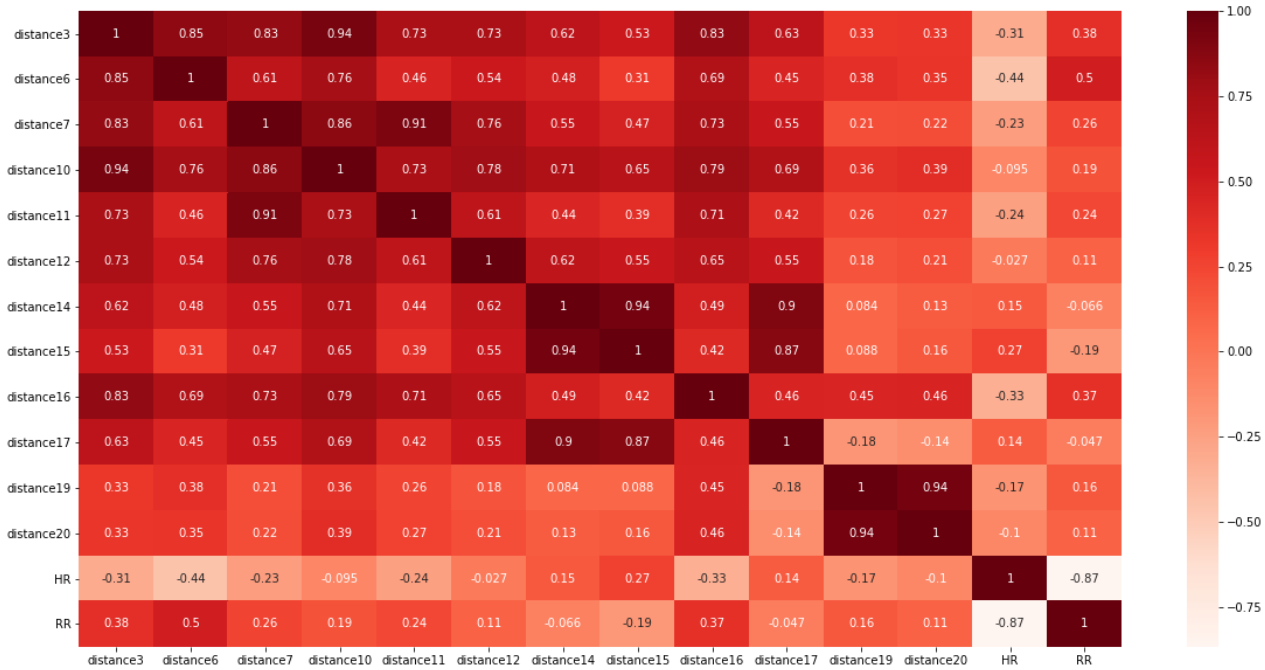
3.2.2 Επιλογή Χαρακτηριστικών

Επιπλέον, ανεξάρτητα από το ποιες παραμέτρους ελέγχονταν, εφαρμόστηκε μία μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών(Feature Selection). Ο στόχος των μεθόδων αυτών είναι να διατηρηθούν για την εκπαίδευση του μοντέλου μόνο τα σημαντικά χαρακτηριστικά. Για να επιτευχθεί αυτό αξιοποιήθηκε ο πίνακας συσχετίσεων (correlation matrix), ο οποίος απεικονίζει το πόσο πολύ σχετίζονται δύο χαρακτηριστικά μεταξύ τους (Εικόνα 29). Όταν η συσχέτιση ξεπερνά το 95%, τότε το ένα από τα δύο χαρακτηριστικά αφαιρούνταν από τον πίνακα καθώς δεν έπαιζε κάποιο, σημαντικό ρόλο στην τελική εκπαίδευση, αλλά αντίθετα κόστιζε σε χρόνο στην διαδικασία.



Εικόνα 29: Πίνακας συσχετίσεων για τα 25 αρχικά χαρακτηριστικά

Έτσι αφαιρέθηκαν 10 χαρακτηριστικά σύμφωνα με τον παραπάνω κανόνα. Ο τελικός πίνακας συσχετίσεων λοιπόν, δεν περιείχε τιμή άνω του 0,95 (Εικόνα 30).



Εικόνα 30: Πίνακας συσχετίσεων μετά την αφαίρεση 10 χαρακτηριστικών αποστάσεων

3.2.3 Τελική Επεξεργασία

Για την τελική επεξεργασία των δεδομένων μας χρησιμοποιήθηκε και πάλι η γλώσσα προγραμματισμού Python στο περιβάλλον Anaconda. Ο κώδικας χωρίστηκε σε διάφορα

μέρη ανάλογα την έξοδο που θέλαμε να εξετάσουμε. Δημιουργήθηκαν δηλαδή διαφορετικά μοντέλα ανάλογα τις ετικέτες, τα χαρακτηριστικά και το σύνολο ή όχι των δεδομένων των συμμετεχόντων. Πιο συγκεκριμένα στο πλαίσιο των ετικετών επιλεγόταν είτε το σθένος είτε η ένταση. Ως προς την επίδραση των χαρακτηριστικών διαλέγονταν είτε μόνο τα συμπεριφορικά δεδομένα (όλες τις αποστάσεις), είτε μόνο τα φυσιολογικά(HR,RR), είτε όλα μαζί, ενώ τέλος επιλεγόταν εάν θα εξετάσουμε τα αποτελέσματα προς το σύνολο των συμμετεχόντων για να δημιουργηθεί ένα γενικό μοντέλο, είτε προς τον κάθε συμμετέχοντα ξεχωριστά, ώστε να κατασκευαστούν εξατομικευμένα μοντέλα.

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως για την ταξινόμηση του μοντέλου αξιοποιήθηκαν οι εξής 4 αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης : RF,XgBoost,KNN,AdaBoost, ενώ δημιουργήθηκε και ένα ΤΝΔ. Οι αλγόριθμοι GNB,DT και MLP δοκιμάστηκαν, χωρίς όμως να δίνουν καλά αποτελέσματα, καθώς για τα γενικά μοντέλα έδιναν ακρίβεια κάτω του 50%. Για την βέλτιστη επίδοση του κάθε αλγορίθμου αξιοποιήθηκε μια διαδικασία που ονομάζεται GridSearchCV[55] από την βιβλιοθήκη Scikit learn. Κατά την τεχνική αυτή, εξετάζονται οι συνδυασμοί παραμέτρων για τον κάθε αλγόριθμο και αξιολογούνται σε ένα σύνολο δεδομένων επικύρωσης, ώστε να επιλεχθούν οι καταλληλότερος εξ' αυτών , σύμφωνα με καθορισμένες μετρικές.

3.3 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα των μοντέλων μηχανικής μάθησης που παρουσιάζονται στην συνέχεια, χωρίζονται σε 4 κατηγορίες, ανάλογα με τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν για την δημιουργία του εκάστοτε μοντέλου. Βέβαια πάντα η ανάλυση γίνεται ως προς το BEM(σθένος-ένταση), ωστόσο με τις τέσσερις αυτές κατηγορίες είναι δυνατή η παρατήρηση της επίδρασης των χαρακτηριστικών στα μοντέλα. Αρχικά η ανάλυση γίνεται για το γενικό-πολύτροπο μοντέλο, δηλαδή αξιοποιώντας τα αποτελέσματα όλων των συμμετεχόντων από το πείραμα και παίρνοντας τόσο τα δεδομένα του ECG, όσο και αυτά από τις εκφράσεις του προσώπου. Σε δεύτερο στάδιο γίνεται η ανάλυση διαχωρίζοντας τα δεδομένα μεταξύ τους. Γίνεται, δηλαδή ξεχωριστά ανάλυση για τα αποτελέσματα ενός μοντέλου που αξιοποιεί μόνο τα δεδομένα του ECG και ενός άλλου αντίστοιχα που χρησιμοποιεί μόνο τις εκφράσεις του προσώπου. Τρίτον, για τον καλύτερο αλγόριθμο με βάση τις παραπάνω αναλύσεις, δημιουργήθηκαν εξατομικευμένα μοντέλα με όλα τα χαρακτηριστικά και παρατίθεται η αντίστοιχη ανάλυση. Τέλος, δημιουργήθηκαν δύο ακόμα γενικά μοντέλα, ένα για τις γυναίκες συμμετέχουσες και ένα για τους άντρες, τα αποτελέσματα των οποίων παρουσιάζονται στην συνέχεια.

3.3.1 Ανάλυση γενικού- πολύτροπου μοντέλου

Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα όλων των μετρικών για κάθε αλγόριθμο ξεχωριστά αρχικά και στο τέλος συγκεντρωτικά. Για όλους τους παρακάτω αλγορίθμους τα ποσοστά της κάθε κλάσης για το σύνολο των **5210** συνολικών δειγμάτων είναι:

- Ως προς το **σθένος (**Πίνακας 7):

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	**ΟΥΔΕΤΕΡΟ**	**ΘΕΤΙΚΟ**
Πλήθος	1805	1392	2013
Ποσοστό	34.64%	26.71%	38.63%

Πίνακας 7 Πλήθος δειγμάτων για την κάθε κλάση του σθένους και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

Τα παραπάνω ποσοστά αποτυπώνονται και στην Εικόνα 31:

Εικόνα 31:Ποσοστό δειγμάτων για κάθε κλάση του σθένους

Ως προς την **ένταση** (Πίνακας 8):

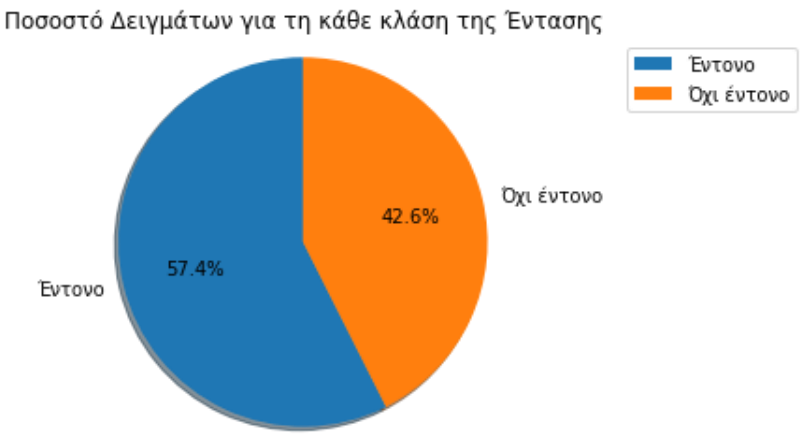
	ΠΑΘΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	825	1393	2992
Ποσοστό	15.83%	26.73%	57.42%

Πίνακας 8: Πλήθος δειγμάτων για την κάθε κλάση της έντασης και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

Τα παραπάνω ποσοστά αποτυπώνονται και στην Εικόνα 32:

Εικόνα 32: Ποσοστό δειγμάτων για κάθε κλάση του έντασης

Όπως διαπιστώνεται από το τελευταίο γράφημα, τα αποτελέσματα στην κλίμακα της έντασης έχουν μεγάλη ανισορροπία και για αυτό επιλέχθηκε η ένωση των κλάσεων των παθητικών και των ουδετέρων και έτσι να δημιουργηθεί μια νέα κλάση, αυτή των όχι-ενεργών ή αλλιώς των όχι-έντονων συναισθημάτων. Τα νέα ποσοστά φαίνονται στην Εικόνα 33:



Εικόνα 33: Νέο ποσοστό δειγμάτων για κάθε κλάση του σθένους

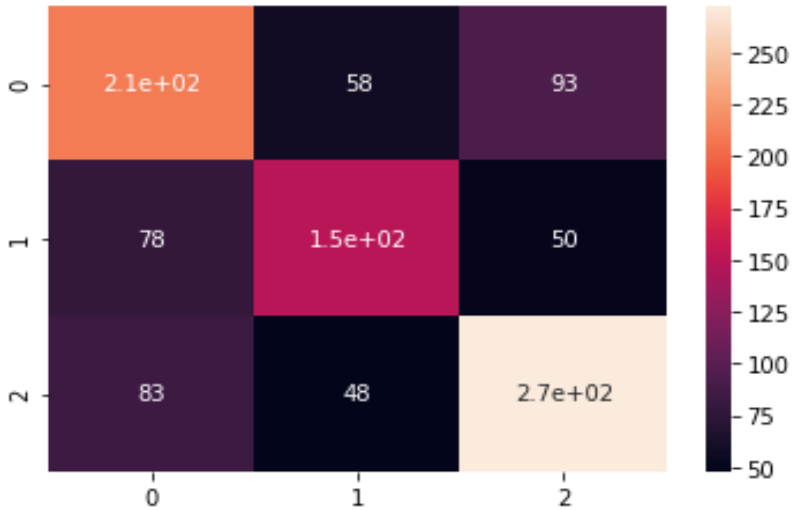
XGBOOST

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 9):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.57	0.58	0.57
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.57	0.53	0.55
ΘΕΤΙΚΟ	0.66	0.68	0.67
ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ	0.60	0.60	0.60

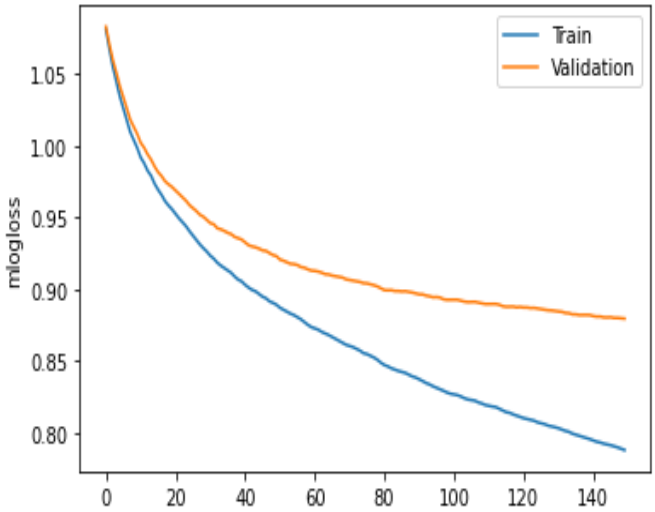
Πίνακας 9: Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου XgBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **60,56%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 10. Η κλάση 0 του πίνακα σύγχυσης αντιστοιχεί στην κλάση «αρνητικό», η κλάση 1 αντιστοιχεί στην «ουδέτερο» και η κλάση 2 στην «θετικό». Όμοια αντιστοίχιση υπάρχει και σε όλους τους υπόλοιπους πίνακες σύγχυσης, που αφορούν το σθένος των συναισθημάτων.



Πίνακας 10: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου XgBoost

Τέλος η γραφική παράσταση σφάλματος, που δημιουργήθηκε κατά το gridsearch, δείχνει την απόκλιση στα αποτελέσματα των δεδομένων εκπαίδευσης και των δεδομένων επαλήθευσης (Εικόνα 34). Η απόκλιση αυτή μας επιβεβαιώνει ουσιαστικά ότι το επίπεδο overfitting στα δεδομένα μας είναι εξαιρετικά χαμηλό. Αντίστοιχες γραφικές χρησιμοποιήθηκαν σε όλους του αλγορίθμους. Η παρακάτω γραφική αποτελεί ένα παράδειγμα της διαδικασίας. Στα υπόλοιπα αποτελέσματα ωστόσο δεν εμφανίζουμε ξανά αυτήν την γραφική καθώς δεν αποτελεί κάποια μετρική.



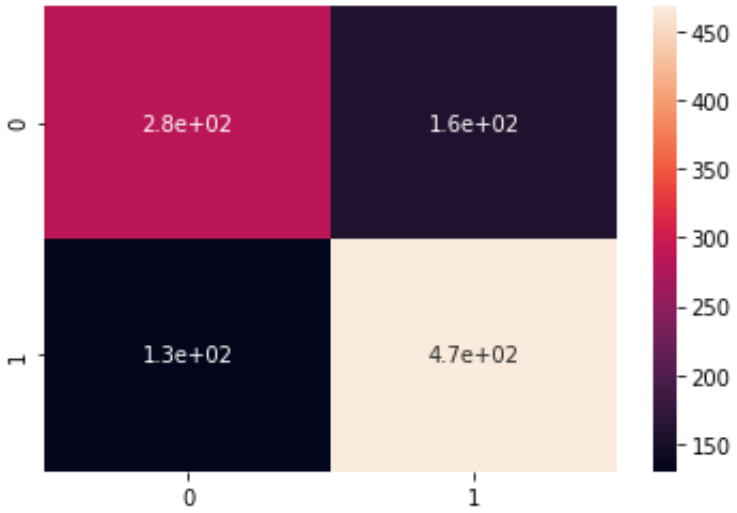
Εικόνα 34: Απόκλιση σφάλματος αποτελεσμάτων δεδομένων εκπαίδευσης και δεδομένων επαλήθευσης

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 11):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.69	0.64	0.66
ΕΝΕΡΓΟ	0.75	0.78	0.76
Μ.Ο	0.72	0.71	0.71

Πίνακας 11: Αποτελέσματα για ένταση γενικού μοντέλου XgBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **72,26%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο φαίνεται στον Πίνακας 12. Η κλάση 0 του πίνακα σύγχυσης αντιστοιχεί στην κλάση «όχι ενεργό» και η κλάση 1 αντιστοιχεί στην «ενεργό». Όμοια αντιστοίχιση υπάρχει και σε όλους τους υπόλοιπους πίνακες σύγχυσης, που αφορούν την ένταση των συναισθημάτων.



Πίνακας 12:Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου XgBoost

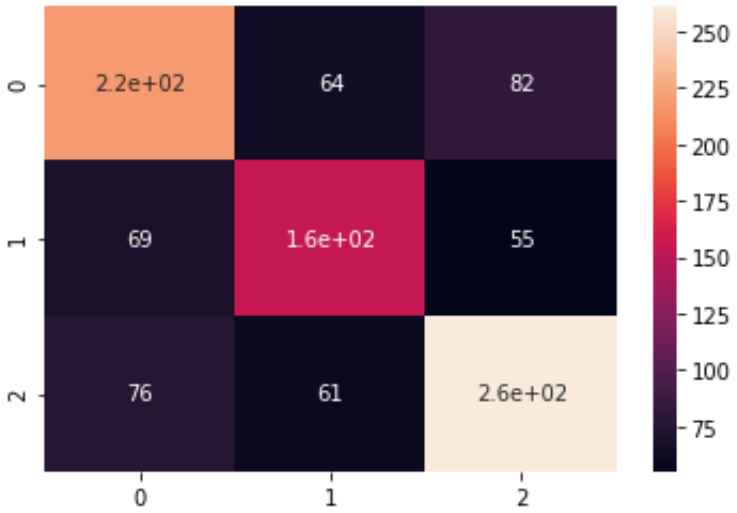
KNN

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 13):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.60	0.60	0.60
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.55	0.56	0.55
ΘΕΤΙΚΟ	0.66	0.66	0.66
Μ.Ο	0.60	0.60	0.60

Πίνακας 13:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου Knn

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **60,94%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 14:



Πίνακας 14: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου KNN

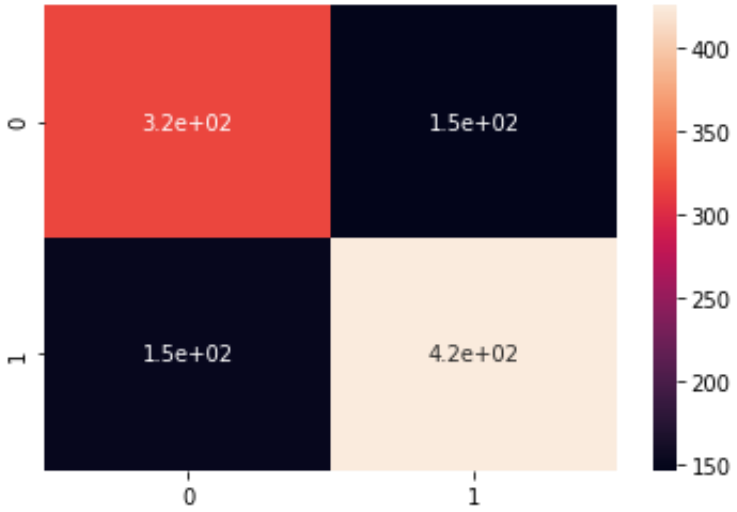
- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 15):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.68	0.68	0.68

ΕΝΕΡΓΟ	0.74	0.74	0.74
Μ.Ο	0.71	0.71	0.71

Πίνακας 15:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου Knn

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **71,35%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 16.



Πίνακας 16: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου KNN

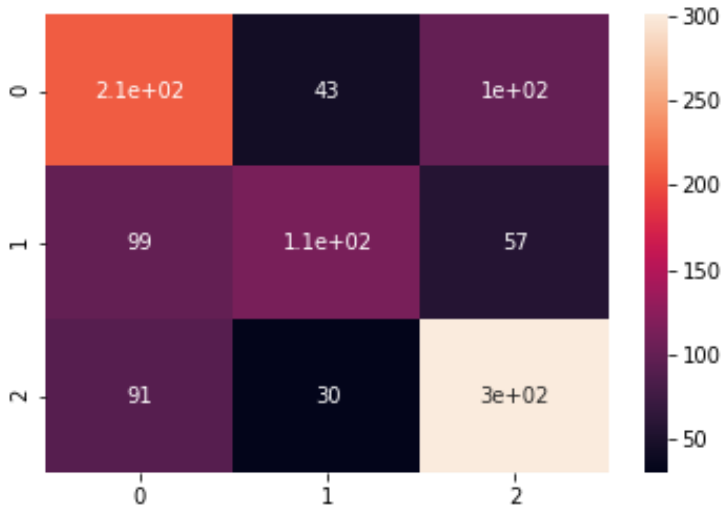
Random Forest

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 17):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.52	0.59	0.56
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.61	0.42	0.50
ΘΕΤΙΚΟ	0.66	0.71	0.68
Μ.Ο	0.60	0.58	0.58

Πίνακας 17:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου RF

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **59,69%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 18.



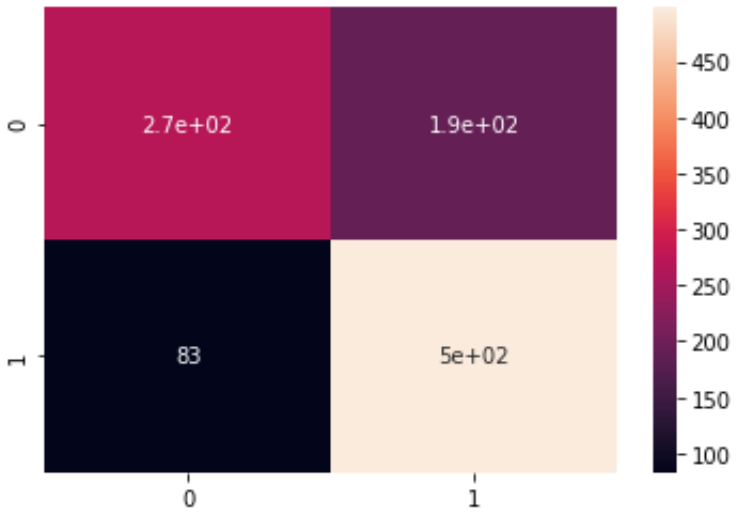
Πίνακας 18: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου Random Forest

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 19):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.76	0.59	0.66
ΕΝΕΡΓΟ	0.72	0.86	0.78
Μ.Ο	0.74	0.72	0.72

Πίνακας 19:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου RF

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **73,37%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 20.



Πίνακας 20: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου Random Forest

AdaBoost

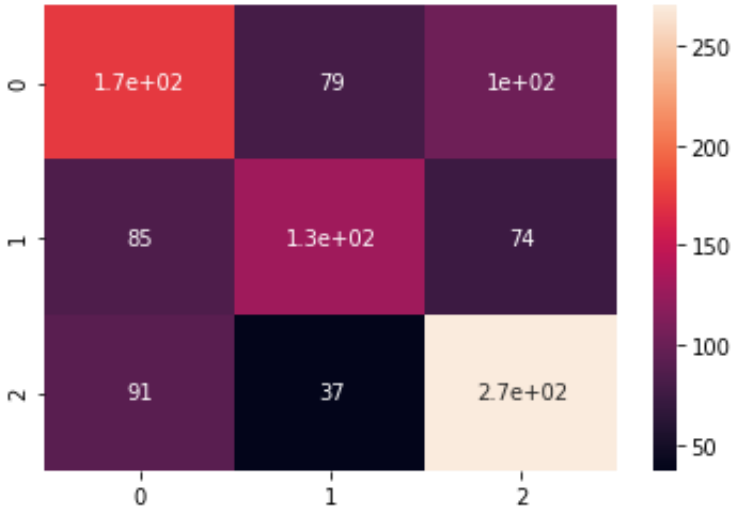
- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 21):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.50	0.49	0.49
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.53	0.45	0.48

ΘΕΤΙΚΟ	0.60	0.68	0.64
Μ.Ο	0.60	0.49	0.48

Πίνακας 21:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου AdaBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **54,99%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 22.



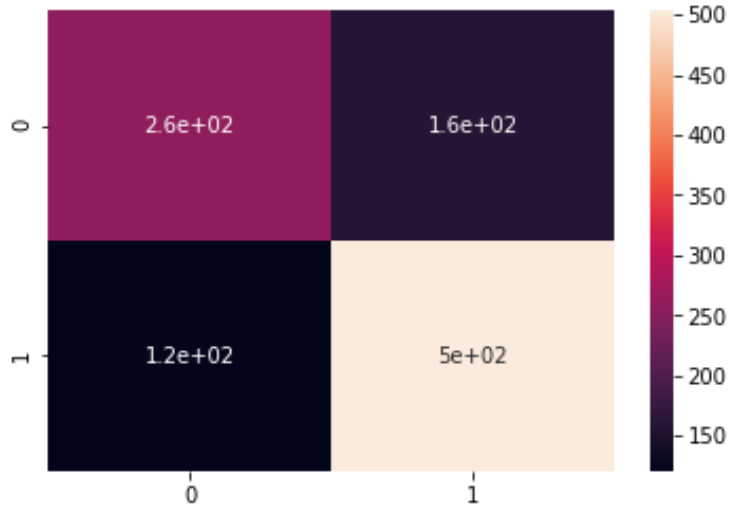
Πίνακας 22: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου AdaBoost

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 23):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.68	0.62	0.65
ΕΝΕΡΓΟ	0.76	0.81	0.78
Μ.Ο	0.72	0.71	0.72

Πίνακας 23:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου AdaBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **73,13%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 24.



Πίνακας 24: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου AdaBoost

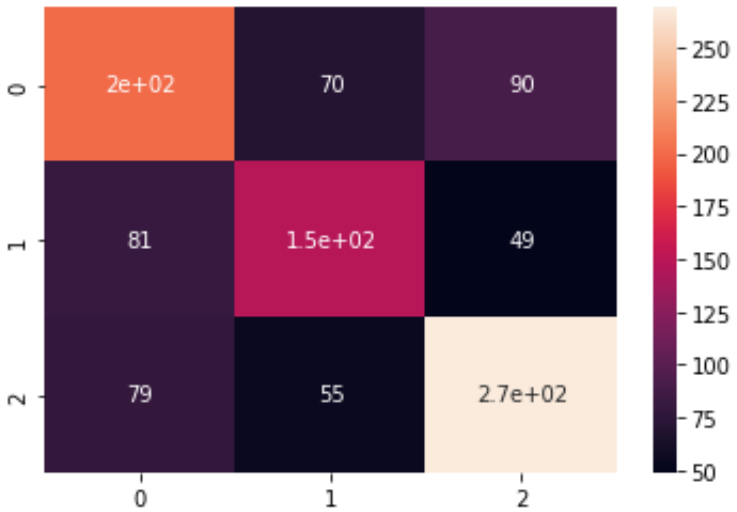
Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 25):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.56	0.56	0.56
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.54	0.53	0.54
ΘΕΤΙΚΟ	0.66	0.67	0.66
Μ.Ο	0.59	0.59	0.59

Πίνακας 25:Αποτελέσματα για σθένος γενικού μοντέλου ΤΝΔ

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **59,31%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 26.



Πίνακας 26: Πίνακας σύγχυσης σθένους γενικού μοντέλου ΤΝΔ

Για το overfitting δημιουργήθηκε ένας πίνακας ακρίβειας ως προς την εποχή εκπαίδευσης του μοντέλου και απεικονίζει τις καμπύλες αυτές τόσο για τα δεδομένα εκπαίδευσης, όσο και για τα δεδομένα ελέγχου καθ' όλη την διάρκεια της εκπαίδευσης (Εικόνα 35). Εφόσον αυτές οι καμπύλες είναι κοντά, τότε και το overfitting είναι μικρό.

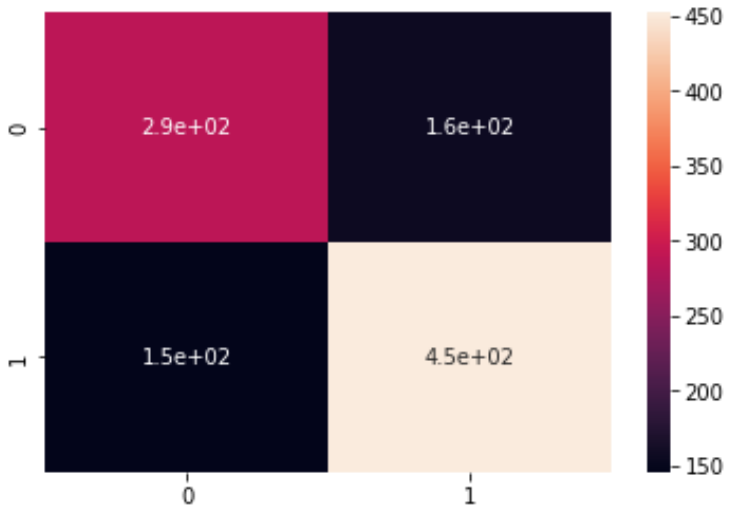
Εικόνα 35: Γραφική παράσταση ακρίβειας-εποχών εκπαίδευσης για το σθένος του ΤΝΔ

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 27):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.66	0.65	0.66
ΕΝΕΡΓΟ	0.74	0.76	0.75
Μ.Ο	0.70	0.70	0.70

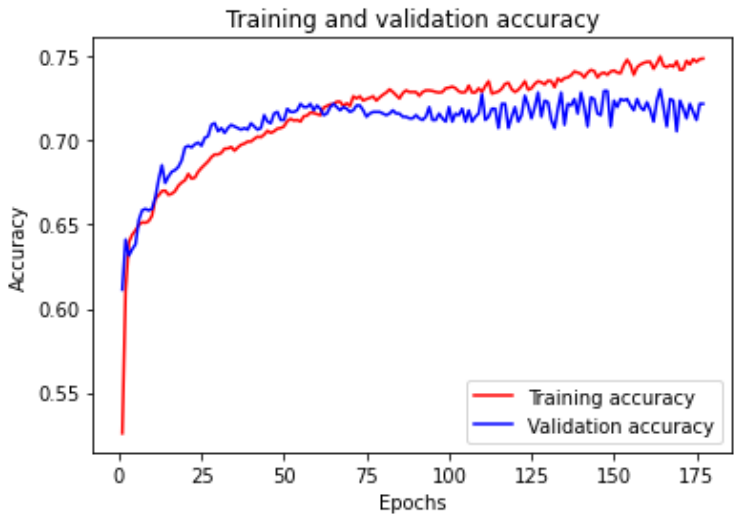
Πίνακας 27:Αποτελέσματα για έντασης γενικού μοντέλου ΤΝΔ

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **71,02%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 28.



Πίνακας 28: Πίνακας σύγχυσης έντασης γενικού μοντέλου ΤΝΔ

Ακόμα παρουσιάζουμε και την γραφική παράσταση ακρίβειας-εποχών εκπαίδευσης (Εικόνα 36).

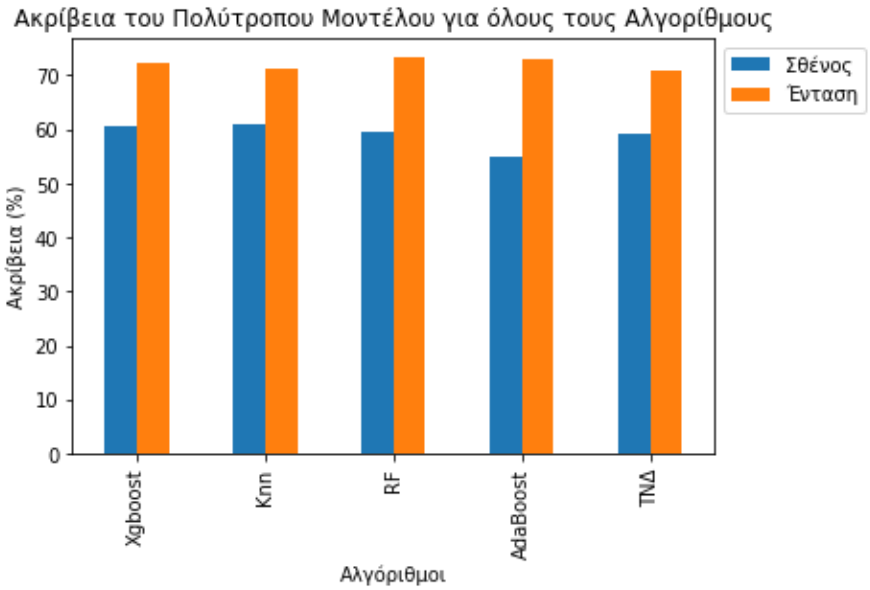


Εικόνα 36: Γραφική παράσταση ακρίβειας-εποχών εκπαίδευσης για την ένταση του ΤΝΔ

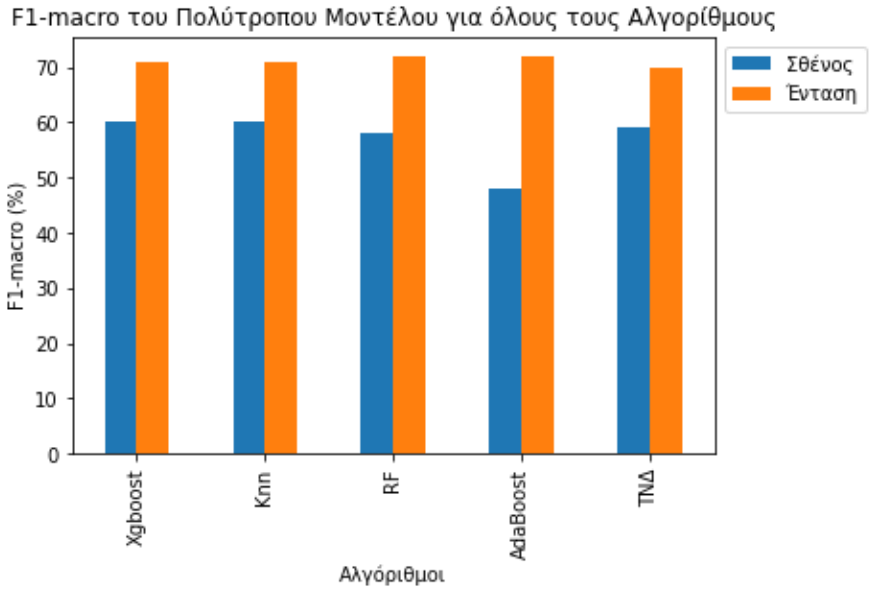
Συγκεντρωτική απεικόνιση γενικού μοντέλου

Στην συνέχεια απεικονίζονται οι γραφικές παραστάσεις ,ακρίβειας(accuracy) (Εικόνα 37) και μέσου όρου του F1-score (Εικόνα 38), τόσο για το σθένους όσο και την

ένταση. Με μπλε χρώμα εμφανίζονται οι τιμές των μετρικών για το σθένος και με πορτοκαλί για την ένταση.



Εικόνα 37:Ακρίβεια πολύτροπου μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους



Εικόνα 38: F1-macro πολύτροπου μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους

3.3.2 Ανάλυση για δεδομένα ECG και για δεδομένα Face recognition

Παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα όλων των μετρικών για κάθε αλγόριθμο ξεχωριστά αρχικά και στο τέλος συγκεντρωτικά.

XGBOOST

❖ Αξιοποίηση μόνο **ECG** δεδομένων

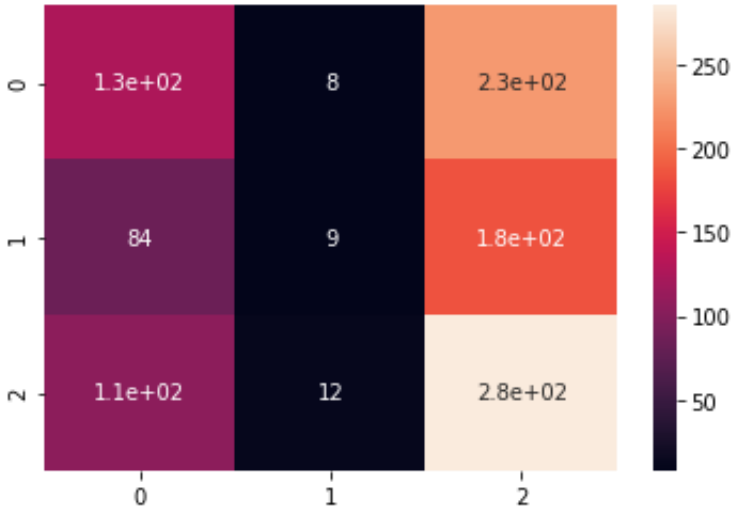
➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 29):

❖ ΚΛΑΣΗ	❖ PRECISION	❖ RECALL	❖ F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.40	0.35	0.37
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.31	0.03	0.06

ΘΕΤΙΚΟ	0.41	0.71	0.52
Μ.Ο	0.37	0.36	0.32

Πίνακας 29: Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου XgBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **40,31%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 30.



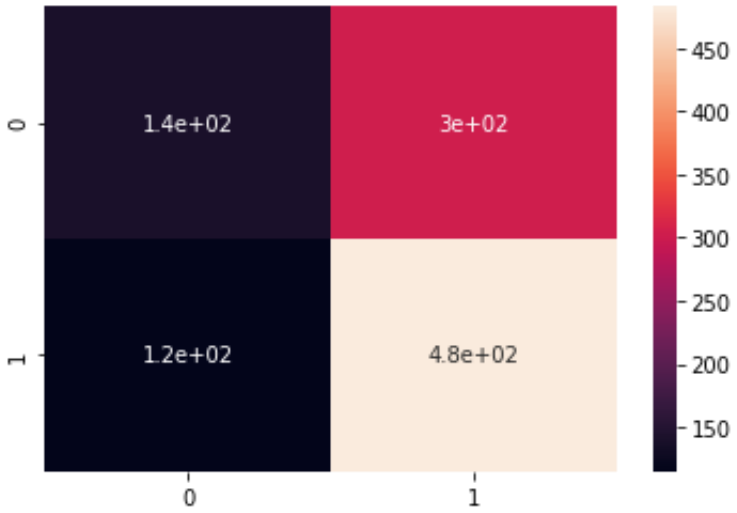
Πίνακας 30: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος XgBoost

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 31):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.55	0.32	0.40
ΕΝΕΡΓΟ	0.61	0.81	0.70
Μ.Ο	0.58	0.56	0.55

Πίνακας 31:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου XgBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **59,79%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 32.



Πίνακας 32: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση XgBoost

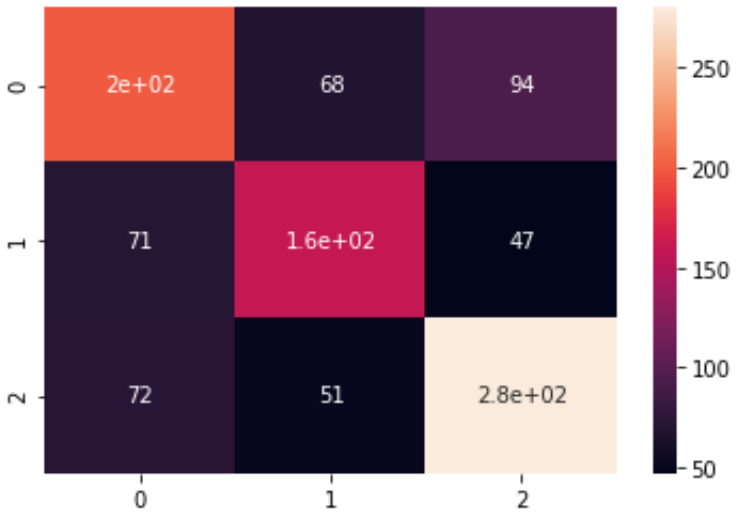
❖ Αξιοποίηση μόνο δεδομένων **εκφράσεων προσώπου**

➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 33):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.58	0.55	0.57
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.57	0.58	0.57
ΘΕΤΙΚΟ	0.67	0.69	0.68
Μ.Ο	0.61	0.61	0.61

Πίνακας 33:Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου XgBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **61,32%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 34 .



Πίνακας 34: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος XgBoost

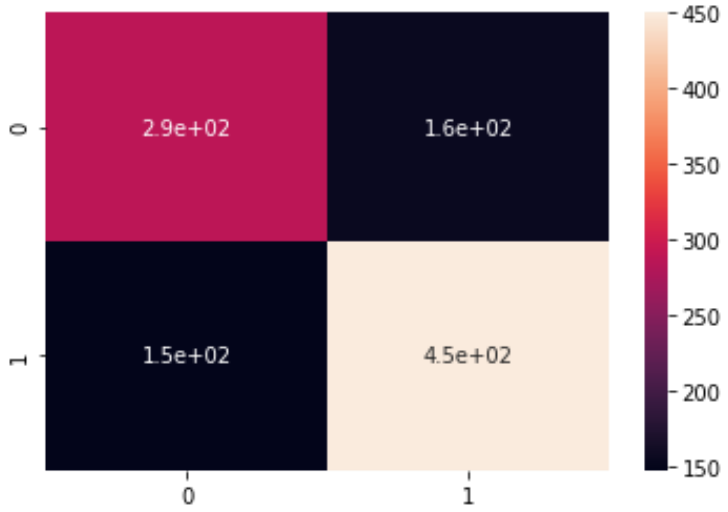
➢ Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 35):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.66	0.65	0.65
ΕΝΕΡΓΟ	0.74	0.75	0.75

Μ.Ο	0.70	0.70	0.70

Πίνακας 35:Αποτελέσματα έντασης συμπεριφορικού μοντέλου XgBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **70,83%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 36.



Πίνακας 36: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση XgBoost

KNN

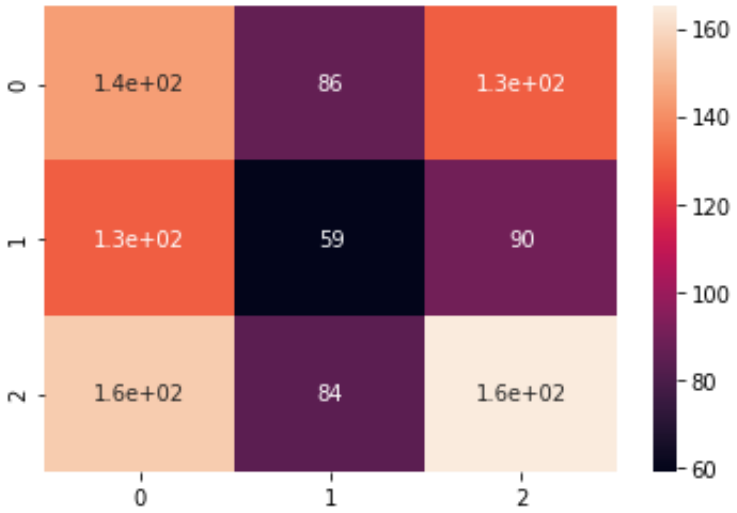
❖ Αξιοποίηση μόνο **ECG** δεδομένων

➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 37):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.34	0.40	0.37
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.26	0.21	0.23
ΘΕΤΙΚΟ	0.43	0.41	0.42
Μ.Ο	0.34	0.34	0.34

Πίνακας 37:Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου Knn

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **35,31%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 38, ενώ το overfitting ξεπερνούσε το 15% για όλα τα μοντέλα. Αυτό οφείλεται στον χαμηλό αριθμό δειγμάτων και την μικρή διακύμανση τιμών που αυτά είχαν.



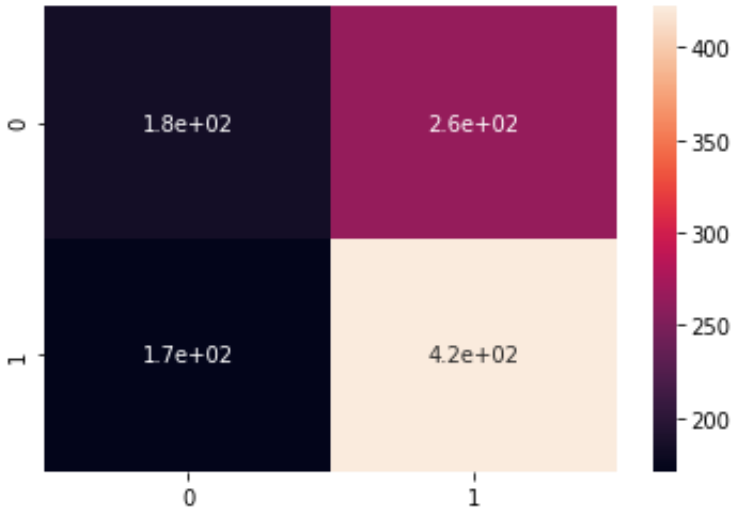
Πίνακας 38: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος KNN

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 39):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.52	0.41	0.46
ΕΝΕΡΓΟ	0.61	0.71	0.66
Μ.Ο	0. 57	0. 56	0.56

Πίνακας 39:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου Knn

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **58,15%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 40.



Πίνακας 40 Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση KNN

❖ Αξιοποίηση μόνο δεδομένων **εκφράσεων προσώπου**

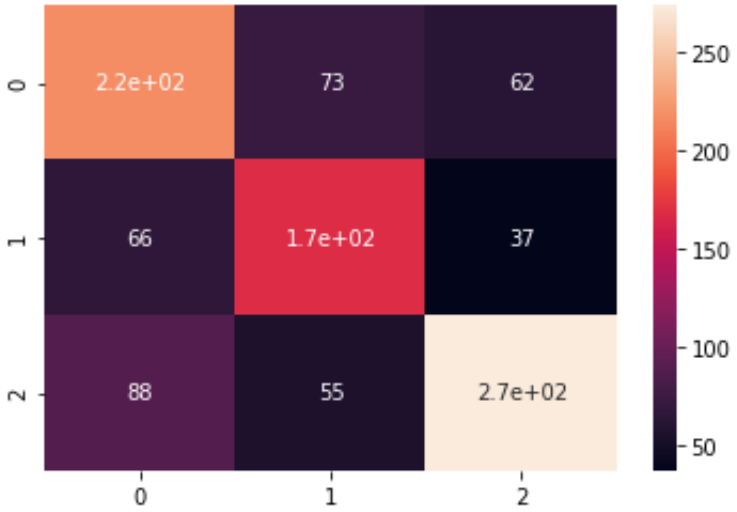
➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 41):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.59	0.62	0.60
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.57	0.62	0.59

ΘΕΤΙΚΟ	0.73	0.66	0.69
Μ.Ο	0.63	0.63	0.63

Πίνακας 41:Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου Knn

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **63,43%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 42.



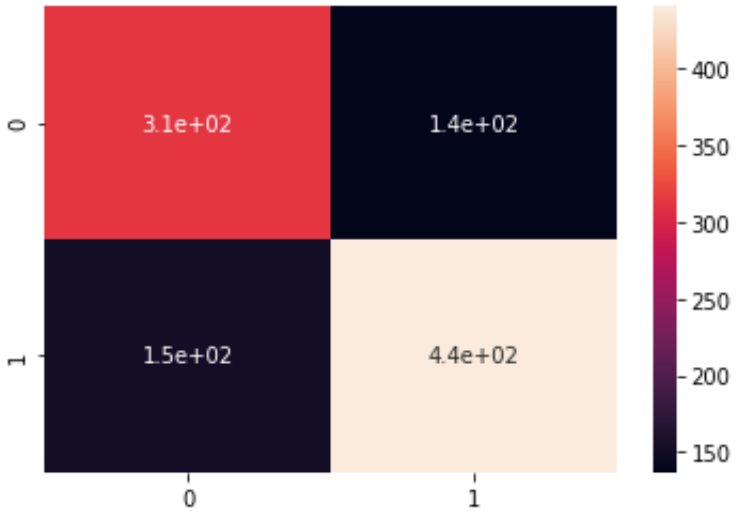
Πίνακας 42: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος KNN

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 43):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.67	0.70	0.68
ΕΝΕΡΓΟ	0.76	0.74	0.75
Μ.Ο	0.72	0.72	0.72

Πίνακας 43:Αποτελέσματα έντασης συμπεριφορικού μοντέλου Knn

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **72,26%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 44.



Πίνακας 44: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση KNN

Random Forest

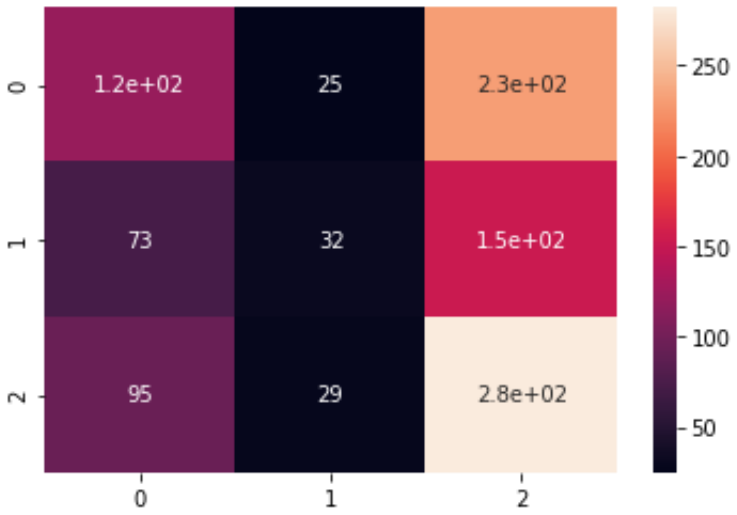
❖ Αξιοποίηση μόνο **ECG** δεδομένων

➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 45):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.42	0.32	0.37
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.37	0.12	0.19
ΘΕΤΙΚΟ	0.42	0.69	0.53
Μ.Ο	0.41	0.38	0.36

Πίνακας 45:Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου RF

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **41,84%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 46 .



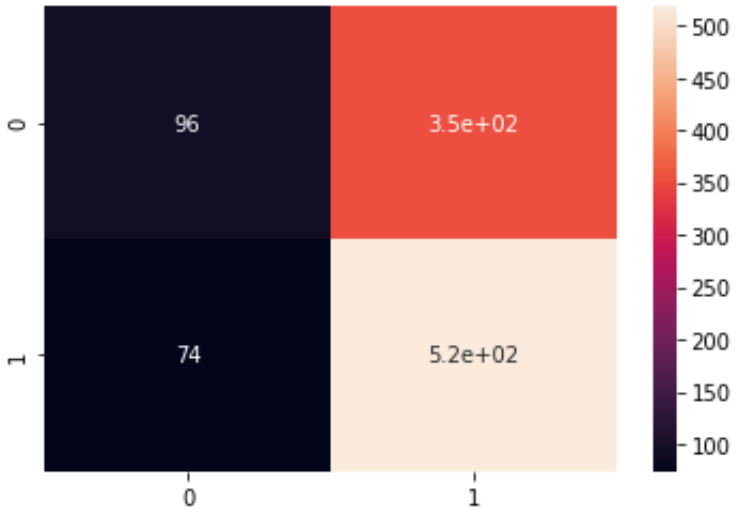
Πίνακας 46: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος RF

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 47):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.56	0.21	0.31
ΕΝΕΡΓΟ	0.59	0.88	0.71
Μ.Ο	0.58	0.54	0.51

Πίνακας 47:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου RF

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **58,92%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 48 .



Πίνακας 48: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση RF

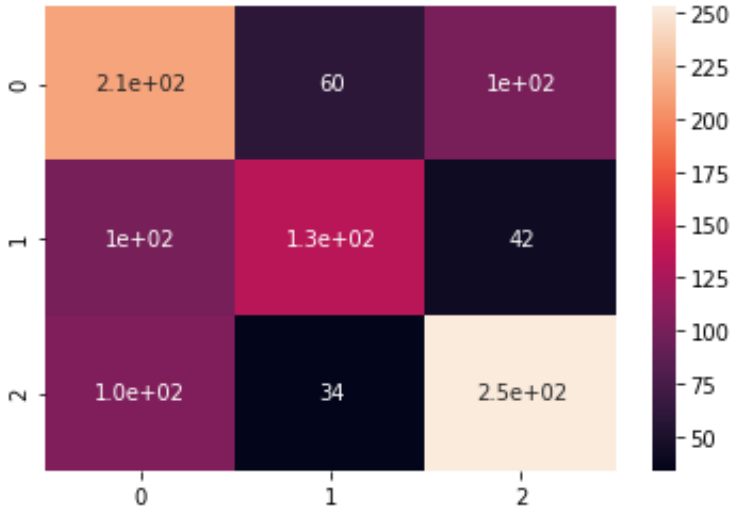
❖ Αξιοποίηση μόνο δεδομένων **εκφράσεων προσώπου**

➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 49):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.51	0.57	0.54
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.59	0.49	0.53
ΘΕΤΙΚΟ	0.64	0.65	0.64
Μ.Ο	0.58	0.57	0.57

Πίνακας 49:Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου RF

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **57,58%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 50.



Πίνακας 50: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος RF

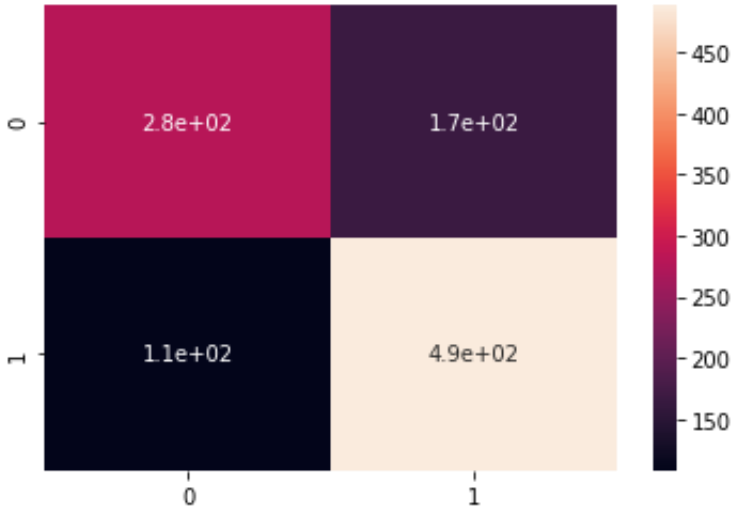
- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 51):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.72	0.63	0.67

ΕΝΕΡΓΟ	0.75	0.82	0.78
Μ.Ο	0.73	0.72	0.73

Πίνακας 51:Αποτελέσματα ένταση συμπεριφορικού μοντέλου RF

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **73,70%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 52.



Πίνακας 52: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση RF

AdaBoost

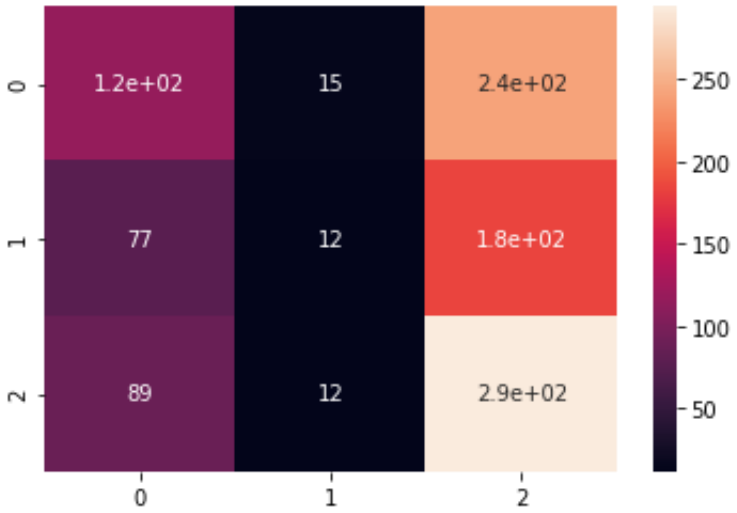
❖ Αξιοποίηση μόνο **ECG** δεδομένων

➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 53):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.41	0.31	0.36
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.31	0.04	0.08
ΘΕΤΙΚΟ	0.41	0.74	0.53
Μ.Ο	0.38	0.37	0.32

Πίνακας 53:Αποτελέσματα σθένους φυσιολογικού μοντέλου AdaBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **40,59%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 54 .



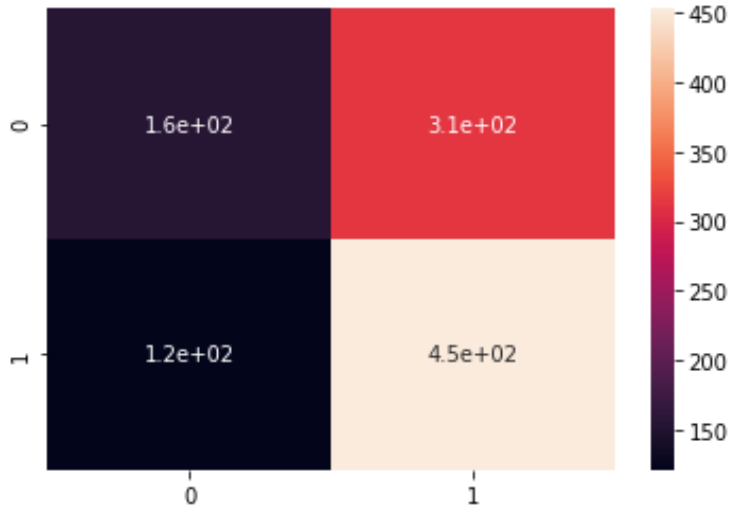
Πίνακας 54: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για σθένος AdaBoost

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 55):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.56	0.33	0.42
ΕΝΕΡΓΟ	0.59	0.79	0.68
Μ.Ο	0.58	0.56	0.55

Πίνακας 55:Αποτελέσματα έντασης φυσιολογικού μοντέλου AdaBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **58,34%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 56.



Πίνακας 56: Πίνακας σύγχυσης ECG μοντέλου για ένταση AdaBoost

❖ Αξιοποίηση μόνο δεδομένων **εκφράσεων προσώπου**

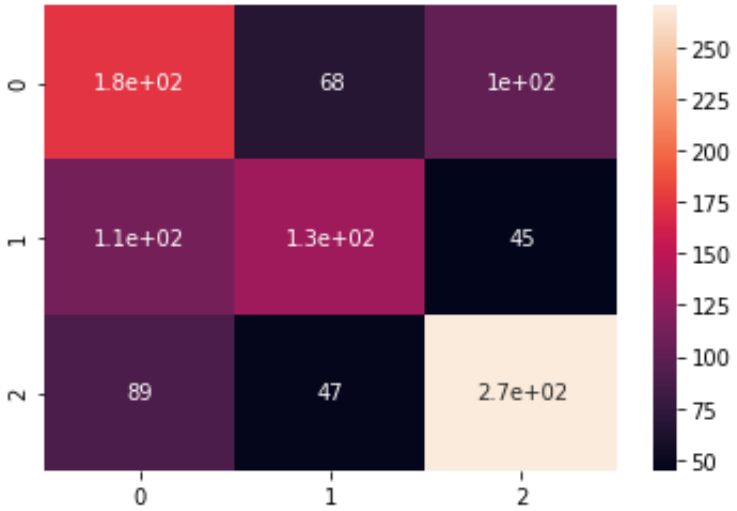
➢ Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 57):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.47	0.51	0.49
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.54	0.46	0.50
ΘΕΤΙΚΟ	0.65	0.67	0.66

Μ.Ο	0.55	0.54	0.55

Πίνακας 57: Αποτελέσματα σθένους συμπεριφορικού μοντέλου AdaBoost

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **55,56%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 58.



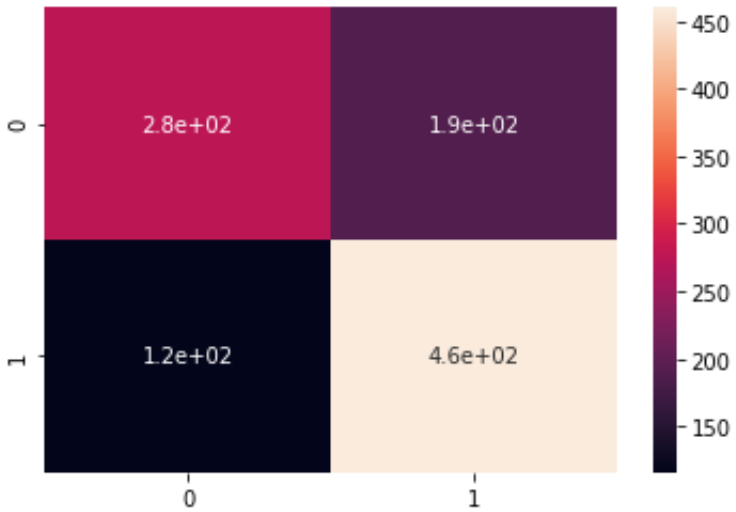
Πίνακας 58: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για σθένος AdaBoost

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 59):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.70	0.59	0.64
ΕΝΕΡΓΟ	0.71	0.80	0.75
Μ.Ο	0.71	0.70	0.70

Πίνακας 59:Αποτελέσματα έντασης συμπεριφορικού μοντέλου AdaBoost

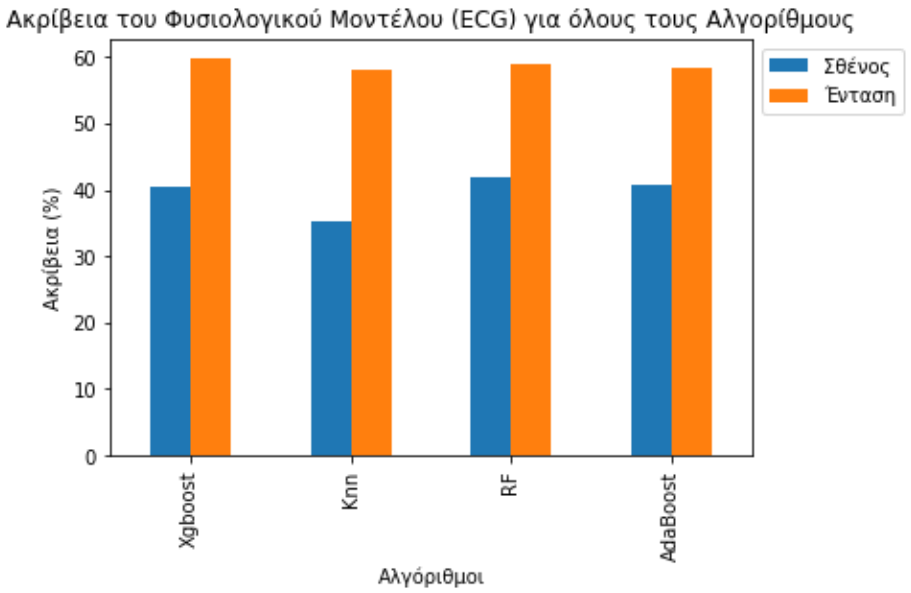
Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **70,73%** και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ο Πίνακας 60 .



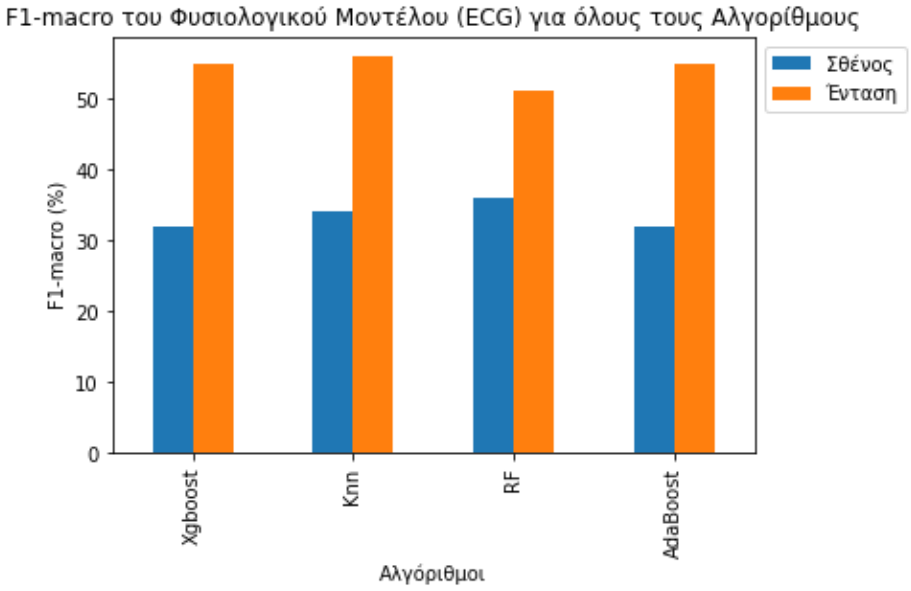
Πίνακας 60: Πίνακας σύγχυσης συμπεριφορικού μοντέλου για ένταση AdaBoost

Συγκεντρωτική απεικόνιση ανάλυσης συμπεριφορικού-φυσιολογικού μοντέλου

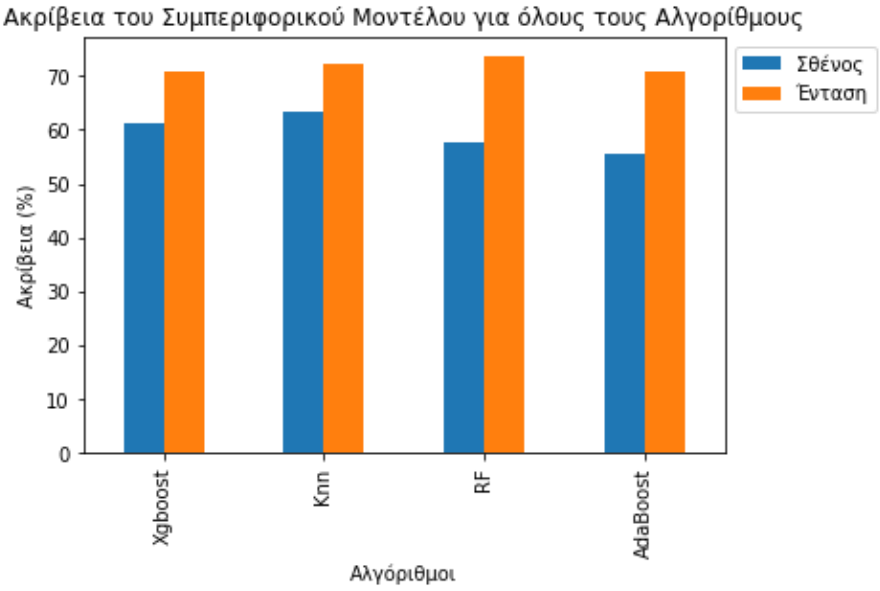
Στην συνέχεια εμφανίζουμε κάποιες συγκεντρωτικές γραφικές μπαρών, ως προς την ακρίβεια και το F1-score, τόσο του συμπεριφορικού, όσο και του φυσιολογικού μοντέλου.



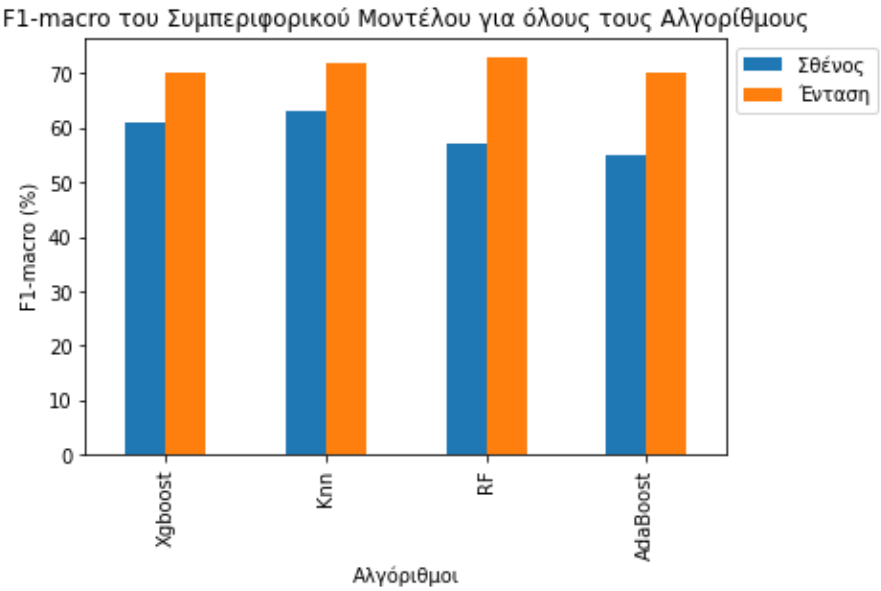
Εικόνα 39: Ακρίβεια φυσιολογικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους



Εικόνα 40: F1-macro φυσιολογικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους



Εικόνα 41: Ακρίβεια συμπεριφορικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους



Εικόνα 42: F1-macro συμπεριφορικού μοντέλου για όλους τους αλγόριθμους

3.3.3 Ανάλυση εξατομικευμένων μοντέλων

Στην συνέχεια παρατίθενται τα αποτελέσματα στην προσπάθεια μας να δημιουργήσουμε εξατομικευμένα μοντέλα, δηλαδή λαμβάνοντας υπόψιν κάθε φορά τα αποτελέσματα του κάθε συμμετέχοντα. Έτσι δημιουργήθηκαν 8 εξατομικευμένα μοντέλα. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν μόνο τον αλγόριθμο XgBoost, διότι ενώ δημιουργήσαμε τα εξατομικευμένα μοντέλα για κάθε αλγόριθμο, τελικά αυτό που θέλαμε να εξετάσουμε ήταν η σύγκριση των εξατομικευμένων μοντέλων σε σύγκριση με το γενικό, καθώς και η επίδραση του φύλου του κάθε συμμετέχοντα. Έτσι, εφόσον οι συγκρίσεις αυτές είχαν παρόμοια συμπεράσματα για όλους τους αλγορίθμους, παρακάτω εμφανίζουμε τα αποτελέσματα μόνο για τον XgBoost.

1ος συμμετέχοντας

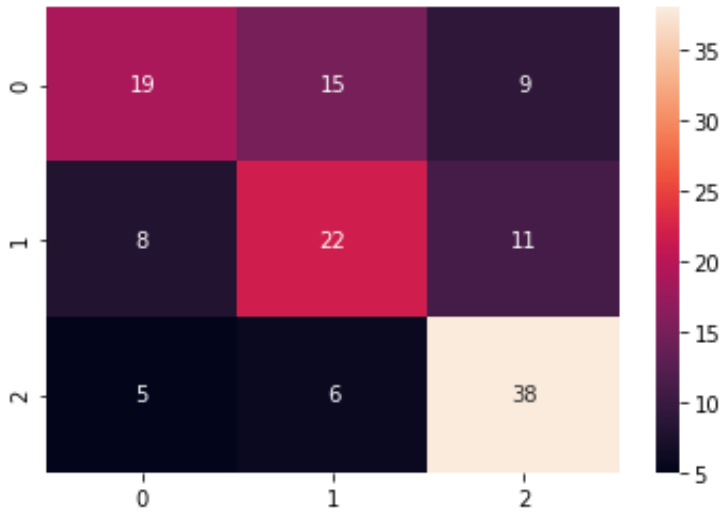
Ο πρώτος συμμετέχοντας ήταν ένας **άντρας 25 χρονών**. Η ανάλυση γίνεται και πάλι ως προς το σθένος και την ένταση.

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 61):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.59	0.44	0.51
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.51	0.54	0.52
ΘΕΤΙΚΟ	0.66	0.78	0.71
Μ.Ο	0.59	0.58	0.58

Πίνακας 61: Αποτελέσματα σθένους 1ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **59,40%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο φαίνεται στον Πίνακας 62.



Πίνακας 62: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 1ου συμμετέχοντα

Σημαντικό κρίνεται το να αναφέρουμε και τα ποσοστά της κάθε κλάσης σε ένα σύνολο 664 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα. Αυτά καταγράφονται στον Πίνακας 63.

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	212	206	246
Ποσοστό	31.92%	31.92%	37.04%

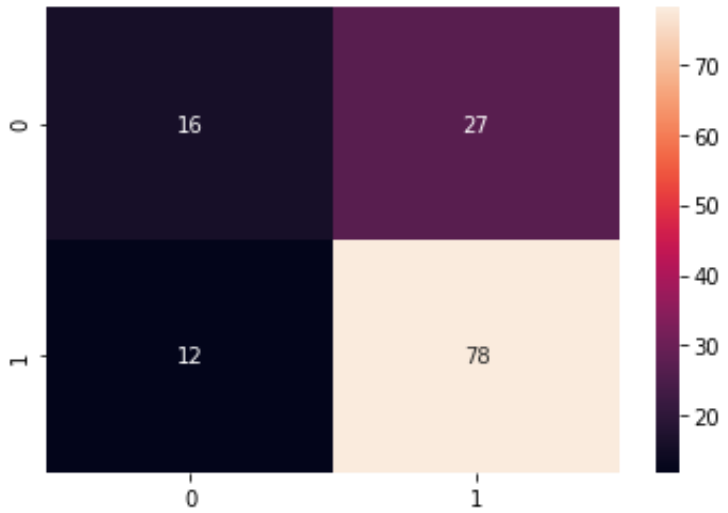
Πίνακας 63:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 1ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 64):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.57	0.37	0.45
ΕΝΕΡΓΟ	0.74	0.87	0.80
Μ.Ο	0.66	0.62	0.63

Πίνακας 64:Αποτελέσματα έντασης 1ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **70,68%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 65.



Πίνακας 65: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 1ου συμμετέχοντα

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης σε ένα σύνολο 664 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα. αποτυπώνονται στον Πίνακας 66.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	214	450
Ποσοστό	32.23%	67.77%

Πίνακας 66:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 1ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

2ος συμμετέχοντας

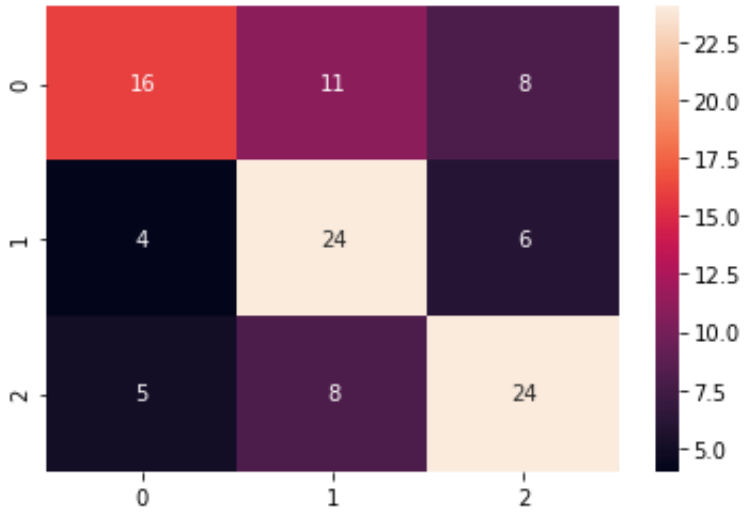
Ο δεύτερος συμμετέχοντας ήταν ένας **άντρας 24 χρονών**.

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 67):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.64	0.46	0.53
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.56	0.71	0.62
ΘΕΤΙΚΟ	0.63	0.65	0.64
Μ.Ο	0.61	0.60	0.60

Πίνακας 67:Αποτελέσματα σθένους 2ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **60,38%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 68.



Πίνακας 68: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 2ου συμμετέχοντα

Στο σύνολο των 526 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 69:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	173	170	183
Ποσοστό	32.88%	33.31%	34.79%

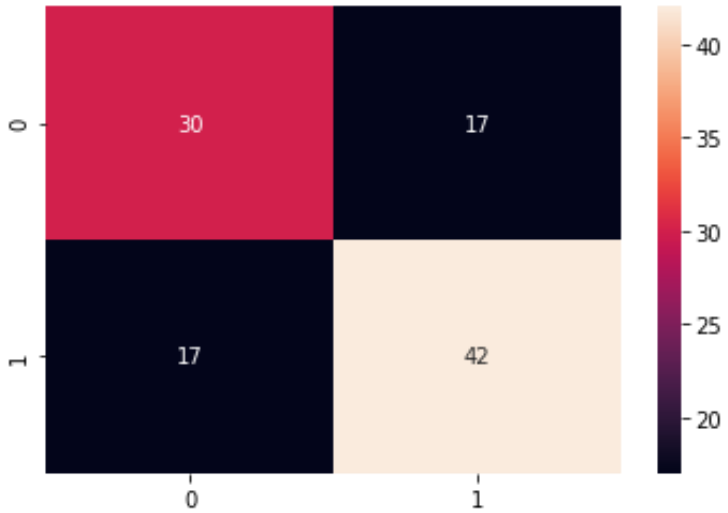
Πίνακας 69:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 2ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 70):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.64	0.64	0.64
ΕΝΕΡΓΟ	0.71	0.71	0.71
Μ.Ο	0.68	0.68	0.68

Πίνακας 70:Αποτελέσματα έντασης 2ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **67,92%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 71.



Πίνακας 71: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 2ου συμμετέχοντα

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης σε ένα σύνολο 526 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα. αποτυπώνονται στον Πίνακας 72.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	235	291
Ποσοστό	44.67%	55.32%

Πίνακας 72::Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 2ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

3ος συμμετέχοντας

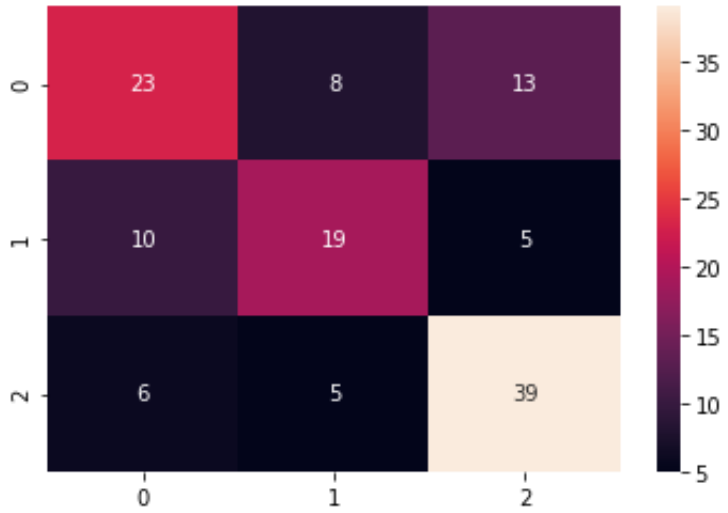
Ο τρίτος συμμετέχοντας ήταν ένας **άντρας 24 χρονών**.

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 73):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.59	0.52	0.55
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.59	0.56	0.58
ΘΕΤΙΚΟ	0.68	0.78	0.73
Μ.Ο	0.62	0.62	0.62

Πίνακας 73:Αποτελέσματα σθένους 3ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **63,28%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 74.



Πίνακας 74: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 3ου συμμετέχοντα

Στο σύνολο των 636 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 75:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	217	172	247
Ποσοστό	34.11%	27.04%	38.83%

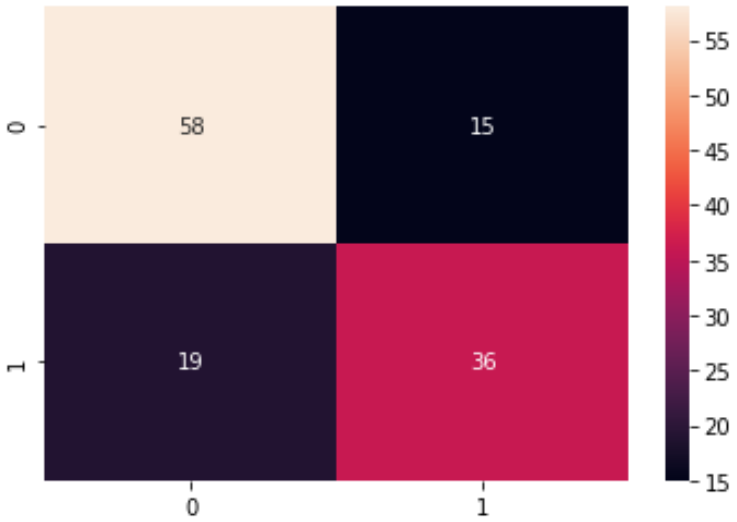
Πίνακας 75:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 3ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής Πίνακας 76):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.75	0.79	0.77
ΕΝΕΡΓΟ	0.71	0.65	0.68
Μ.Ο	0.73	0.72	0.73

Πίνακας 76:Αποτελέσματα έντασης 3ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **73,44%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 77.



Πίνακας 77: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 3ου συμμετέχοντα

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των 526 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στον Πίνακας 78.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	361	275
Ποσοστό	56.77%	43.23%

Πίνακας 78::Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 3ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

4ος συμμετέχοντας

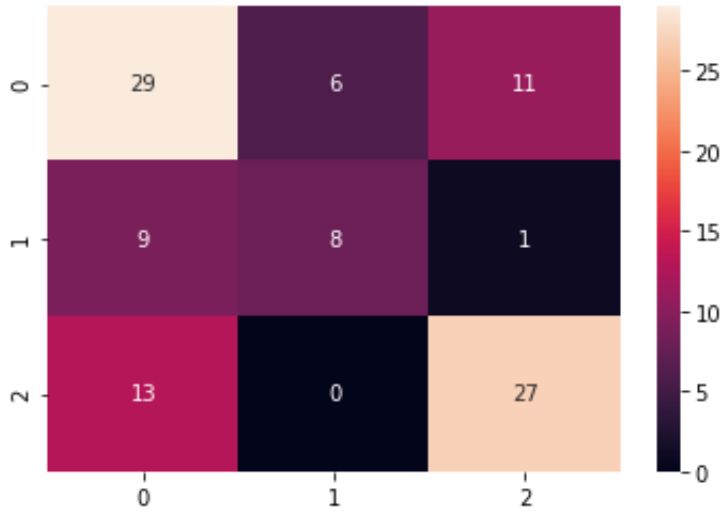
Η τέταρτη συμμετέχουσα ήταν μια **γυναίκα 21 ετών**.

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 79):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.57	0.63	0.60
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.57	0.44	0.50
ΘΕΤΙΚΟ	0.69	0.68	0.68
Μ.Ο	0.61	0.58	0.59

Πίνακας 79:Αποτελέσματα σθένους 3ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **61,54%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 80.



Πίνακας 80: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 4ου συμμετέχοντα

Στο σύνολο των 518 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 81:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	232	88	198
Ποσοστό	44.78%	16.98%	38.22%

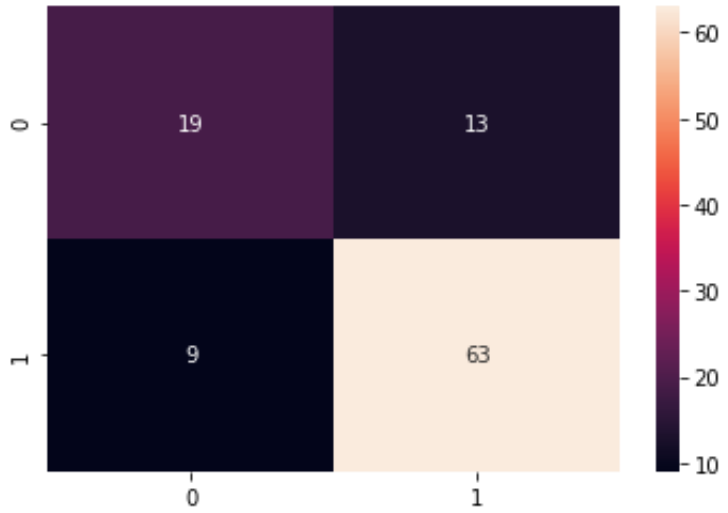
Πίνακας 81:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 4ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 82):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.68	0.59	0.63
ΕΝΕΡΓΟ	0.83	0.88	0.85
Μ.Ο	0.75	0.73	0.74

Πίνακας 82:Αποτελέσματα έντασης 4ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **78,85%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 83.



Πίνακας 83: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 4ου συμμετέχοντα

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των 518 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στον Πίνακας 84.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	233	359
Ποσοστό	30.70%	69.30%

Πίνακας 84:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 4ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

5ος συμμετέχοντας

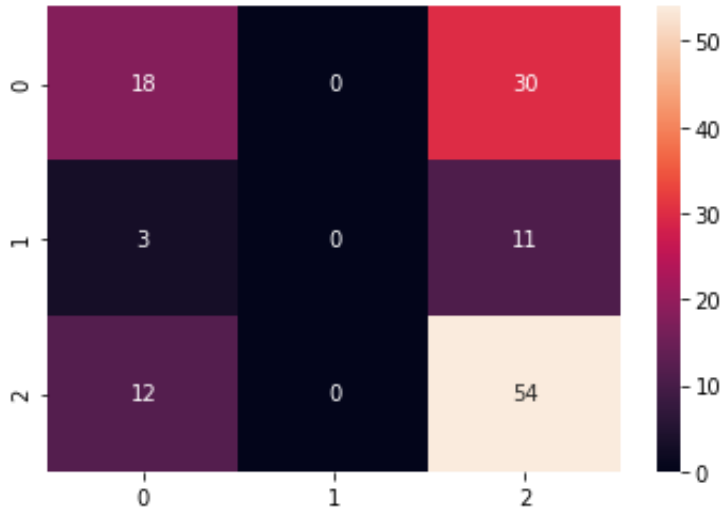
Ο πέμπτος συμμετέχοντας ήταν ένας **άντρας 24 χρονών**.

Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 85) :

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.55	0.38	0.44
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.00	0.00	0.00
ΘΕΤΙΚΟ	0.57	0.82	0.67
Μ.Ο	0.37	0.40	0.37

Πίνακας 85:Αποτελέσματα σθένους 5ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **56,25%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 86.



Πίνακας 86: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 5ου συμμετέχοντα

Στο σύνολο των 637 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 87:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	241	70	326
Ποσοστό	37.83%	10.98%	51.17%

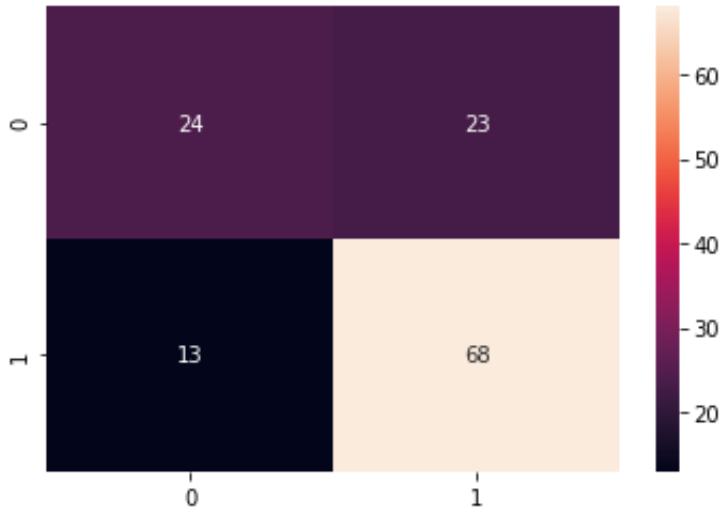
Πίνακας 87:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 5ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 88):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.65	0.51	0.57
ΕΝΕΡΓΟ	0.75	0.84	0.79
Μ.Ο	0.70	0.68	0.68

Πίνακας 88:Αποτελέσματα έντασης 5ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **71,88%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 89.



Πίνακας 89: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 5ου συμμετέχοντα

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των 637 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στο Πίνακας 90Πίνακας 89 .

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	233	404
Ποσοστό	36.58%	63.42%

Πίνακας 90::Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 5ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

6ος συμμετέχοντας

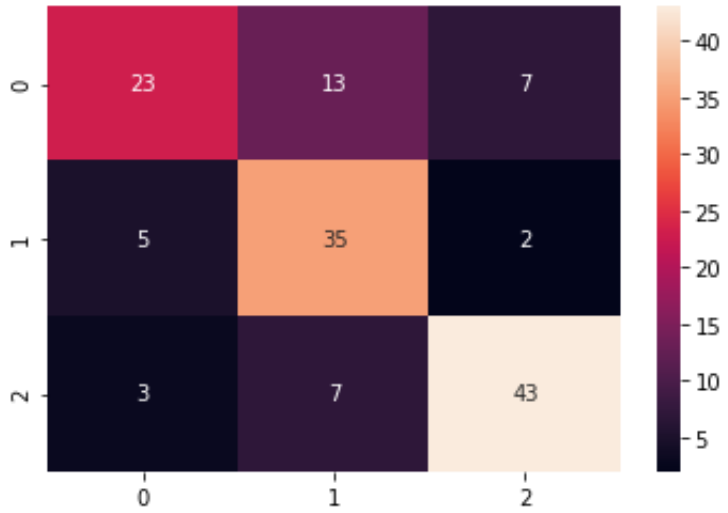
Η έκτη συμμετέχουσα ήταν μια **γυναίκα 24 ετών**.

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 91) :

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.74	0.53	0.2
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.64	0.83	0.72
ΘΕΤΙΚΟ	0.83	0.81	0.82
Μ.Ο	0.74	0.73	0.72

Πίνακας 91:Αποτελέσματα σθένους 6ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **73,19%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 92Πίνακας 91.



Πίνακας 92: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 6ου συμμετέχοντα

Στο σύνολο των 689 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 93:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	215	209	265
Ποσοστό	31.20%	30.33%	38.46%

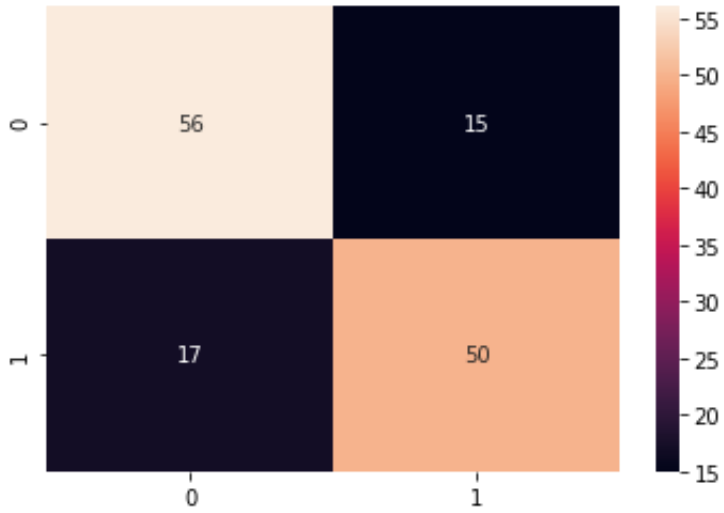
Πίνακας 93:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 6ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 94):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.77	0.79	0.78
ΕΝΕΡΓΟ	0.81	0.75	0.76
Μ.Ο	0.77	0.77	0.77

Πίνακας 94:Αποτελέσματα έντασης 8ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **76.81%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 95.



Πίνακας 95: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 6ου συμμετέχοντα

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των 689 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στον Πίνακας 96.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	355	334
Ποσοστό	51.52%	48.47%

Πίνακας 96:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 6ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

7ος συμμετέχοντας

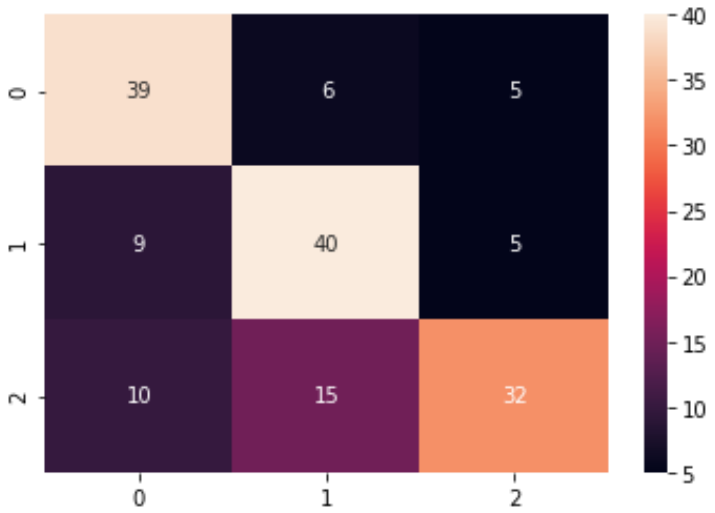
Η έβδομη συμμετέχουσα ήταν μια **γυναίκα 23 ετών**.

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 97):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.67	0.78	0.72
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.66	0.74	0.70
ΘΕΤΙΚΟ	0.76	0.56	0.65
Μ.Ο	0.70	0.69	0.69

Πίνακας 97:Αποτελέσματα σθένους 7ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **68,94%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 95.



Πίνακας 98: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 7ου συμμετέχοντα

Στο σύνολο των 804 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 99:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	251	269	284
Ποσοστό	31.21%	33.45%	35.32%

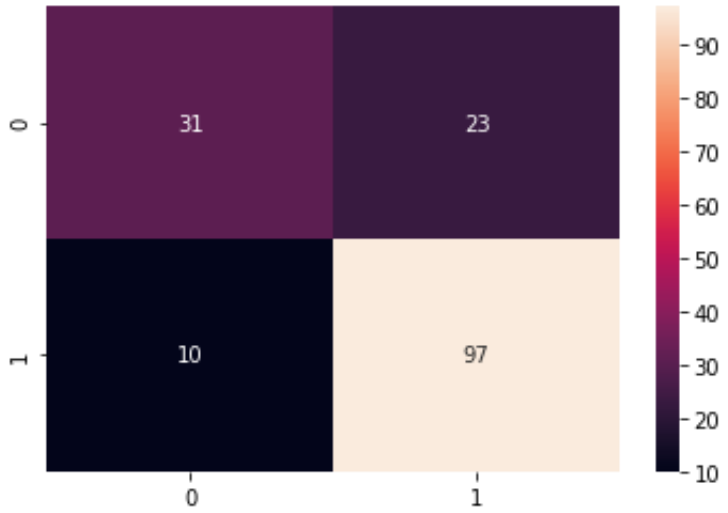
Πίνακας 99:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 7ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 100):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.76	0.57	0.65
ΕΝΕΡΓΟ	0.81	0.91	0.85
Μ.Ο	0.78	0.74	0.75

Πίνακας 100:Αποτελέσματα έντασης 8ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **79.50 %** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 101.



Πίνακας 101: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 7ου συμμετέχοντα

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των 689 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στον Πίνακας 102.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	269	535
Ποσοστό	33.46%	66.54%

Πίνακας 102:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 7ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

8ος συμμετέχοντας

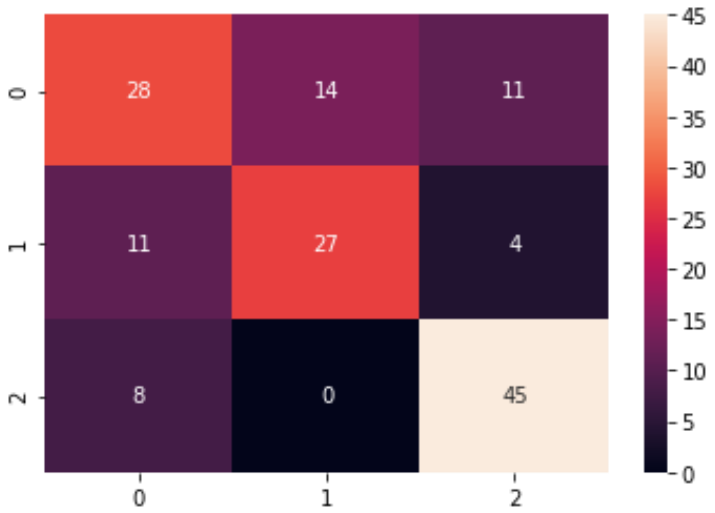
Η όγδοη συμμετέχουσα ήταν μια **γυναίκα 24 ετών**.

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 103):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.60	0.53	0.56
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.66	0.64	0.65
ΘΕΤΙΚΟ	0.75	0.85	0.80
Μ.Ο	0.67	0.67	0.67

Πίνακας 103:Αποτελέσματα σθένους 8ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **67,57%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 104.



Πίνακας 104: Πίνακας σύγχυσης για το σθένος 8ου συμμετέχοντα

Στο σύνολο των 736 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 105 :

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	264	208	264
Ποσοστό	35.86%	28.26%	35.86%

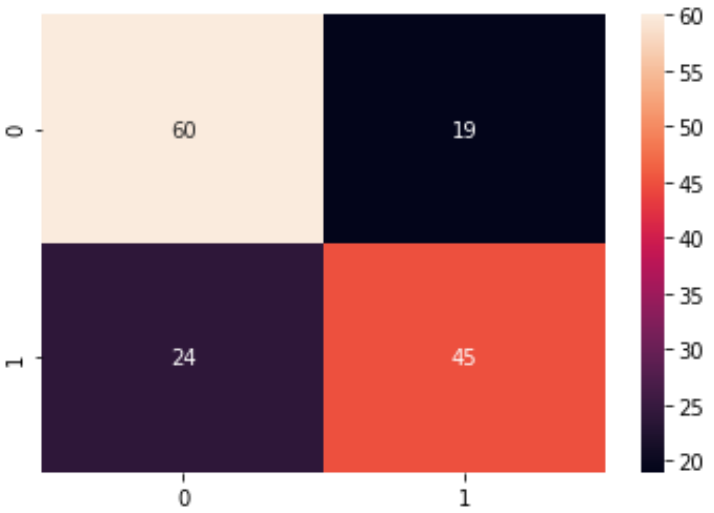
Πίνακας 105:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους του 8ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 106) :

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.71	0.76	0.74
ΕΝΕΡΓΟ	0.70	0.65	0.68
Μ.Ο	0.71	0.71	0.71

Πίνακας 106:Αποτελέσματα έντασης 8ου συμμετέχοντα

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **70.95%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 107.



Πίνακας 107: Πίνακας σύγχυσης για την ένταση 8ου συμμετέχοντα

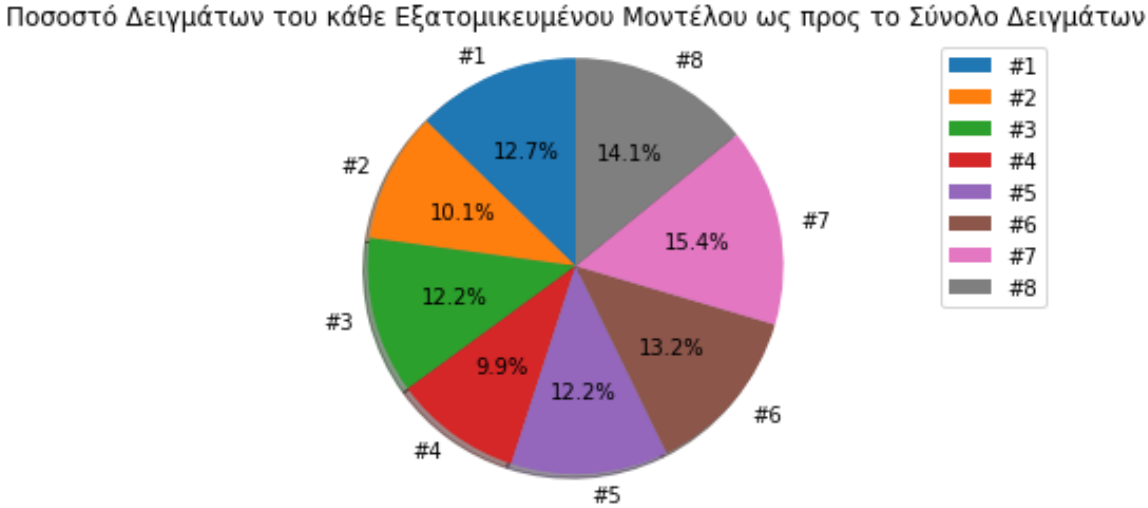
Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των 736 δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στον Πίνακας 108.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	392	344
Ποσοστό	53.26%	46.74%

Πίνακας 108:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης του 8ου συμμετέχοντα και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

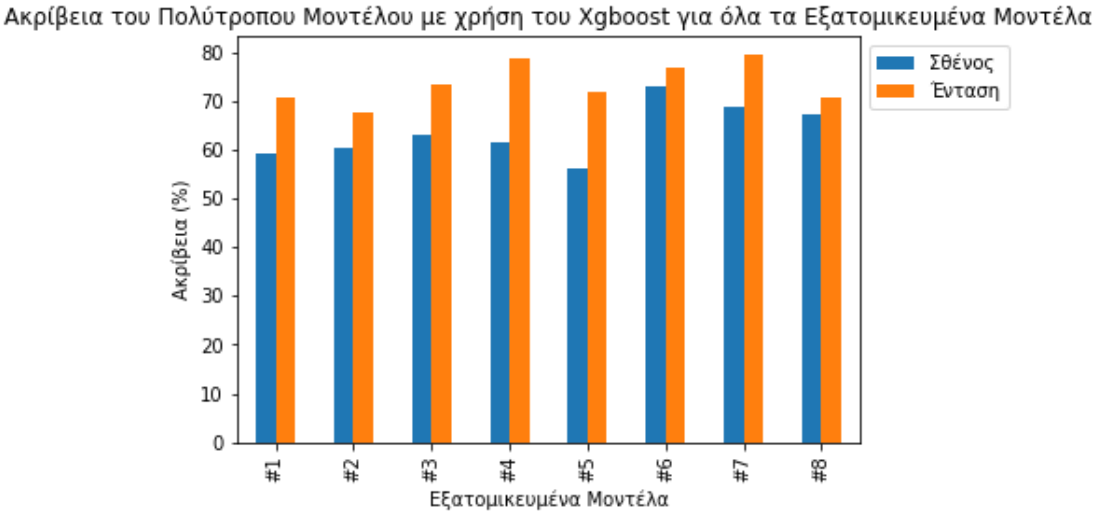
Συγκεντρωτική απεικόνιση ανάλυσης ανά συμμετέχοντα

Τα ποσοστά των δειγμάτων για τον καθένα συμμετέχοντα, καθώς και οι γραφικές μπαρών ακρίβειας, F1-score για όλα τα πειράματα διαγράφονται στην Εικόνα 43 :

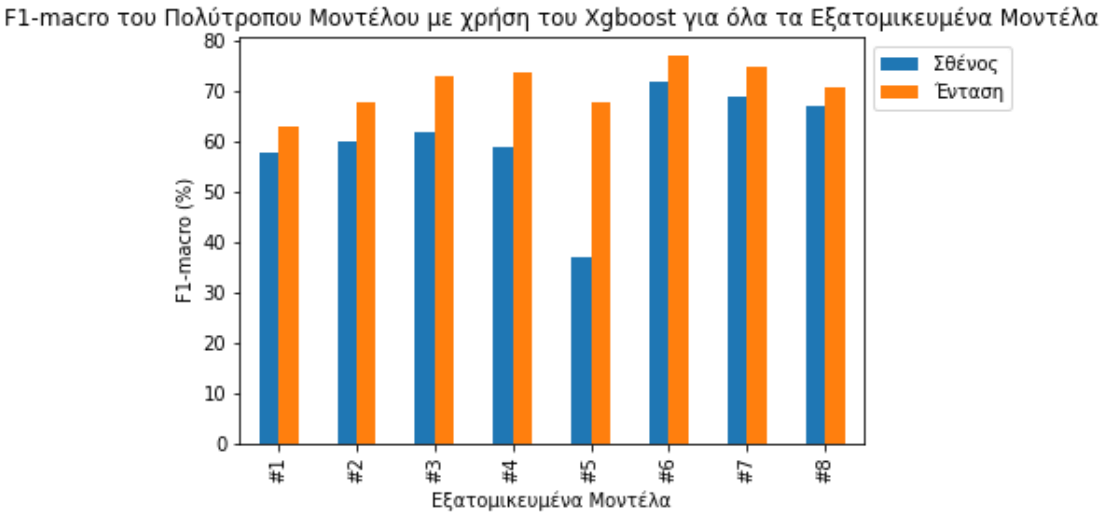


Εικόνα 43: Ποσοστό δειγμάτων κάθε εξειδικευμένου μοντέλου προς το σύνολο των δειγμάτων

Επιπλέον στην Εικόνα 44 και στην Εικόνα 45 φαίνονται αντίστοιχα η ακρίβεια και το f1-macro του πολύτροπου μοντέλου για όλα τα εξατομικευμένα μοντέλα.



Εικόνα 44: Ακρίβεια γενικού μοντέλου για όλα τα εξατομικευμένα μοντέλα



Εικόνα 45: F1-macro γενικού μοντέλου για όλα τα εξατομικευμένα μοντέλα

3.3.4 Ανάλυση γενικών μοντέλων ανδρών-γυναικών

Στην συνέχεια, καταγράφονται τα αποτελέσματα αρχικά μόνο των δεδομένων που συλλέχθηκαν από τους άνδρες και έπειτα των δεδομένων που συλλέχθηκαν από τις γυναίκες. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν και πάλι τον αλγόριθμο **XgBoost**.

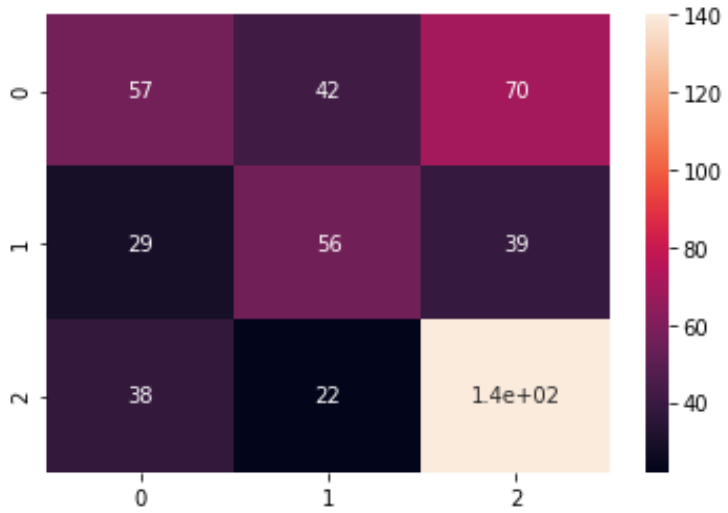
ΑΝΔΡΕΣ

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 109):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.46	0.34	0.39
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.47	0.45	0.46
ΘΕΤΙΚΟ	0.56	0.70	0.62
Μ.Ο	0.50	0.50	0.49

Πίνακας 109: Αποτελέσματα σθένους για τα δεδομένα των Ανδρών

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **51,32%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 110.



Πίνακας 110: Πίνακας σύγχυσης σθένους για τα δεδομένα των Ανδρών

Στο σύνολο των **2463** δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 111:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	843	618	1002
Ποσοστό	34.22%	25.09%	40.68%

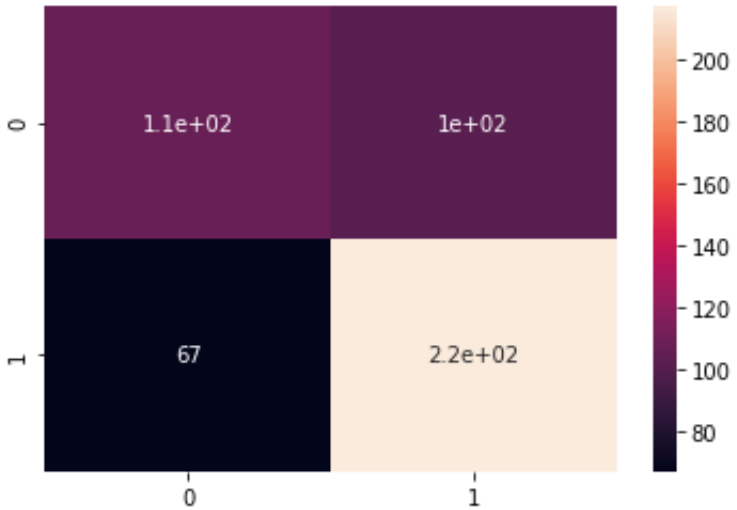
Πίνακας 111:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους των ανδρών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 112):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.61	0.51	0.56
ΕΝΕΡΓΟ	0.68	0.76	0.72
Μ.Ο	0.65	0.64	0.64

Πίνακας 112: Αποτελέσματα έντασης για τα δεδομένα των Ανδρών

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **65.72%**. Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 113.



Πίνακας 113: Πίνακας σύγχυσης έντασης για τα δεδομένα των Ανδρών

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των **2463** δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στον Πίνακας 114.

	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	ΕΝΕΡΓΟ
Πλήθος	1043	1420
Ποσοστό	42.35%	57.65%

Πίνακας 114:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης των ανδρών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

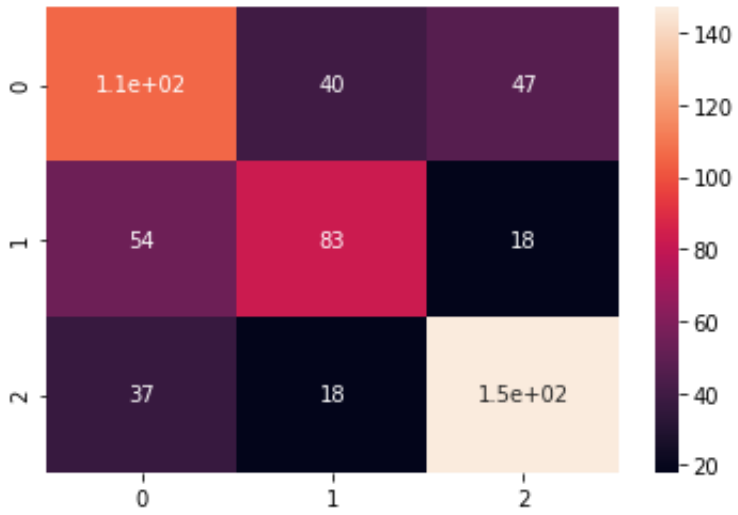
ΓΥΝΑΙΚΕΣ

- Ως προς το ***σθένος*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 115):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΑΡΝΗΤΙΚΟ	0.54	0.55	0.54
ΟΥΔΕΤΕΡΟ	0.59	0.54	0.56
ΘΕΤΙΚΟ	0.69	0.73	0.71
Μ.Ο	0.61	0.60	0.60

Πίνακας 115: Αποτελέσματα σθένους για τα δεδομένα των Γυναικών.

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **61,09%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 116.



Πίνακας 116: Πίνακας σύγχυσης σθένους για τα δεδομένα των Γυναικών

Στο σύνολο των **2747** δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα τα ποσοστά της κάθε κλάσης φαίνονται στον Πίνακας 117:

	ΑΡΝΗΤΙΚΟ	ΟΥΔΕΤΕΡΟ	ΘΕΤΙΚΟ
Πλήθος	962	774	1011
Ποσοστό	35.02%	28.17%	36.80%

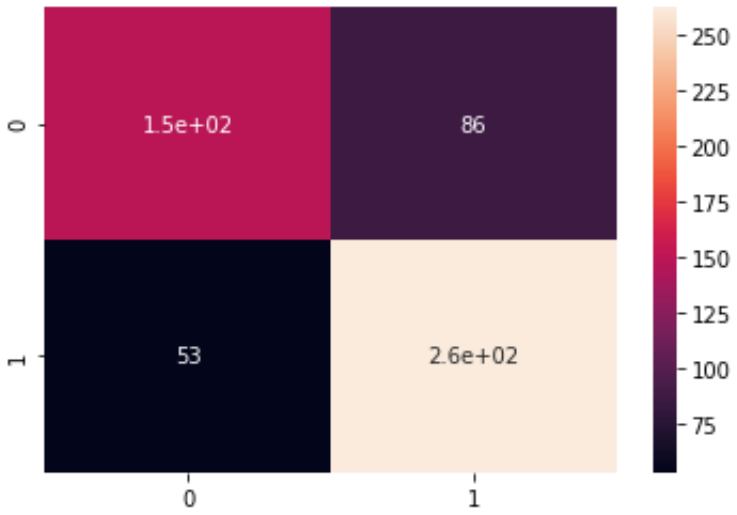
Πίνακας 117:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση του σθένους των γυναικών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

- Ως προς την ***ένταση*** τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (Πίνακας 118):

ΚΛΑΣΗ	PRECISION	RECALL	F1 SCORE
ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	0.74	0.63	0.68
ΕΝΕΡΓΟ	0.75	0.83	0.79
Μ.Ο	0.75	0.73	0.74

Πίνακας 118: Αποτελέσματα έντασης για τα δεδομένα των Γυναικών.

Η συνολική **ακρίβεια** ήταν **74.73%** . Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το συγκεκριμένο μοντέλο απεικονίζεται στον Πίνακας 119.



Πίνακας 119: Πίνακας σύγχυσης έντασης για τα δεδομένα των Γυναικών

Τα ποσοστά της κάθε κλάσης στο σύνολο των **2747** δειγμάτων για τον συγκεκριμένο συμμετέχοντα αποτυπώνονται στον παρακάτω Πίνακας 120.

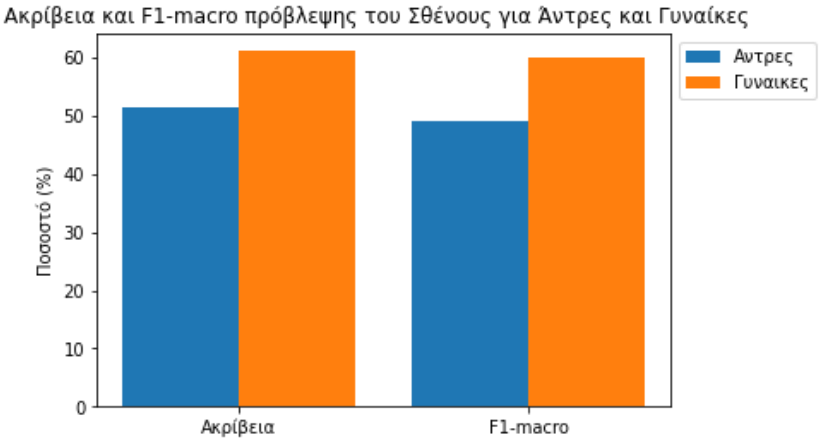
	ΟΧΙ ΕΝΕΡΓΟ	**ΕΝΕΡΓΟ**
Πλήθος	1175	1572
Ποσοστό	42.78%	57.22%

Πίνακας 120:Πλήθος δεδομένων για την κάθε κλάση της έντασης των γυναικών και αντίστοιχα ποσοστά προς το σύνολο των δεδομένων

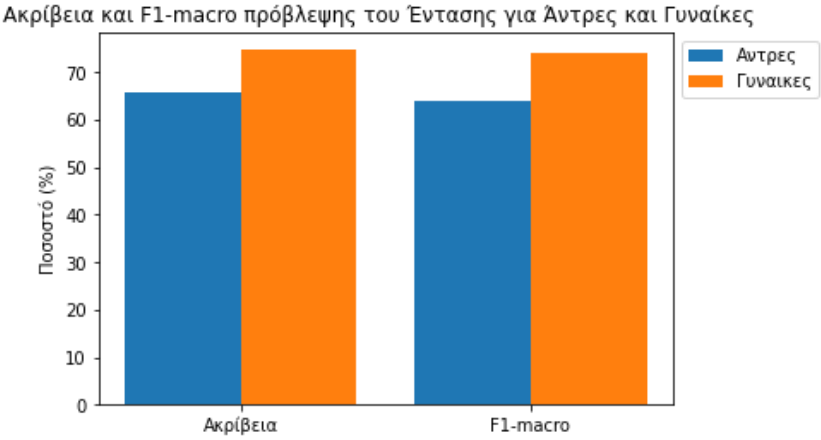
Συγκεντρωτική απεικόνιση ανάλυσης γενικών μοντέλων ανδρών-γυναικών

Παρακάτω απεικονίζονται τα ποσοστά των δειγμάτων για τους άνδρες και τις γυναίκες (Εικόνα 46), καθώς και οι γραφικές αναπαραστάσεις μπαρών για το σθένος (Εικόνα 47) και την ένταση (Εικόνα 48), με χρήση των μετρικών της ακρίβειας και του f1-score.

Εικόνα 46: Ποσοστό δειγμάτων κάθε εξατομικευμένου μοντέλου ως προς το σύνολο δειγμάτων



Εικόνα 47: Ακρίβεια και F1-macro πρόβλεψης σθένους για άντρες και γυναίκες



Εικόνα 48: Ακρίβεια και F1-macro πρόβλεψης έντασης για άντρες και γυναίκες

Κεφάλαιο 4: Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

4.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο καταγράφονται τα συμπεράσματα από τα παραπάνω αποτελέσματα, καθώς και τα μελλοντικά βήματα για πιθανή βελτίωση των αποτελεσμάτων. Όσον αφορά τα συμπεράσματα, η ανάλυση γίνεται κατά αντιστοιχία με τις αναλύσεις του τρίτου κεφαλαίου. Αρχικά δηλαδή καταγράφονται τα συμπεράσματα για το γενικό μοντέλο. Στη συνέχεια εξετάζεται η επίδραση μόνο των φυσιολογικών είτε μόνο των συμπεριφορικών δεδομένων. Τρίτον, διακρίνονται τα καλύτερα και τα χειρότερα ατομικά μοντέλα και τέλος καταγράφεται η διαφορά στα αποτελέσματα όσον αφορά τα δεδομένα που συλλέχθηκαν μόνο από άνδρες και αυτά που συλλέχθηκαν μόνο από γυναίκες.

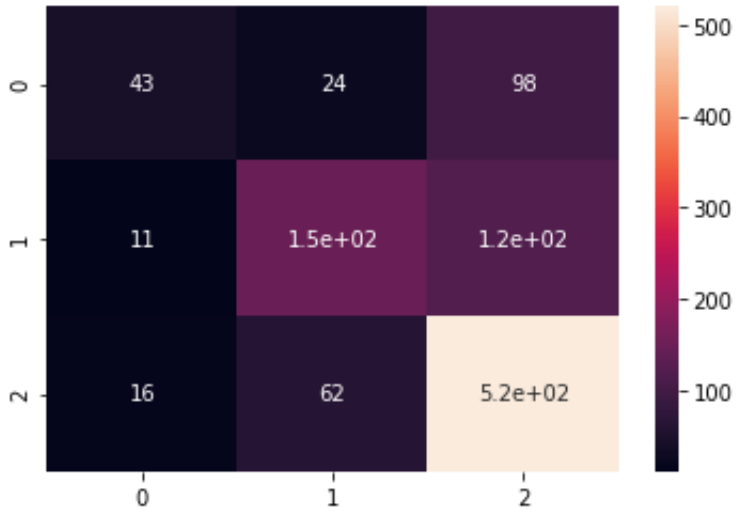
4.2 Συμπεράσματα

4.2.1 Γενικό μοντέλο

Για το γενικό μοντέλο, όπως διαπιστώθηκε ο καλύτερος αλγόριθμος ως προς τις μετρικές απόδοσης σε συνδυασμό με το μικρό overfitting ήταν ο XgBoost, χωρίς ωστόσο οι υπόλοιποι αλγόριθμοι να έχουν πολύ μικρότερα αποτελέσματα.

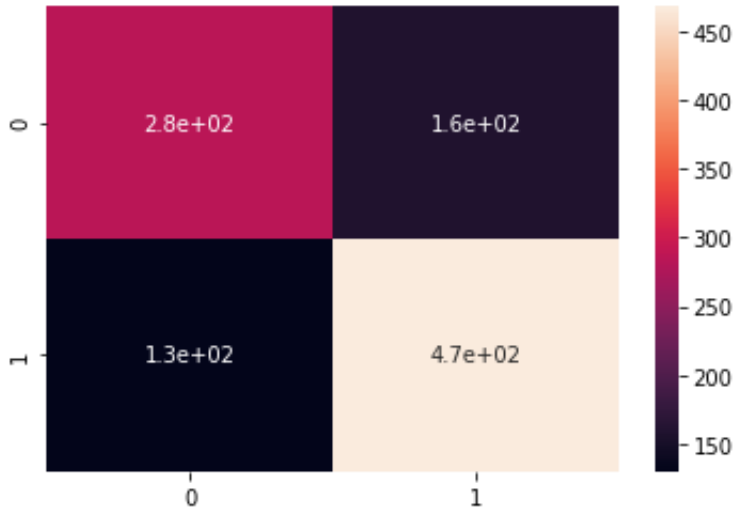
Ανεξάρτητα από τον αλγόριθμο που χρησιμοποιούταν κάθε φορά, παρατηρήθηκε η ακρίβεια των μοντέλων ως προς την ένταση των συναισθημάτων να είναι πάντα μεγαλύτερη από εκείνη του σθένους των συναισθημάτων. Αυτό πιθανών να προκύπτει από την χρήση χαρακτηριστικών του ECG, δηλαδή του HR και του RR, που όπως φάνηκε στην θεωρία επηρεάζονται από την ένταση των συναισθημάτων. Ίσως δηλαδή αυτά τα χαρακτηριστικά να μην είναι τόσο πολύ στατιστικά σημαντικά όσον αφορά το σθένος, αλλά να είναι σημαντικά για την ένταση των συναισθημάτων.

Επιπλέον, αναφορικά με τα αποτελέσματα για την ένταση παρατηρήθηκε ότι αρχικά στην κλάση των παθητικών συναισθημάτων, δηλαδή των όχι και τόσο έντονων, υπήρχαν λιγότερα δεδομένα από τις άλλες κλάσεις και έτσι δεν υπήρχε τόσο καλή ταξινόμηση της συγκεκριμένης κλάσης. Αυτό επιπλέον έριχνε και την συνολική απόδοση του μοντέλου. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί ο Πίνακας 121, όπου φαίνεται για την κλάση 0, δηλαδή την κλάση των παθητικών συναισθημάτων, ότι ο XgBoost έχει κάνει πολύ λιγότερες σωστές προβλέψεις από ότι για τις υπόλοιπες. Βλέπουμε δηλαδή ότι για την κλάση των παθητικών έχει κάνει 43 σωστές προβλέψεις, που είναι πολύ λιγότερες από τις 150 σωστές προβλέψεις για την κλάση των ουδέτερων και τις 520 σωστές προβλέψεις για την κλάση των έντονων συναισθημάτων.



Πίνακας 121: Πίνακας σύγχυσης 3 κλάσεων έντασης για το γενικό μοντέλο με XgBoost

Για να διορθωθεί αυτή η μεγάλη ανισορροπία όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ενώθηκαν οι κλάσεις των παθητικών και των ουδέτερων συναισθημάτων, δημιουργώντας την κλάση των μη- ενεργών συναισθημάτων. Ο αντίστοιχος νέος πίνακας σύγχυσης είναι ο Πίνακας 122, όπου φαίνεται ότι υπάρχουν 290 λάθος προβλέψεις έναντι 331 λανθασμένων προηγουμένως και ακόμα 750 σωστές προβλέψεις έναντι 713 προηγουμένως. Παρατηρείται δηλαδή ότι με αυτήν την αλλαγή βελτιώθηκε η απόδοση των αποτελεσμάτων. Επιπλέον όσον αφορά την ακρίβεια τα νέα αυτά αποτελέσματα ήταν πιο ορθά, καθώς όπως αποτυπώθηκε στην θεωρία, η ακρίβεια δεν είναι αντιπροσωπευτική μετρική για ένα μη ισορροπημένο σύνολο δεδομένων.



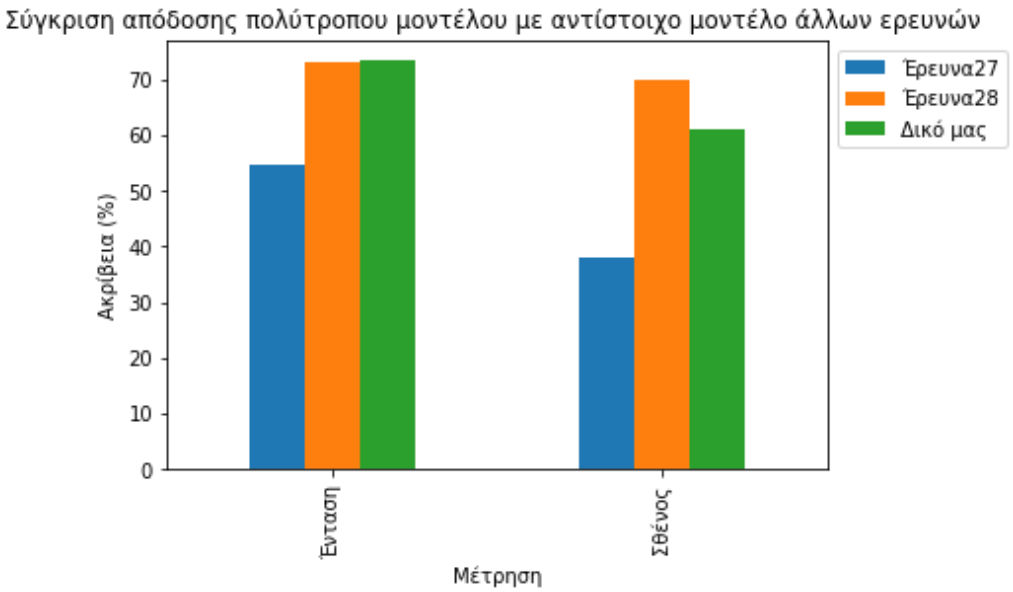
Πίνακας 122: Πίνακας σύγχυσης 2 κλάσεων έντασης για το γενικό μοντέλο με XgBoost

Μπορεί με αυτήν την αλλαγή να διορθώθηκε η μεγάλη ανισορροπία μεταξύ των κλάσεων, ωστόσο μια μικρότερου μεγέθους ανισορροπία υπάρχει ακόμα στα δεδομένα, τόσο για το σθένος όσο και την ένταση. Αυτή η ανισορροπία στα τελικά δεδομένα οφείλεται στην υποκειμενικότητα των συναισθημάτων. Για παράδειγμα η εικόνα ενός φλιτζανιού τσάι, μπορεί για κάποιους να ήταν μια ουδέτερη εικόνα τόσο ως προς το σθένος, όσο και προς την ένταση, ωστόσο σε κάποιους άλλους μπορεί να τους θύμιζε κάποια ευχάριστη, αλλά και κάποια δυσάρεστη παιδική ανάμνηση. Έτσι, το συναίσθημα που θα προκαλούσε αυτή η εικόνα, να κυμαινόταν από έντονα αρνητικό μέχρι έντονα θετικό αντίστοιχα. Ωστόσο, η τοποθέτηση της εικόνας αυτής στο πείραμα μας, έγινε προκειμένου να προκαλέσει ουδέτερα συναισθήματα τόσο ως προς το σθένος όσο και προς την ένταση. Τα

ερεθίσματα δηλαδή, ήταν όμοια μοιρασμένα για την κάθε κλάση, όμως οι αποκρίσεις των συμμετεχόντων δεν εναρμονίζονταν πάντα με την πρόθεση που είχαμε από την τοποθέτηση της εκάστοτε εικόνας.

Τέλος, παρατηρείται τα αποτελέσματα να είναι αρκετά καλά όσον αφορά την σύγκριση τους με άλλα παρόμοια πειράματα, δηλαδή πειράματα που αξιοποίησαν μόνο χαρακτηριστικά από ECG και από εκφράσεις προσώπου. Για την εφαρμογή της συγκεκριμένης διπλωματικής, το καλύτερο μοντέλο μηχανικής μάθησης πέτυχε ακρίβεια 60,94% ως προς το σθένος και 73,37% ως προς την ένταση, ενώ στην έρευνα των Huang [46] είχε αντίστοιχα 38% ως προς το σθένος και 54.5% για την ένταση. Σε ένα άλλο πείραμα που καταγράφηκε [47], το οποίο ωστόσο πέρα από αυτά τα χαρακτηριστικά χρησιμοποίησε και GSR,ST και RS, τα αποτελέσματα έφταναν το 70% για το σθένος και το 73% για την ένταση. Παρατηρείται δηλαδή ότι η προσθήκη περισσότερων φυσιολογικών σημάτων, μίκρυνε την μεγάλη απόκλιση στα αποτελέσματα ως προς το σθένος και την ένταση.

Συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα αυτά φαίνονται και στην παρακάτω γραφική (Εικόνα 49), όπου με πράσινο χρώμα αποτυπώνεται η ακρίβεια του πολύτροπου μοντέλου που δημιουργήθηκε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής και με μπλε και πορτοκαλί την ακρίβεια από τα αποτελέσματα των ερευνών [46] και [47] αντίστοιχα.



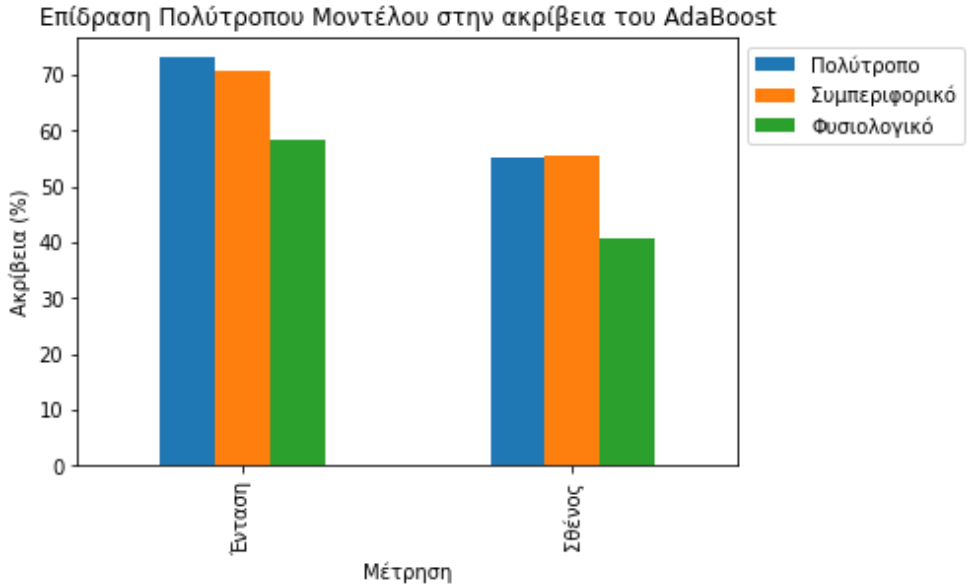
Εικόνα 49: Σύγκριση ακρίβειας πολύτροπου μοντέλου με αντίστοιχο άλλων ερευνών

4.2.2 Συμπεριφορικό, φυσιολογικό ή πολύτροπο μοντέλο

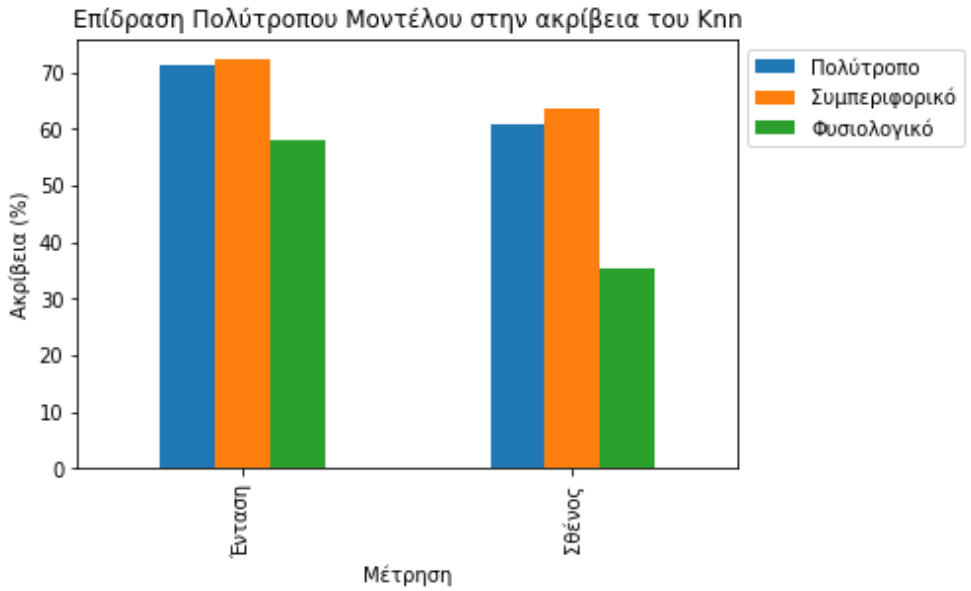
Όσον αφορά την επίδραση είτε μόνο των φυσιολογικών δεδομένων (ECG), είτε μόνο των συμπεριφορικών, παρατηρήθηκαν τα ακόλουθα:

Τα δεδομένα από το ECG μόνα τους, δηλαδή το HR και το RR, έδωσαν αρκετά χαμηλά αποτελέσματα αν αναλογισθούμε ότι η ακρίβεια για το σθένος κυμάνθηκε από 35,31% μέχρι 41,84% και για την ένταση από 58,15% έως 59,79%. Τα αντίστοιχα ποσοστά για τα μοντέλα που εκπαιδεύτηκαν μόνο πάνω στα συμπεριφορικά δεδομένα, δηλαδή τις εκφράσεις του προσώπου, ήταν από 55,56% έως 63,43% για το σθένος και από 70,73% μέχρι 73,70% για την ένταση. Παρατηρείται δηλαδή, η αρκετά υψηλότερη επίδοση των συμπεριφορικών μοντέλων, η οποία πιθανών να οφείλεται στο ότι έχουν επιλεχθεί λίγα χαρακτηριστικά φυσιολογικών σημάτων. Όσον αφορά την ένωση των δύο ειδών χαρακτηριστικών και την δημιουργία του πολύτροπου μοντέλου (ο οποίος ήταν και ο σκοπός της παρούσας εργασίας) , διαφαίνεται ότι μόνο ο RF βελτιώνει την ακρίβεια του πολύτροπου μοντέλου συγκριτικά με το συμπεριφορικό (Εικόνα 52). Για την ένταση, η αντίστοιχη βελτίωση επιτυγχάνεται μόνο για τον AdaBoost και τον XgBoost, όπως φαίνεται

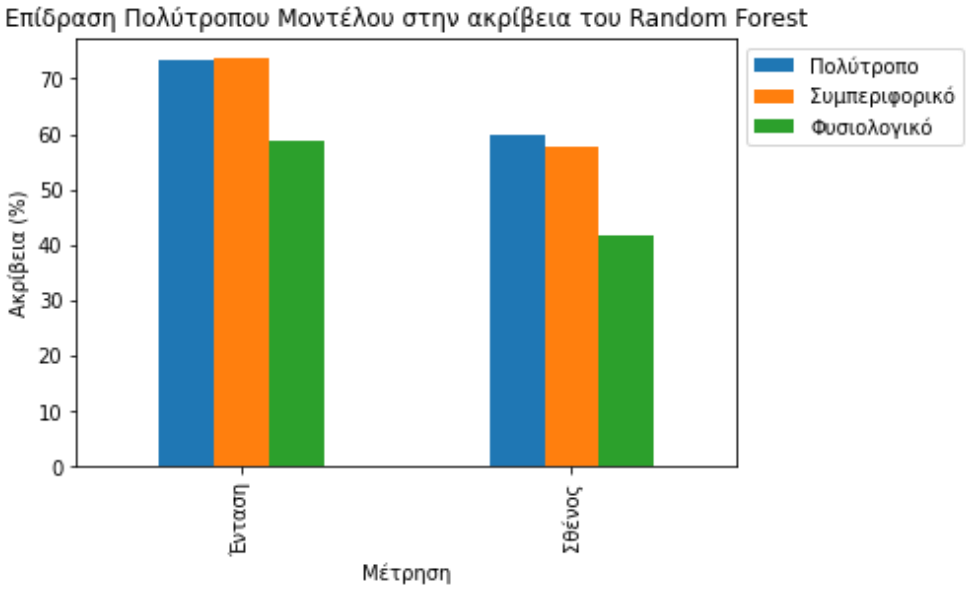
και στην Εικόνα 50 και Εικόνα 53 αντίστοιχα. Για τον KNN, συμπεράθηκε ότι δεν επηρεάζει θετικά το μοντέλο η ένωση των δύο ειδών σημάτων (Εικόνα 51). Σε σύγκριση με το φυσιολογικό μοντέλο, όλοι οι αλγόριθμοι του πολύτροπου μοντέλου δίνουν καλύτερα αποτελέσματα. Τελικά όμως αξίζει να σημειωθεί ότι οι αλλαγές που προκύπτουν για το πολύτροπο μοντέλο συγκριτικά με το συμπεριφορικό, είτε αυτές αφορούν την βελτίωση της απόδοσης είτε αυτές με το αντίθετο αποτέλεσμα, είναι το πολύ 2%. Αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι για ένα πείραμα που βασίζεται μόνο στις εκφράσεις του προσώπου και στο HR και το RR, τότε μάλλον η προσθήκη των χαρακτηριστικών αυτών του ECG κρίνεται κοστοβόρα, είτε ως προς το χρηματικό κόστος με την αγορά του κατάλληλου εξοπλισμού για τη λήψη του ECG, είτε και προς το συνολικό χρόνο της εργασίας, αλλά και της αύξησης της πολυπλοκότητας του μοντέλου.



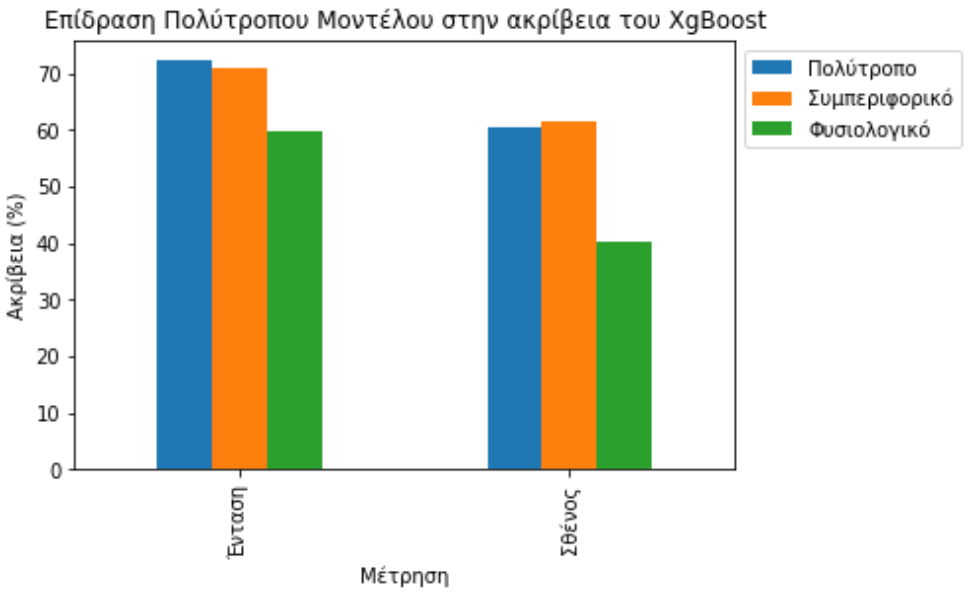
Εικόνα 50: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του AdaBoost



Εικόνα 51: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του Knn



Εικόνα 52: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του RF



Εικόνα 53: Επίδραση πολύτροπου μοντέλου στην ακρίβεια του XgBoost

Συμπερασματικά λοιπόν, η προσθήκη περισσότερων δειγμάτων, καθώς και η προσθήκη κατά την διάρκεια του πειράματος νέων φυσιολογικών και ίσως και συμπεριφορικών δεδομένων, θα βελτίωνε την ακρίβεια τόσο του φυσιολογικού, όσο και του συμπεριφορικού μοντέλου ξεχωριστά και επιπλέον θα μπορούσε να εναρμονίσει καλύτερα τα φυσιολογικά δεδομένα με τα συναισθήματα ως προς το σθένος, που όπως είδαμε μόνο με το HR και το RR δεν επιτυγχάνεται σε μεγάλο βαθμό.

4.2.3 Εξατομικευμένα μοντέλα και σύγκριση αποτελεσμάτων ανδρών-γυναικών

Όσον αφορά τα εξατομικευμένα μοντέλα, παρατηρείται ότι αυτά στα οποία συμμετείχαν γυναίκες είχαν αρκετά καλύτερα αποτελέσματα από αυτά στα οποία συμμετείχαν άνδρες. Συγκεκριμένα για το σθένος τα εξατομίκευα μοντέλα ανδρών πετυχαίνουν από 56,25% ακρίβεια μέχρι και 63,28%, ενώ για αυτά που συμμετείχαν γυναίκες η ακρίβεια κυμαινόταν από 61,54% έως 73,19%. Τα αντίστοιχα ποσοστά ως προς την ένταση είναι από 67,92% έως 73,44% για τους άντρες και από 70,95% έως 79,50% για

τις γυναίκες. Συμπεραίνεται λοιπόν ότι για τις γυναίκες συμμετέχουσες επιτυγχάνονται καλύτερα αποτελέσματα από 3-10% ως προς την ακρίβεια. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι χρησιμοποιούνται εκφράσεις προσώπου και όπως έχει διαπιστωθεί και σε άλλες έρευνες, οι γυναίκες πετυχαίνουν καλύτερα αποτελέσματα ως προς την αναγνώριση συναισθήματος, χάρις του ότι είναι επί το πλείστων περισσότερο εκφραστικές. Αντίστοιχα καλύτερα αποτελέσματα λήφθηκαν και για τα γενικά μοντέλα ανδρών-γυναικών και μάλιστα καλύτερα για περίπου 10% και ως προς την ακρίβεια και το f1-score του σθένους και της έντασης. Για αυτά τα καλύτερα αποτελέσματα που προέρχονται από τα δεδομένα που συλλέχθηκαν από τις γυναίκες, σημαντικό ρόλο έπαιξε και το γεγονός ότι υπήρχαν συνολικά περισσότερα δείγματα από τον αντίστοιχο αριθμό των δειγμάτων για τους άνδρες

Επιπλέον θα πρέπει να αναφερθεί ότι τα δεδομένα για τον κάθε συμμετέχοντα ήταν αρκετά λιγότερα, συγκριτικά με το γενικό μοντέλο και για αυτό στα αποτελέσματα υπάρχει υπερεκπαίδευση. Επομένως δεν τίθεται κάποιο θέμα σύγκρισης των επιδόσεων με τα γενικά μοντέλα. Σίγουρα για να υπάρξουν αξιόπιστα εξατομικευμένα μοντέλα, θα πρέπει να υπάρχει πολύ μεγαλύτερος αριθμός δεδομένων τόσο ως προς το πλήθος, όσο και ως προς την προέλευση. Δηλαδή να ληφθούν υπόψιν περισσότερα φυσιολογικά αλλά και συμπεριφορικά σήματα και για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, καθώς είναι πιθανόν κάποια άλλα σήματα να λειτουργούν καλύτερα για τον κάθε συμμετέχοντα. Το τελευταίο, όπως αναφέραμε και σε παραπάνω ενότητα, ισχύει και για το γενικό μοντέλο.

Γενικά παρατηρούμε ότι η δυσκολία στον κλάδο της αναγνώρισης συναισθήματος οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στην διαφορετικότητα του κάθε ανθρώπου. Η επίδραση του χαρακτήρα του και της διάθεσης του φαίνεται καταλυτική και σίγουρα υπάρχουν και άλλοι παράγοντες που κάνουν αυτήν την μελέτη ακόμα πιο σύνθετη. Ακόμα και στους συμμετέχοντες του πειράματος μας, υπήρχαν άτομα που μπορεί να γέλαγαν με άσχημες εικόνες και αυτό είναι μέρος του χαρακτήρα τους και της διάθεσης τους. Αυτό ωστόσο μάλλον έριχνε την ακρίβεια του γενικού μοντέλου.

4.3 Μελλοντική έρευνα

Η βελτίωση της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε κρίνεται απαραίτητη, ώστε το σύστημα να αποκτήσει υψηλότερη απόδοση και να μπορεί να χρησιμοποιηθεί αποτελεσματικά για την αναγνώριση των συναισθημάτων μέσω φυσιολογικών και συμπεριφορικών παραμέτρων. Αρχικά όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος του δείγματος τόσο πιο πιθανό είναι να ληφθούν καλύτερα αποτελέσματα, επομένως η λήψη σημάτων από περισσότερους συμμετέχοντες κρίνεται πολύ σημαντική. Επιπλέον τα σήματα αυτά θα μπορούσαν να προκύπτουν από ακόμα περισσότερα φυσιολογικά σήματα και πιθανόν και συμπεριφορικά. Έτσι πέρα από το πλήθος των σημάτων θα αυξάνονται και οι πιθανότητες αυτά να σχετίζονται σε μεγαλύτερο βαθμό μεταξύ τους. Ακόμα και στην περίπτωση χρήσης σημάτων μόνο από το ECG, θα μπορούσαν να συμπεριληφθούν ακόμα περισσότερα χαρακτηριστικά του, πέρα από το HR και το RR και να πραγματοποιηθεί μελέτη της συμβολής τους. Επιπρόσθετα φαντάζει χρήσιμη η επιλογή των σημαντικότερων αποστάσεων από τις εκφράσεις του προσώπου, αφού ληφθούν υπόψιν και όλες οι 2278 συνολικά αποστάσεις που υπήρχαν μεταξύ των 68 σημείων του προσώπου και όχι μόνο των 23 αποστάσεων που ορίζονταν από τις άλλες έρευνες. Τέλος, θα μπορούσαν τα σήματα που θα συλλεχτούν να προέρχονται από συμμετέχοντες με ευρύτερο φάσμα ηλικιών, ώστε να διερευνηθεί και ο παράγοντας της ηλικίας στην επίδραση των μοντέλων.

Βιβλιογραφία

[1] S. Ojha, J. Vitale, and M. A. Williams, "Computational Emotion Models: A Thematic Review," *International Journal of Social Robotics*. Springer Science and Business Media B.V., 2020. doi: 10.1007/s12369-020-00713-1.

[2] L. Shu *et al.*, "A review of emotion recognition using physiological signals," *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 7. MDPI AG, Jul. 01, 2018. doi: 10.3390/s18072074.

[3] M. A. Hasnul *et al.*, "Electrocardiogram-Based Emotion Recognition Systems and Their Applications in Healthcare-A Review," 2021, doi: 10.3390/s21155015.

[4] P. Ekman, "An Argument for Basic Emotions," 1992.

[5] R. American, "The nature of emotions."

[6] C. E. Izard, "Basic Emotions, Natural Kinds, Emotion Schemas, and a New Paradigm." [Online]. Available: http://about.jstor.org/terms

[7] P. J. Lang, "The Emotion Probe Studies of Motivation and Attention," 1995.

[8] R. Arya, J. Singh, and A. Kumar, "A survey of multidisciplinary domains contributing to affective computing," *Computer Science Review*, vol. 40. Elsevier Ireland Ltd, May 01, 2021. doi: 10.1016/j.cosrev.2021.100399.

[9] F. Panahi, S. Rashidi, and A. Sheikhani, "Application of fractional Fourier transform in feature extraction from ELECTROCARDIOGRAM and GALVANIC SKIN RESPONSE for emotion recognition," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 69, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2021.102863.

[10] J. W. Richig and M. M. Sleeper, "Electrocardiography of Minipigs," *Electrocardiography of Laboratory Animals*, pp. 77–86, Jan. 2019, doi: 10.1016/B978-0-12-809469-3.00010-4.

[11] P. Tarnowski, M. Kołodziej, A. Majkowski, and R. J. Rak, "Emotion recognition using facial expressions," in *Procedia Computer Science*, 2017, vol. 108, pp. 1175–1184. doi: 10.1016/j.procs.2017.05.025.

[12] K. Wolf, "Measuring facial expression of emotion," 2015. [Online]. Available: www.dialogues-cns.org

[13] N. P. Schumann, K. Bongers, O. Guntinas-Lichius, and H. C. Scholle, "Facial muscle activation patterns in healthy male humans: A multi-channel surface EMG study," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 187, no. 1, pp. 120–128, Mar. 2010, doi: 10.1016/j.jneumeth.2009.12.019.

[14] V. Nasteski, "An overview of the supervised machine learning methods," *HORIZONS.B*, vol. 4, pp. 51–62, Dec. 2017, doi: 10.20544/horizons.b.04.1.17.p05.

[15] B. Mahesh, "Machine Learning Algorithms-A Review Machine Learning Algorithms-A Review View project Self Flowing Generator View project Batta Mahesh Independent Researcher Machine Learning Algorithms-A Review," *International Journal of Science and Research*, 2018, doi: 10.21275/ART20203995.

[16] IEEE Electron Devices Society, Institute of Electrical and Electronics Engineers, and Vaigai College of Engineering, *Proceeding of the 2018 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS) : June 14-15, 2018*.

[17] X. Ying, "An Overview of Overfitting and its Solutions," in *Journal of Physics: Conference Series*, Mar. 2019, vol. 1168, no. 2. doi: 10.1088/1742-6596/1168/2/022022.

[18] W. K. Ngai, H. Xie, D. Zou, and K. L. Chou, "Emotion recognition based on convolutional neural networks and heterogeneous bio-signal data sources," *Information Fusion*, vol. 77, pp. 107–117, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.inffus.2021.07.007.

[19] M. M and M. A, "Facial geometric feature extraction based emotional expression classification using machine learning algorithms," *PloS one*, vol. 16, no. 2, p. e0247131, 2021, doi: 10.1371/JOURNAL.PONE.0247131.

[20] C.-L. Huang and Y.-M. Huang, "Facial Expression Recognition Using Model-Based Feature Extraction and Action Parameters Classification," 1997.

[21] S. H. Wang, H. T. Li, E. J. Chang, and A. Y. Andy Wu, "Entropy-assisted emotion recognition of valence and arousal using XGBoost classifier," in *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 2018, vol. 519, pp. 249–260. doi: 10.1007/978-3-319-92007-8_22.

[22] Ting K.M. (2011) Confusion Matrix. In: Sammut C., Webb G.I. (eds) Encyclopedia of Machine Learning. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-30164-8_157

[23] J. Zou, Y. Han, and S.-S. So, "Overview of Artificial Neural Networks," 2008.

[24] Z. Zhang, "A gentle introduction to artificial neural networks," *Annals of Translational Medicine*, vol. 4, no. 19, Oct. 2016, doi: 10.21037/atm.2016.06.20.

[25] "`http://artemis.cslab.ece.ntua.gr:8080/jspui/handle/123456789/17862`."

[26] M. Vakili, M. Ghamsari, and M. Rezaei, "Performance Analysis and Comparison of Machine and Deep Learning Algorithms for IoT Data Classification."

[27] M. Zangeneh Soroush, K. Maghooli, S. K. Setarehdan, and A. Motie Nasrabadi, "A Review on EEG Signals Based Emotion Recognition," *International Clinical Neuroscience Journal*, vol. 4, no. 4, pp. 118–129, Oct. 2017, doi: 10.15171/icnj.2017.01.

[28] W. L. Zheng and B. L. Lu, "Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks," *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, vol. 7, no. 3, pp. 162–175, Sep. 2015, doi: 10.1109/TAMD.2015.2431497.

[29] R. W. Homan, J. Herman, and P. Purdy, "Unwerstty of Texas Health Sctence Center," Dallas Veterans A dmmtstratton Medical Center, 1987.

[30] M. Soleymani, J. Lichtenauer, T. Pun, and M. Pantic, "A multimodal database for affect recognition and implicit tagging," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 42–55, Jan. 2012, doi: 10.1109/T-AFFC.2011.25.

[31] J. A. Miranda-Correa, M. K. Abadi, N. Sebe, and I. Patras, "AMIGOS: A Dataset for Affect, Personality and Mood Research on Individuals and Groups," Feb. 2017, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1702.02510

[32] R. Subramanian, J. Wache, M. K. Abadi, R. L. Vieriu, S. Winkler, and N. Sebe, "Ascertain: Emotion and personality recognition using commercial sensors," *IEEE*

Transactions on Affective Computing, vol. 9, no. 2, pp. 147–160, Apr. 2018, doi: 10.1109/TAFFC.2016.2625250.

[33] K. Sharma, C. Castellini, E. L. van den Broek, A. Albu-Schaeffer, and F. Schwenker, "A dataset of continuous affect annotations and physiological signals for emotion analysis," *Scientific Data*, vol. 6, no. 1, Dec. 2019, doi: 10.1038/S41597-019-0209-0.

[34] M. Khomami Abadi *et al.*, "IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING 1 DECAF: MEG-based Multimodal Database for Decoding Affective Physiological Responses." [Online]. Available: http://disi.unitn.it/

[35] C. Young Park *et al.*, "K-EmoCon, a multimodal sensor dataset for continuous emotion recognition in naturalistic conversations", doi: 10.1038/s41597-020-00630-y.

[36] T. Song, W. Zheng, C. Lu, Y. Zong, X. Zhang, and Z. Cui, "MPED: A multi-modal physiological emotion database for discrete emotion recognition," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 12177–12191, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2891579.

[37] S. Koldijk, M. Sappelli, S. Verberne, M. A. Neerincx, and W. Kraaij, "The Swell knowledge work dataset for stress and user modeling research," in *ICMI 2014 - Proceedings of the 2014 International Conference on Multimodal Interaction*, Nov. 2014, pp. 291–298. doi: 10.1145/2663204.2663257.

[38] P. Schmidt, A. Reiss, R. Duerichen, and K. van Laerhoven, "Introducing WeSAD, a multimodal dataset for wearable stress and affect detection," in *ICMI 2018 - Proceedings of the 2018 International Conference on Multimodal Interaction*, Oct. 2018, pp. 400–408. doi: 10.1145/3242969.3242985.

[39] S. TIVATANSAKUL and M. OHKURA, "Emotion Recognition using ECG Signals with Local Pattern Description Methods," *International Journal of Affective Engineering*, vol. 15, no. 2, pp. 51–61, 2016, doi: 10.5057/ijae.ijae-d-15-00036.

[40] IEEE Robotics and Automation Society and Institute of Electrical and Electronics Engineers, *IEEE-RCAR 2016 : 2016 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics : June 6-10, 2016, Angkor Wat Cambodia.*

[41] A. Goshvarpour, A. Abbasi, and A. Goshvarpour, "An accurate emotion recognition system using ECG and GSR signals and matching pursuit method," *Biomedical Journal*, vol. 40, no. 6, pp. 355–368, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.bj.2017.11.001.

[42] *2018 International Conference on Emerging Trends and Innovations In Engineering And Technological Research (ICETIETR)*. IEEE, 2018.

[43] IEEE Circuits and Systems Society and Institute of Electrical and Electronics Engineers., *2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) : proceedings : ISCAS 2020 : Virtual Conference, October 10-21, 2020.*

[44] M. Baghizadeh, K. Maghooli, F. Farokhi, and N. J. Dabanloo, "A new emotion detection algorithm using extracted features of the different time-series generated from ST intervals Poincaré map," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 59, May 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101902.

[45] F. Panahi, S. Rashidi, and A. Sheikhani, "Application of fractional Fourier transform in feature extraction from ELECTROCARDIOGRAM and GALVANIC SKIN RESPONSE for emotion recognition," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 69, p. 102863, Aug. 2021, doi: 10.1016/J.BSPC.2021.102863.

[46] IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, *Annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 San Diego, California, USA, Aug. 28 - Sept. 1, 2012.*

[47] IEEE Computational Intelligence Society and Institute of Electrical and Electronics Engineers, *2017 SSCI proceedings*.

[48] "II. FACIAL EXPRESSION AND PHYSIOLOGICAL SIGNALS ACQUISITION."

[49] J. N. Bailenson *et al.*, "Real-time classification of evoked emotions using facial feature tracking and physiological responses," *International Journal of Human Computer Studies*, vol. 66, no. 5, pp. 303–317, May 2008, doi: 10.1016/j.ijhcs.2007.10.011.

[50] P. J. Lang *et al.*, "International Affective Picture System (IAPS): Technical Manual and Affective Ratings," 1997.

[51] "Polar H10 Heart Rate Sensor System," 2019. [Online]. Available: www.polar.com

[52] H. T. Schupp, R. Schmälzle, T. Flaisch, A. I. Weike, and A. O. Hamm, "Affective picture processing as a function of preceding picture valence: An ERP analysis," *Biological Psychology*, vol. 91, no. 1, pp. 81–87, Sep. 2012, doi: 10.1016/j.biopsycho.2012.04.006.

[53] M. M. Bradley, L. Miccoli, M. A. Escrig, and P. J. Lang, "The pupil as a measure of emotional arousal and autonomic activation," *Psychophysiology*, vol. 45, no. 4, pp. 602–607, 2008, doi: 10.1111/j.1469-8986.2008.00654.x.

[54] E. Ryumina and A. Karpov, "Facial Expression Recognition using Distance Importance Scores Between Facial Landmarks *-cense Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)," 2020.

[55] B. H. Shekar and G. Dagnew, "Grid search-based hyperparameter tuning and classification of microarray cancer data," Feb. 2019. doi: 10.1109/ICACCP.2019.8882943.