



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ

ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ

ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ

ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ

ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ

ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για την αναγνώριση επιπέδων άγχους από ηχητικές καταγραφές φωνής και βήχα.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δήμητρα Άννα Τ. Σκουρτσή

Επιβλέπουσα: Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ

Ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για την αναγνώριση επιπέδων άγχους από ηχητικές καταγραφές φωνής και βήχα.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δήμητρα Άννα Τ. Σκουρτσή

Επιβλέπουσα: Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 8^η Ιουλίου 2024.

.....
Κωνσταντίνα Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Γεώργιος Στάμου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Αθανάσιος Βουλόδημος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2024

.....
Δήμητρα Άννα Τ. Σκουρτσή

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

Copyright © Δήμητρα Άννα Σκουρτσή, 2024
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, εκπαιδευτικής 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 που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η παγκόσμια εξάπλωση του ιού Sars-CoV-2 προκάλεσε μια πανδημία, η οποία έθεσε την ψυχική υγεία στο επίκεντρο των συζητήσεων, λόγω του αυξημένου άγχους που αντιμετώπισαν οι άνθρωποι, καθώς και την ανάγκη δημιουργίας ψηφιακών εφαρμογών υγείας με δυνατότητα αναγνώρισης περιστατικών άμεσα και χωρίς να είναι αναγκαία η φυσική παρουσία. Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη της δυνατότητας εκπαίδευσης μοντέλων μηχανικής μάθησης με δεδομένα τα οποία έχουν συλλεχθεί μη επεμβατικά μέσω της εφαρμογής Smarty4Covid. Προκειμένου να σχεδιαστεί το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των μοντέλου μηχανικής μάθησης, πραγματοποιήθηκε αρχικά στατιστική ανάλυση των δεδομένων με γνώμονα την υποκειμενική αναφορά του επιπέδου άγχους. Στη συνέχεια, έγινε διαχωρισμός των δεδομένων σε δυο κλάσεις και μελετήθηκε η ικανότητα των εκπαιδευμένων μοντέλων μηχανικής μάθησης να αναγνωρίζουν την κλάση στην οποία ανήκουν οι συμμετέχοντες. Οι δυο κλάσεις χωρίστηκαν είτε με βάση το επίπεδο άγχους και την κατάσταση εμβολιασμού είτε βάση μόνο των επιπέδων άγχους και πραγματοποιήθηκε δυαδική ταξινόμηση με χρήση διαφόρων μοντέλων μηχανικής μάθησης. Για την εκπαίδευση των μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα ηχητικών καταγραφών βήχα και φωνής, και δοκιμάστηκε ο διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα βάση μεταβλητών όπως η ηλικιακή κατηγορία.

Λέξεις κλειδιά: Άγχος, Συναισθηματική Αναγνώριση, Μηχανική Μάθηση, Smarty4Covid, Covid-19, Ηχητικές καταγραφές, Ηλικία

Abstract

The global spread of the Sars-CoV-2 virus caused a pandemic which brought mental health to forefront of discussions due to the increased anxiety people were experiencing, as well as the need for the development of digital health applications capable of identifying cases promptly and without the need for physical presence. The purpose of the present thesis is to study the possibility of training machine learning models with data collected non-invasively through the Smarty4Covid application. In order to design the dataset to be used for training the machine learning models, a statistical analysis of the data was initially performed focusing on the subjective reporting of anxiety levels. The data were then divided into two classes and the ability of the trained machine learning model to classify the participant to the correct class was examined. The two classes were divided either based on a combination of the anxiety level and vaccination status or only based in the anxiety levels, and binary classification was performed using different machine learning models. For model training, data from cough and voice recordings were used, and the division of the dataset into subsets based on variables, such as age, was tested.

Key words: Anxiety, Emotion Recognition, Machine Learning, Smarty4Covid, Covid-19, Sound Recordings, Age

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να καταρχήν να ευχαριστήσω την επιβλέπουσα καθηγήτρια Δρ. Κωνσταντίνα Νικήτα για την εμπιστοσύνη της και την καθοδήγησή της στην εκπόνηση αυτής της διπλωματικής εργασίας. Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω των Δρ. Κωνσταντίνο Μήτση και τους υποψήφιους διδάκτορες Κατερίνα Φράγκου, Θεοφάνη Γανιτίδη και Ελευθέριο Καλαφάτη για την πολύτιμη βοήθεια και την καθοδήγηση.

Τέλος θέλω να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, τους φίλους μου και συμφοιτητές μου για την στήριξη που μου προσέφεραν σε αυτήν την προσπάθεια και όλα αυτά τα χρόνια.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	5
Abstract	6
Ευχαριστίες	7
Περιεχόμενα	8
Κατάλογος Εικόνων	11
Κατάλογος Πινάκων.....	16
1. Εισαγωγή.....	18
1.1. Στόχοι	19
1.2. Δομή	19
2. Θεωρητικό Υπόβαθρο	20
2.1. Συναισθήματα και Άγχος	20
2.1.1. Εισαγωγή	20
2.1.2. Στρες και Άγχος.....	21
2.1.3. Επιπτώσεις Χρόνιου Άγχους	24
2.1.4. Άγχος και COVID-19	24
2.2. Μηχανική Μάθηση.....	27
2.2.1. Εισαγωγή	27
2.2.2. Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης.....	27
2.2.2.1. Επιβλεπόμενη Μάθηση	27
2.2.2.2. Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	28
2.2.2.3. Ενισχυτική Μάθηση	28
2.2.3. Μοντέλα Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης	29
2.2.3.1. Πολυεπίπεδο Νευρωνικό Δίκτυο.....	29
2.2.3.2. Κ-Κοντινότεροι Γείτονες.....	29
2.2.3.3. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης	30
2.2.3.4. Αφελής Ταξινόμηση Bayes	30
2.2.3.5. Λογιστική Παλινδρόμηση	31
2.2.3.6. Τυχαία Δάση.....	31
2.3. Αναγνώριση Συναισθημάτων	32
2.3.1. Εισαγωγή και Σημασία.....	32
2.3.2. Τεχνολογίες Αναγνώρισης Συναισθημάτων μέσω Φωνής.....	33
3. Δεδομένα.....	36
3.1. Smarty for Covid	36
3.2. Δομή Δεδομένων	37
3.3. Στατιστική Ανάλυση	41
3.4. Ανάλυση επιπέδων άγχους	58

4. Μεθοδολογία	73
4.1. Δημιουργία Κλάσεων	73
4.1.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού.....	73
4.1.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	74
4.2. Προεπεξεργασία Δεδομένων	74
4.2.1. Εξαγωγή MFCC Συντελεστών	75
4.2.2. Διαχείριση Ακραίων Τιμών	77
4.2.3. Διαχείριση Ελλιπών Τιμών	78
4.2.4. Κανονικοποίηση και Τυποποίηση.....	79
4.3. Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών	79
4.4. Διαχείριση Μη-Ισορροπημένων Συνόλων Δεδομένων	80
4.5. Διασταυρωμένη Επικύρωση.....	81
4.6. Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης.....	82
4.7. Πίνακας Σύγκρισης και Μετρικές Αξιολόγησης	83
4.7.1. Πίνακας Σύγκρισης.....	83
4.7.2. Μετρικές αξιολόγησης	84
4.8. Διαχωρισμός Συνόλου Δεδομένων Βάση Ηλικιακής Κατηγορίας.....	86
4.9. Διαχωρισμός Συνόλου Δεδομένων Βάση Διαφορετικών Μεταβλητών.....	87
5. Αποτελέσματα	88
5.1. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Βήχα	88
5.1.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	89
5.1.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού.....	91
5.2. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής.....	93
5.2.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	93
5.2.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού.....	95
5.3. Αποτελέσματα Διαχωρισμού του Συνόλου Δεδομένων Βάση Ηλικιακής Κατηγορίας.....	97
5.3.1. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Βήχα	98
5.3.1.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	98
5.3.1.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού	101
5.3.2. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής.....	104
5.3.2.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	104
5.3.2.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού	107
5.3.3. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής Για Ακραίες Ηλικιακές Κατηγορίες	110
5.3.3.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	110

5.3.3.2.	Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού	113
5.4.	Αποτελέσματα Διαχωρισμού του Συνόλου Δεδομένων Βάση Υποκείμενων Νοσημάτων.....	116
5.4.1.	Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Βήχα	116
5.4.1.1.	Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	116
5.4.1.2.	Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού	119
5.4.2.	Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής.....	122
5.4.2.1.	Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους	122
5.4.2.2.	Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού	125
5.5.	Αποτελέσματα Διαχωρισμού Συνόλου Δεδομένων Βάση Διαφορετικών Μεταβλητών	128
6.	Συμπεράσματα	129
7.	Βιβλιογραφία.....	132

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 2.1 Διάγραμμα βασικές έννοιες συναισθημάτων και ομοιοτήτων τους [5].....	21
Εικόνα 2.2 Μέτρα παραμονής στο σπίτι κατά τη διάρκεια της πανδημίας COVID-19, Μάιος 2020 [28], [29]	25
Εικόνα 2.3 Η διαδικασία δημιουργίας ενός τυχαίου δάσους [51].....	32
Εικόνα 3.1 Δομή του συνόλου δεδομένων smarty4covid [63]	37
Εικόνα 3.2 Στιγμιότυπο του συνόλου δεδομένων που είναι ορατές οι πρώτες 13 στήλες των 5 πρώτων γραμμών του	41
Εικόνα 3.3 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των φύλων των συμμετεχόντων	42
Εικόνα 3.4 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των ηλικιακών κατηγοριών των συμμετεχόντων	43
Εικόνα 3.5 Διαγράμματα με πλήθος τιμών των μεταβλητών των υποκείμενων νοσημάτων	44
Εικόνα 3.6 Αριθμός υποβολών ανά μήνα	46
Εικόνα 3.7 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των συμμετεχόντων που πραγματοποίησαν διαγνωστικό έλεγχο εντός τριών ημερών από την συμπλήρωση του ερωτηματολογίου	47
Εικόνα 3.8 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των αποτελεσμάτων των διαγνωστικών ελέγχων.....	47
Εικόνα 3.9 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των διαγνωστικών ελέγχων	48
Εικόνα 3.10 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά κατάστασης εμβολιασμού των συμμετεχόντων	48
Εικόνα 3.11 Διάγραμμα με την κατάσταση εμβολιασμού των συμμετεχόντων ανά μήνα ...	49
Εικόνα 3.12 Διάγραμμα πλήθους συμμετεχόντων που έχουν νοσηλευτεί.....	49
Εικόνα 3.13 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά συμμετεχόντων που έχουν έρθει σε επαφή με κρούσμα.....	50
Εικόνα 3.14 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των συμμετεχόντων που ταξίδεψαν στο εξωτερικό τις τελευταίες 14 μέρες	50
Εικόνα 3.15 Διαγράμματα με πλήθος τιμών των μεταβλητών των συμπτωμάτων.....	51
Εικόνα 3.16 Διάγραμμα με το πλήθος των συμμετεχόντων που αντιμετωπίζουν καθημερινές δυσκολίες.....	53
Εικόνα 3.17 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά καπνιστών	54
Εικόνα 3.18 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά συμμετεχόντων που ατμίζουν	55
Εικόνα 3.19 Διάγραμμα πίτας με το πλήθος τσιγάρων που καπνίζουν οι συμμετέχοντες ανά ημέρα.....	56
Εικόνα 3.20 Διάγραμμα για την εργασιακή κατάσταση των συμμετεχόντων	56
Εικόνα 3.21 Διάγραμμα πίτα με τα ποσοστά επιπέδων άγχους των συμμετεχόντων	57
Εικόνα 3.22 Πλήθος συμμετεχόντων ανά επίπεδο άγχους.....	58
Εικόνα 3.23 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τους μήνες των υποβολών.....	61

Εικόνα 3.24 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το φύλο.....	61
Εικόνα 3.25 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με την ηλικιακή κατηγορία.....	62
Εικόνα 3.26 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν οι συμμετέχοντες έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα	62
Εικόνα 3.27 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τα υποκείμενα νοσήματα	63
Εικόνα 3.28 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν πραγματοποιήθηκε διαγνωστικός έλεγχος τις τελευταίες τρεις μέρες	64
Εικόνα 3.29 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τον τύπο διαγνωστικού ελέγχου.....	64
Εικόνα 3.30 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τα αποτελέσματα του διαγνωστικού ελέγχου	65
Εικόνα 3.31 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με την κατάσταση εμβολιασμού των συμμετεχόντων.....	65
Εικόνα 3.32 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τη νοσηλεία των συμμετεχόντων.....	66
Εικόνα 3.33 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν έχουν έρθει σε επαφή με επιβεβαιωμένο κρούσμα.....	66
Εικόνα 3.34 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν ταξίδεψαν στο εξωτερικό τις τελευταίες 14 μέρες.....	67
Εικόνα 3.35 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τα συμπτώματα που παρουσιάζουν οι συμμετέχοντες	68
Εικόνα 3.36 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τις δυσκολίες που αντιμετωπίζουν οι συμμετέχοντες στην καθημερινότητά τους	69
Εικόνα 3.37 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν έχουν υπάρξει ποτέ καπνιστές οι συμμετέχοντες	70
Εικόνα 3.38 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τους συμμετέχοντες που ατμίζουν	71
Εικόνα 3.39 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το πλήθος των τσιγάρων που καπνίζουν οι συμμετέχοντες ανά ημέρα	71
Εικόνα 3.40 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με την εργασιακή κατάσταση των συμμετεχόντων.....	72
Εικόνα 4.1 Απεικόνιση του πλήθους των συμμετεχόντων που ανήκουν σε κάθε ομάδα	73
Εικόνα 4.2 Απεικόνιση κλάσεων όπως προκύπτουν από την συνάρτηση (4.1).....	74
Εικόνα 4.3 Ιστόγραμμα διάρκειας αρχείων ηχητικών καταγραφών βήχα	76
Εικόνα 4.4 Ιστόγραμμα διάρκειας αρχείων ηχητικών καταγραφών φωνής.....	76
Εικόνα 4.5 Φασματογράφημα MFCC, όπου ο άξονας χ αναπαριστά το χρόνο και ο y του συντελεστής	77
Εικόνα 4.6 Διάγραμμα ανάλυσης κύριων συνιστωσών	80
Εικόνα 4.7 Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης πολλαπλών κλάσεων [74].....	83
Εικόνα 4.8 Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης δύο κλάσεων [74]	84
Εικόνα 4.9 ROC καμπύλη [75]	86

Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).....	108
Εικόνα 5.12 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία άνω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).....	109
Εικόνα 5.13 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία κάτω των 30 χρονών, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).....	111
Εικόνα 5.14 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία άνω των 60 χρονών, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).....	112
Εικόνα 5.15 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	114
Εικόνα 5.16 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	115
Εικόνα 5.17 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	117
Εικόνα 5.18 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	118
Εικόνα 5.19 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	120
Εικόνα 5.20 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	121

Εικόνα 5.21 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	123
Εικόνα 5.22 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	124
Εικόνα 5.23 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	126
Εικόνα 5.24 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).	127

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 3.1 Περιεχόμενα αρχείου demographics_underlying_conditions.json [62]	38
Πίνακας 3.2 Περιεχόμενα αρχείου main_questionnaire.json [62]	39
Πίνακας 3.3 Συνέχεια του πίνακα 3.2	40
Πίνακας 3.4 Στατιστικά μεταβλητής BMI	43
Πίνακας 3.5 Συχνότητα υποκείμενων νοσημάτων	45
Πίνακας 3.6 Συχνότητα συμπτωμάτων	52
Πίνακας 3.7 Στατιστικά κορεσμού αίματος και σφυγμών	52
Πίνακας 3.8 Στατιστικά συστολικής και διαστολικής πίεσης.....	53
Πίνακας 3.9 Συχνότητα καθημερινών δυσκολιών	54
Πίνακας 3.10 Στατιστικά χρόνων που καπνίζουν ή έχουν σταματήσει το κάπνισμα	55
Πίνακας 3.11 Στατιστικά χρόνων κρατήματος αναπνοής.....	57
Πίνακας 3.12 Επίπεδα άγχους σχετικά με την πανδημία	58
Πίνακας 3.13 Μέση τιμή του δείκτη μάζας σώματος, του κορεσμού του οξυγόνου, των σφυγμών, της συστολικής και διαστολικής πίεσης και του κρατήματος αναπνοής σε συσχέτιση με τα επίπεδα άγχους	69
Πίνακας 3.14 Μέση τιμή χρόνων που οι συμμετέχοντες καπνίζουν ή έχουν σταματήσει το κάπνισμα σε συνάρτηση με τα επίπεδα άγχους.....	70
Πίνακας 4.1 Τιμές υπερπαραμέτρων συντελεστών MFCC.....	77
Πίνακας 5.1 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα	89
Πίνακας 5.2 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα	91
Πίνακας 5.3 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα	93
Πίνακας 5.4 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα	95
Πίνακας 5.5 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία	98
Πίνακας 5.6 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία	101
Πίνακας 5.7 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία	104
Πίνακας 5.8 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία	107
Πίνακας 5.9 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ακραία ηλικιακή κατηγορία.....	110

Πίνακας 5.10 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ακραία ηλικιακή κατηγορία.....	113
Πίνακας 5.11 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με την ύπαρξη υποκείμενων νοσημάτων	116
Πίνακας 5.12 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα την ύπαρξη υποκείμενων νοσημάτων	119
Πίνακας 5.13 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με την ύπαρξη κάποιου υποκείμενου νοσήματος.....	122
Πίνακας 5.14 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με την ύπαρξη κάποιου υποκείμενου νοσήματος.....	125

1. Εισαγωγή

Η πανδημία που προκάλεσε ο ιός Sars-CoV-2 ώθησε τον κόσμο σε μια γρήγορη μετάβαση προς την ψηφιοποίηση, εφόσον ήταν εφικτός, σε πολλούς τομείς. Αυτή η μετάβαση δημιούργησε ένα νέο παράδειγμα λειτουργίας, όπου ακόμα και μετά την εξομάλυνση της πανδημίας πολλές καθημερινές δραστηριότητες παραμένουν ψηφιοποιημένες για λόγους ευκολίας και ασφάλειας. Στον τομέα της ιατρικής, η ανάγκη για απομακρυσμένη παροχή υγειονομικής περίθαλψης οδήγησε στην άμεση εφαρμογή της τηλεϊατρικής. Αυτό επέτρεψε στους ασθενείς να έχουν πρόσβαση στην ιατρική φροντίδα από την άνεση του σπιτιού τους, ενώ παράλληλα διατήρησε την απαραίτητη ασφάλεια. Στην σημερινή κοινωνία, μετά το πέρας της πανδημίας, η ψηφιοποίηση, παρόλο που δεν μπορεί να αντικαταστήσει πλήρως ορισμένες ιατρικές διαδικασίες οι οποίες απαιτούν φυσική παρουσία, έχει ανοίξει νέους δρόμους για τη βελτίωση της περίθαλψης και την ενίσχυση της επικοινωνίας μεταξύ ιατρών και ασθενών.

Μέσω φορητών συσκευών που διαθέτουν τα περισσότερα νοικοκυριά, είναι δυνατή η μέτρηση διαφόρων παραμέτρων, όπως είναι οι παλμοί, η πίεση του αίματος, ο κορεσμός οξυγόνου αλλά ακόμα και καταγραφές με χρήση του μικροφώνου που διαθέτουν τα έξυπνα κινητά τηλέφωνα, και η αξιοποίηση τους από ιατρούς για την διάγνωση και την παρακολούθηση των ασθενών. Αυτή η δυνατότητα, έχει πολλά οφέλη καθώς ο ασθενής από την άνεση και την ασφάλεια του σπιτιού εξοικονομεί χρόνο και κόστος, η παρακολούθηση γίνεται σε πραγματικό χρόνο, με αποτέλεσμα κιόλας η περίθαλψη να είναι πιο εξειδικευμένη και κυρίως βοηθάει στην πρόληψη και την πρόγνωση.

Επιπλέον, με την εξέλιξη της τεχνολογίας αναδύονται νέες ευκαιρίες για ανάπτυξη της τηλεϊατρικής με την χρήση της μηχανικής μάθησης. Η μηχανική μάθηση μπορεί να συμβάλει σημαντικά στη βελτιστοποίηση της παρακολούθησης και διάγνωσης των ασθενών λόγω των δυνατοτήτων ανάλυσης δεδομένων που προσφέρει και την πληθώρα πληροφοριών που μπορεί να διαχειριστεί σε πραγματικό χρόνο. Η συνεργασία ιατρού και μηχανικής μάθησης μπορεί να επιφέρει πιο ακριβείς διαγνώσεις και πιο αποτελεσματικές θεραπείες, βελτιώνοντας έτσι την ποιότητα ζωής των ασθενών και εξοικονομώντας χρόνο και πόρους στον τομέα της υγείας.

Τέλος, η πανδημία του COVID-19 άλλαξε δραστικά την καθημερινότητα γεγονός που είχε ως αποτέλεσμα μια μεγάλη αύξηση των επιπέδων άγχους του γενικού πληθυσμού. Αυτή η αύξηση αποτέλεσε την αφορμή για την μελέτη της ψυχικής υγείας του ανθρώπου και την αρχή για ανοιχτή συζήτηση γύρω από αυτή. Όπως είναι πλέον γνωστό, η ψυχική υγείας και το άγχος που διακατέχει έναν άνθρωπο, τις περισσότερες φορές δεν είναι εμφανή δυσκολεύοντας έτσι την αναγνώριση και την διάγνωση τους. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο ερευνώνται τρόποι για την αναγνώριση του άγχους και την καταπολέμηση του.

1.1. Στόχοι

Δεδομένου των παραπάνω, σκοπός αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης για την αναγνώριση του άγχους και συγκεκριμένα, η μελέτη της ικανότητας αναγνώρισης επιπέδων άγχους, με χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης, βασισμένη σε ηχητικές καταγραφές φωνής και βήχα. Αξιοποιώντας δεδομένα που συλλέχθηκαν μέσω της εφαρμογής SmartyforCovid [1] κατά την περίοδο της πανδημίας μελετήθηκε η δυνατότητα αναγνώρισης των επιπέδων άγχους σχετικά με την πανδημία αξιοποιώντας διάφορα μοντέλα μηχανικής μάθησης. Για τον σκοπό αυτό, αρχικά πραγματοποιήθηκε μια βιβλιογραφική αναζήτηση σχετικά με το άγχος, τους τρόπους αναγνώρισής συναισθημάτων με χρήση μηχανικής μάθησης, την αξιοποίηση ηχητικών καταγραφών ως εισόδους στα μοντέλα αυτά, καθώς και την συσχέτιση μεταξύ του άγχους σχετικά με την πανδημία και τον εμβολιασμό. Έπειτα, αναλύθηκε στατιστικά το σύνολο δεδομένων, ανεξάρτητα η κάθε μεταβλητή αλλά και σε συνάρτηση με το άγχος με σκοπό να εντοπιστούν πιθανές συσχετίσεις μεταξύ του άγχους και άλλης μεταβλητής. Τέλος, δοκιμάστηκαν διαφορετικές προσεγγίσεις για την εκπαίδευσή του νευρωνικού δικτύου αξιοποιώντας τις διαθέσιμες ηχητικές καταγραφές και αξιολογήθηκαν τα αποτελέσματα των συγκεκριμένων προσεγγίσεων.

1.2. Δομή

Η παρούσα εργασία είναι οργανωμένη σε πέντε κεφάλαια:

- Στο **Κεφάλαιο 2** μελετάται το θεωρητικό υπόβαθρο που σχετίζεται με την παρούσα εργασία.
- Στο **Κεφάλαιο 3** παρουσιάζονται το σύνολο των δεδομένων που αξιοποιήθηκαν, καθώς και τα αποτελέσματα της στατιστικής ανάλυσής του.
- Στο **Κεφάλαιο 4** περιγράφεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την προεπεξεργασία των δεδομένων και την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης
- Στο **Κεφάλαιο 5** γίνεται η παρουσίαση των αποτελεσμάτων των διαφορετικών προσεγγίσεων και η αξιολόγησή τους.
- Στο **Κεφάλαιο 6** συνοψίζονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την παρούσα εργασία και προτείνονται τρόποι επέκτασής της.

2. Θεωρητικό Υπόβαθρο

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο και έρευνες σχετικές με το θέμα της παρούσας εργασίας. Αρχικά μελετώνται τα συναισθήματα και συγκεκριμένα το άγχος καθώς και το άγχος σχετικά με την πανδημία που προκάλεσε ο ιός Sars-CoV-2, η σημασία της αναγνώρισης συναισθημάτων και οι τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται σε αυτόν τον τομέα. Τέλος, παρουσιάζεται η συμβολή της μηχανικής μάθησης στην αναγνώριση συναισθημάτων και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία ηχητικών καταγραφών.

2.1. Συναισθήματα και Άγχος

2.1.1. Εισαγωγή

Τα συναισθήματα είναι ένα από τα βασικά στοιχεία της ανθρώπινης ύπαρξης και πολλά άρθρα έχουν επισημάνει τη σημασία των συναισθημάτων τόσο στην ψυχολογία όσο και στην κοινωνική διάσταση της ανθρώπινης ύπαρξης [2]. Η κατανόηση των συναισθημάτων είναι καίριας σημασίας για την κοινωνική συνύπαρξη των ανθρώπων αλλά και την αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής. Τα συναισθήματα σε επιφανειακό επίπεδο φαίνονται απλά καθώς αποτελούν κομμάτι της καθημερινότητας, όμως στην πραγματικότητα είναι εξαιρετικά περίπλοκα. Κάθε άνθρωπος βιώνει και διαχειρίζεται τα συναισθήματα του με διαφορετικό τρόπο ανάλογα με το περιβάλλον του και τις προσωπικές του εμπειρίες. Λόγω αυτής της ιδιαιτερότητας τους ο ορισμός των συναισθημάτων αποτελεί ένα δύσκολο εγχείρημα, το οποίο ακόμα δεν έχει επιτευχθεί [2].

Παρόλο που δεν υπάρχει γενικός αποδεκτός ορισμός των συναισθημάτων, υπάρχει η γενική συμφωνία ότι τα συναισθήματα αποτελούνται από τρία μέρη: τις υποκειμενικές εμπειρίες, τις συμπεριφορικές αντιδράσεις και τις φυσιολογικές αντιδράσεις [3]. Πιο αναλυτικά, κάθε συναίσθημα ξεκινάει από μια υποκειμενική εμπειρία, δηλαδή ένα ερέθισμα. Το κάθε άτομο μπορεί από το ίδιο ερέθισμα να νοιώθει διαφορετικά συναισθήματα, ενώ η ένταση του συναισθήματος δεν εξαρτάται από την ένταση του ερεθίσματος. Οι συμπεριφορικές αντιδράσεις αποτελούν την πραγματική έκφραση του συναισθήματος. Τέτοιες αντιδράσεις είναι το χαμόγελο, οι γκριμάτσες, το γέλιο και άλλες αντιδράσεις που εξαρτώνται από την προσωπικότητα του ατόμου και τα κοινωνικά του πρότυπα [3]. Τέλος, οι φυσιολογικές αντιδράσεις, όπως είναι οι αυξημένοι σφυγμοί, αναφέρονται σε αποτελέσματα της αντίδρασης του αυτόνομου νευρικού συστήματος στο συναίσθημα, στις οποίες συμβάλει και η έκφραση του προσώπου. Σύμφωνα με την υπόθεση της ανατροφοδότησης του προσώπου, μια έκφραση του προσώπου δεν εκφράζει απλά ένα συναίσθημα, αλλά η αισθητηριακή ανατροφοδότηση από τη δράση του προσώπου επηρεάζει τη συναισθηματική εμπειρία [4].

Ο διαχωρισμός των συναισθημάτων σε κατηγορίες έχει αποτελέσει το κέντρο διαφόρων μελετών. Η γενικώς αποδεκτή θεωρία διαχωρίζει τα συναισθήματα σε δυο κατηγορίες, τα βασικά και τα σύνθετα συναισθήματα. Στα βασικά συναισθήματα ανήκουν όσα συναισθήματα είναι ευκόλως αναγνωρίσιμα μέσω εκφράσεων του προσώπου και συνήθως συμβαίνουν αυτόματα. Είναι αμιγή και έμφυτα, με κοινά χαρακτηριστικά ανεξαρτήτως κουλτούρας και είναι πολύ πιθανό να συνέβαλαν στην επιβίωση του ανθρώπινου είδους. Τα βασικά συναισθήματα είναι έξι και συγκεκριμένα είναι η λύπη, η χαρά, ο φόβος, ο θυμός, η έκπληξη και η αηδία. Αντιθέτως, στα σύνθετα συναισθήματα ανήκουν τα συναισθήματα τα οποία δεν αναγνωρίζονται το ίδιο εύκολα και αποτελούν σύνθεση δύο ή περισσότερων από τα βασικά συναισθήματα. Μερικά από αυτά τα συναισθήματα είναι η αγάπη, η ζήλεια, η ενοχή και το άγχος [3].



Εικόνα 2.1 Διάγραμμα βασικές έννοιες συναισθημάτων και ομοιοτήτων τους [5]

2.1.2. Στρες και Άγχος

Το στρες είναι μια αυτόματη κατάσταση ψυχικής ή συναισθηματικής φόρτισης ή έντασης που προκύπτει από δυσμενείς ή απαιτητικές περιβαλλοντικές συνθήκες, ιδίως όταν οι πόροι είναι περιορισμένοι, προκαλώντας την απελευθέρωση αδρεναλίνης, η οποία επιτρέπει την λήψη γρήγορων αποφάσεων [6]. Το στρες βασίζεται στη σχέση μεταξύ ενός ατόμου και του περιβάλλοντός του, ειδικά όταν αυτό το περιβάλλον είναι πρωτόγνωρο, ενώ μπορεί να προκαλείται και από την ψυχική αναπαράσταση τραυματικών γεγονότων ή εμπειριών, όπως είναι η διαταραχή μετατραυματικού στρες (Posttraumatic stress disorder, PTSD) [6].

Το άγχος χαρακτηρίζεται από έντονο φόβο ως αποτέλεσμα αισθήματος απειλής και αδυναμίας από ένα περιβαλλοντικό ερέθισμα, με σκοπό να προστατεύσει τον άνθρωπο από πιθανούς κινδύνους προετοιμάζοντάς τον για αυτούς [6]. Κάποιος μπορεί, ωστόσο, να έχει άγχος ακόμη και αν δεν είναι σε θέση να αναγνωρίσει την ακριβή φύση της απειλής που προκαλεί τον φόβο. Το άγχος συνοδεύεται από συναισθήματα όπως η νευρικότητα, η ανησυχία, η αμηχανία, η προσμονή, μαζί με φυσιολογικές και σωματικές αντιδράσεις που προετοιμάζουν κάποιον να είτε να αποφύγει είτε να καταπολεμήσει την απειλή που προκαλεί το φόβο. Με την αύξηση του βαθμού του άγχους, από κινητοποιητικό μετατρέπεται σε βλαπτικό για την υγεία [6].

Διαφορετικοί άνθρωποι αντιδρούν διαφορετικά σε στρεσογόνες καταστάσεις ανάλογα με τους φυσιολογικούς, γνωστικούς και συναισθηματικούς τους πόρους. Είναι δυνατόν ένα άτομο να βιώνει περισσότερο στρες με λιγότερο άγχος, και το αντίθετο, καθώς το στρες εξαρτάται από εξωτερικούς παράγοντες ενώ το άγχος από εσωτερικούς [6]. Το στρες και το άγχος συνδέονται δυναμικά, το ένα μπορεί να παράξει το άλλο, παραμένουν όμως δύο διαφορετικά συναισθήματα. Το στρες μπορεί να προκληθεί είτε εξαιτίας ενός μεγάλου γεγονότος ή μιας κατάστασης, είτε μπορεί να είναι αποτέλεσμα συσσώρευσης πολλών μικρότερων πραγμάτων, καθιστώντας δύσκολο τον εντοπισμό της πηγής του και την εξήγησή του [7]. Οι τομείς που επηρεάζουν την εμφάνισή τους ποικίλλουν. Αρχικά, ένα άτομο μπορεί να έχει στρες λόγω συνθηκών που επηρεάζουν τον εαυτό του όπως είναι μια ασθένεια ή ένας τραυματισμός, η γονεϊκότητα και προβλήματα γονιμότητας, η θλίψη, η κακοποίηση, η οργάνωση ενός περίπλοκου γεγονότος, όπως είναι οι διακοπές και ο γάμος, και οι καθημερινές εργασίες, ενώ στρες μπορεί να προκληθεί και από το οικογενειακό και φιλικό περιβάλλον λόγω δυσκολίας στις διαπροσωπικές σχέσεις, όπως ο γάμος, ο χωρισμός και οι δύσκολες σχέσεις με γονείς, αδέρφια, φίλους ή παιδιά. Πολύ συχνά το στρες προκαλείται από υποχρεώσεις της εργασιακής απασχόλησης του ατόμου και των σπουδών του, δηλαδή εξαιτίας εξετάσεων και προθεσμιών, απώλεια ή έναρξη εργασίας, μακροχρόνια ανεργία και σύνταξη. Επίσης, η στέγαση και τα χρήματα αποτελούν βασικό παράγοντα του στρες με βασικούς πυροδότες τα προβλήματα στέγασης, μια μετακόμιση ή η έλλειψη στέγασης, αλλά και ανησυχίες σχετικά με την διαχείριση χρημάτων και χρεών. Τέλος, μεγάλη σημασία στο στρες που βιώνει ένα άτομο έχουν και οι κοινωνικοί παράγοντες. Στρες προκαλείται από τον στιγματισμό και τον ρατσισμό, την κακή πρόσβαση σε υπηρεσίες όπως η ιατρική περίθαλψη, χώρους πρασίνου και μεταφορές, καθώς και από την βίωση ενός αγχωτικού κοινοτικού, εθνικού ή παγκόσμιου γεγονότος, όπως η πανδημία του κορονοϊού [7].

Παρόλο που η έρευνα γύρω από το στρες και το άγχος είναι περιορισμένη, λόγω της δυσκολίας μέτρησής του και την έλλειψη κοινών ορισμών [8], πληθώρα ερευνών αναδεικνύουν το γεγονός πως επηρεάζει ανθρώπους ανεξαρτήτως ηλικιακής κατηγορίας και κουλτούρας [9], [10], [11]. Το άγχος εκφράζεται διαφορετικά σε κάθε άνθρωπο μέσω διαφορετικών συναισθημάτων, σωματικών και νοητικών [12]. Μερικά από τα σωματικά

συμπτώματα είναι αναταραχή στο στομάχι, ζάλη, υπερκινητικότητα, πονοκέφαλος ή άλλος σωματικός πόνος, γρήγορη αναπνοή, αυξημένοι ή ακανόνιστοι σφυγμοί, εφίδρωση, εξάψεις, προβλήματα ύπνου, αλλαγή στην συχνότητα της ανάγκης για τουαλέτα και κρίσεις πανικού. Από την άλλη μεριά, τα νοητικά συμπτώματα μπορεί να περιλαμβάνουν νευρικότητα, ένταση, φόβο για το χειρότερο δυνατό, άγχος για το ίδιο το άγχος, ότι, δηλαδή, γίνεται αισθητό από τους γύρω και ότι όλοι είναι θυμωμένοι, ανάγκη επιβεβαίωσης, χαμηλή διάθεση, κατάθλιψη και ανησυχία για το μέλλον [12]. Τέλος, ένα άτομο μπορεί λόγω άγχους να δυσκολεύεται σε καθημερινές δραστηριότητες όπως η φροντίδα του εαυτού του, η διατήρηση της θέσης εργασίας, η σύναψη και διατήρηση διαπροσωπικών σχέσεων, η δοκιμή νέων πραγμάτων και η απόλαυση του ελεύθερου χρόνου του [12].

Συχνά, η διαχείριση του στρες μπορεί να οδηγήσει στην υιοθέτηση ανθυγιεινών συνηθειών, όπως η υπερβολική κατανάλωση αλκοόλ, η ενασχόληση με τυχερά παιχνίδια, η ανάπτυξη διατροφικών διαταραχών, η ψυχαναγκαστική ενασχόληση με τα ψώνια και το διαδίκτυο, το κάπνισμα και η κατάχρηση ουσιών. Αυτές οι συνήθειες παρέχουν προσωρινή ανακούφιση, αλλά μπορεί να έχουν μακροπρόθεσμα βλαβερές και καταστροφικές συνέπειες [7]. Το άγχος είναι μια φυσιολογική αντίδραση στο στρες που πολλοί άνθρωποι βιώνουν κατά τη διάρκεια της ζωής τους. Ένα άτομο μπορεί να αισθάνεται άγχος σε καταστάσεις όπως η δημόσια ομιλία, η διεξαγωγή εξετάσεων ή η λήψη σημαντικών αποφάσεων. Ωστόσο, αν το άγχος υπερβεί την προσωρινή ανησυχία ή φόβο, δεν υποχωρεί ή επιδεινώνεται με την πάροδο του χρόνου, αυτό μπορεί να αποτελεί ένδειξη αγχώδους διαταραχής [13].

Η διάγνωση του στρες και του άγχους είναι δύσκολη υπόθεση καθώς είναι υποκειμενικά, δηλαδή η αίσθησή τους διαφέρει από άτομο σε άτομο και οι ίδιες καταστάσεις μπορεί να επηρεάσουν τους ανθρώπους διαφορετικά. Επίσης τα συμπτώματα τους, όπως αναλύθηκαν παραπάνω είναι πολύπλοκα και επηρεάζουν διάφορους τομείς της ζωής, όπως η φυσική υγεία, η ψυχολογική κατάσταση και η συμπεριφορά. Όταν ένα άτομο παρουσιάζει συμπτώματα που υποδηλώνουν την παρουσία μιας αγχώδους διαταραχής, οι επαγγελματίες στον τομέα της υγείας συνήθως ακολουθούν μια ολοκληρωμένη διαδικασία αξιολόγησης [13]. Αυτή η διαδικασία αρχίζει με μια ενδελεχή εξέταση που διενεργείται από έναν γιατρό, ρωτώντας για το ιατρικό ιστορικό του ατόμου και πραγματοποιώντας σωματική εξέταση, με σκοπό να εξαλειφθούν τυχόν υποκείμενα νοσήματα που θα μπορούσαν να συμβάλουν στα συμπτώματα που παρουσιάζει ο ασθενής [13]. Συχνά τα συμπτώματα επικαλύπτονται με αυτά άλλων ψυχικών ή σωματικών παθήσεων όπως η κατάθλιψη, με αποτέλεσμα να μην υπάρχει μια συγκεκριμένη εργαστηριακή εξέταση για την οριστική διάγνωση των αγχώδων διαταραχών [13]. Έπειτα, συγκεντρώνονται πληροφορίες σχετικά με τα συμπτώματα και το ιατρικό ιστορικό. Σε ορισμένες περιπτώσεις, μια εξέταση αίματος μπορεί να προταθεί για τον εντοπισμό πιθανών ιατρικών αιτιών, όπως ο υποθυρεοειδισμός, που παρουσιάζει παρόμοια συμπτώματα. Ερωτήσεις

γίνονται και σχετικά με τα φάρμακα που λαμβάνει ο ασθενής καθώς μπορεί να προκαλέσουν συμπτώματα που μοιάζουν με αυτά του άγχους. Εάν δεν εντοπιστούν υποκείμενες σωματικές αιτίες, ο γιατρός μπορεί να παραπέμψει το άτομο σε ειδικό ψυχικής υγείας, όπως ψυχίατρο, ψυχολόγο ή άλλον επαγγελματία που ειδικεύεται στην ψυχική υγεία. Αυτοί οι ειδικοί χρησιμοποιούν διάφορες μεθόδους αξιολόγησης, συμπεριλαμβανομένων εκτενών ερωτήσεων, τυποποιημένων εργαλείων και ψυχολογικών δοκιμών, για να αξιολογήσουν την παρουσία και τη σοβαρότητα μιας αγχώδους διαταραχής. Ο ειδικός συνήθως ρωτάει σχετικά με τα συμπτώματα του ατόμου, συμπεριλαμβανομένης της έναρξης, της διάρκειας, της σοβαρότητας και τυχόν προηγούμενες εμφανίσεις παρόμοιων συμπτωμάτων. Οι πληροφορίες αυτές βοηθούν στην κατανόηση της εξέλιξης των συμπτωμάτων και τον εντοπισμό τυχόν μοτίβων ή πυροδοτών που μπορεί να συνδέονται με την ψυχολογική κατάσταση του ατόμου. Τέλος, ο ειδικός μπορεί να ρωτήσει για προηγούμενες θεραπείες ή παρεμβάσεις στις οποίες έχει υποβληθεί το άτομο για παρόμοια συμπτώματα [13].

2.1.3. Επιπτώσεις Χρόνιου Άγχους

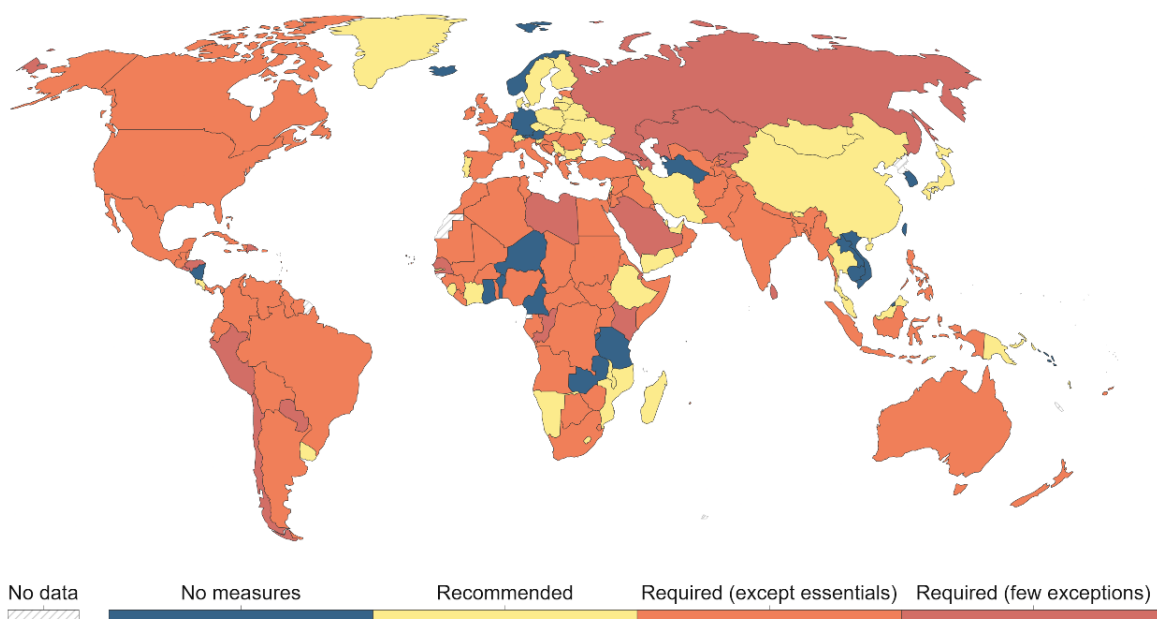
Η εκτεταμένη έκθεση στο στρες και το άγχος, έχει σοβαρές επιπτώσεις στην ψυχική υγεία, καθώς αποτελεί μια μορφή συνεχούς διέγερσης αποτρέποντας τους μηχανισμούς χαλάρωσης και ομοιόστασης να λειτουργήσουν ορθά [14]. Το χρόνια στρες έχει επιπτώσεις στην λειτουργία και τη φυσιολογία του εγκεφάλου [15] και συνδέεται με πληθώρα ψυχικών ασθενειών και γνωστικών διαταραχών [16]. Συγκεκριμένα, το στρες και το άγχος διεγείρουν το καρδιαγγειακό σύστημα, με αποτέλεσμα στις περιπτώσεις χρόνια διέγερσής του, να υπάρχει συνεχής αύξηση της αρτηριακής πίεσης και της αγγειακής υπερτροφίας [17]. Με την πάροδο του χρόνου, τα χρόνια αυξημένα και ταχέως μεταβαλλόμενα επίπεδα αρτηριακής πίεσης μπορεί να οδηγήσουν σε κατεστραμμένες αρτηρίες και σχηματισμό πλάκας [17]. Έχουν γίνει αρκετές μελέτες [18], [19], [20], [21] οι οποίες έχουν αναδείξει μια συσχέτιση μεταξύ άγχους και ασθενειών, όπως η στεφανιαία νόσος [21], χωρίς να είναι σαφείς οι υποκείμενοι διαμεσολαβητές [17]. Επίσης, έχει παρατηρηθεί συσχέτιση μεταξύ του άγχους και της κατάθλιψης, με το 20% έως 25% των ανθρώπων οι οποίοι βίωσαν στρεσογόνα γεγονότα να αναπτύσσουν κατάθλιψη [22]. Τέλος, το άγχος φαίνεται να συνδέεται και να επηρεάζει διάφορες ασθένειες, όπως ο καρκίνος [23], όμως λόγω της φύσης του στρες και του άγχους συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν μόνο μέσω πειραματικών μελετών, τις οποίες απαγορεύουν δεοντολογικοί λόγοι σχετικά με την διεξαγωγή πειραματικών μελετών σε ανθρώπους [23].

2.1.4. Άγχος και COVID-19

Η παγκόσμια ιστορία άλλαξε στις 9 Ιανουαρίου 2020, όταν οι κινέζικες αρχές επίσημα ανακοίνωσαν την ύπαρξη ενός νέου στελέχους κορονοϊού, του Sars-CoV-2, το οποίο προκάλεσε την αιφνίδια εμφάνιση και την ανεξέλεγκτη εξάπλωση αναπνευστικών λοιμώξεων [24]. Ο παγκόσμιος πληθυσμός παρέμεινε ανυποψίαστος στην αρχή, με τον

καιρό όμως βρέθηκε μπροστά σε μια πρωτόγνωρη κατάσταση, μια παγκόσμια επιδημία που αναστάτωσε την καθημερινότητα σε όλο τον κόσμο [25]. Τα κυβερνητικά όργανα σε συνεργασία με τους αρμόδιους υγειονομικούς φορείς κάθε χώρας έλαβαν άμεσα μέτρα με σκοπό την αντιμετώπιση ενός υγειονομικού κινδύνου του οποίου τα χαρακτηριστικά δεν είχαν κατανοηθεί πλήρως και για τον οποίο δεν υπήρχε καθολικά αποδεκτή και πλήρως αποτελεσματικής θεραπεία.

Η νέα καθημερινότητα χαρακτηριζόταν από τηλεργασία, απομόνωση, καραντίνα, κοινωνική αποστασιοποίηση, αποφυγή επαφών, σχολαστική υγιεινή, μάσκες και ελεγχόμενη κυκλοφορία. Τα μέτρα αυτά είχαν σκοπό την αναχαίτιση της εξάπλωσης του ιού και ορισμένα από αυτά, όπως η τηλεργασία και η μάσκα σε χώρους με συγχρωτισμό, υιοθετήθηκαν από μεγάλο κομμάτι του πληθυσμού [26]. Για μεγάλες περιόδους χρόνου, τέθηκαν μέτρα απομόνωσης στις περισσότερες χώρες του κόσμου (Εικόνα 2.2). Μέσα σε ένα βράδυ αναιρέθηκε ότι μέχρι τότε θεωρούταν φυσιολογικό και δεδομένο, γεγονός που σε συνδυασμό με τον άγνωστο μέχρι τότε όρο κορονοϊό, προκάλεσε αβεβαιότητα και φόβο στο γενικό πληθυσμό [27].



Εικόνα 2.2 Μέτρα παραμονής στο σπίτι κατά τη διάρκεια της πανδημίας COVID-19, Μάιος 2020 [28], [29]

Ο φόβος και η αβεβαιότητα και η ύπαρξη μιας παγκόσμιας πανδημίας, όπως αναλύθηκε παραπάνω, είναι μερικοί από τους παράγοντες που προκαλούν και ενισχύουν το άγχος. Ως εκ τούτου, πολλοί επιστήμονες έστρεψαν τις μελέτες τους στην διερεύνηση της ψυχολογικής κατάστασης του γενικού πληθυσμού κατά τη διάρκεια της εξέλιξης της πανδημίας [30].

Κάποιοι από τους παράγοντες που αυξάνουν το άγχος ήταν οι αλλαγές στον εργασιακό τομέα και οι απώλειες εργασιών, οι οικονομικές δυσκολίες που προκλήθηκαν, η επαφή με ασθενείς και η έκθεση σε αυξημένα ποσοστά λοιμώξεων [31], [32]. Σε έρευνα

που πραγματοποιήθηκε το 2021 [33], παρατηρήθηκε ότι η ήπειρος της Αφρικής παρουσίασε το υψηλότερο άγχος με αισθητή διαφορά από τις υπόλοιπες ηπείρους, με ποσοστό 61,8%. Ακολουθούν η ήπειρος της Αμερικής, της Ευρώπης και της Ασίας με ποσοστά 34,9%, 30,7% και 24,5% αντίστοιχα [33]. Συγκεκριμένα στην Ελλάδα, οι γυναίκες παρουσίασαν υψηλότερο άγχος σε σύγκριση με τους άντρες [34], [35] ανεξαρτήτως ηλικίας. Όσον αφορά τα ποσοστά άγχους ανά ηλικιακή κατηγορία δεν είναι ξεκάθαρα, παρατηρήθηκε όμως ότι οι νεαρότερες ηλικίες παρουσιάζουν αυξημένο άγχος [34], [35]. Επιπλέον παράγοντες που επηρεάζουν τα επίπεδα του άγχους του πληθυσμού είναι η εν εξέλιξη φοίτηση σε πανεπιστήμιο, η έλλειψη εργασιακής απασχόλησης, ενώ το επίπεδο σπουδών παρουσίασε μια αντιστρόφως ανάλογη σχέση με το άγχος [35].

Διαφορά στα επίπεδα άγχους παρατηρήθηκε και ανάλογα με τις συνθήκες εργασίας. Οι εργαζόμενοι στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, και κυρίως όσοι βρίσκονται στην πρώτη γραμμή της αντιμετώπισης της πανδημίας, παρουσίασαν υψηλότερα επίπεδα άγχους [36]. Διάφοροι παράγοντες που επηρέασαν σημαντικά την ψυχολογική κατάσταση των επαγγελματιών στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης αποτελούν η έλλειψη διαγνωστικών εξετάσεων και προστατευτικού εξοπλισμού, οι ανησυχίες για πιθανή μετάδοση του ιού στα μέλη της οικογένειας, οι απότομες αλλαγές σε συνθήκες εργασίας, όπως οι παρατεταμένες βάρδιες, η έλλειψη εμπειρίας, η απομόνωση και οι προϋπάρχουσες ψυχικές ασθένειες [37]. Τέλος, η πανδημία επηρέασε και την λειτουργία των πανεπιστημίων γεγονός που επηρέασε την ψυχολογική κατάσταση των φοιτητών. Μερικοί από τους παράγοντες που επηρέασαν τα επίπεδα του άγχους τους ήταν η απομακρυσμένη διδασκαλία, τα μέτρα απομόνωσης, η διαμονή σε εστίες της νόσου COVID-19, η επαφή με κρούσματα και ο βομβαρδισμός με ειδήσεις από τα μέσα μαζικής ενημέρωσης [38], [39].

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η σχέση μεταξύ των επιπέδων άγχους και της κατάστασης εμβολιασμού. Πληθώρα ερευνών ανέδειξε μια ανάλογη σχέση μεταξύ του άγχους και της προθυμίας να εμβολιαστούν κατά του COVID-19 [40], [41]. Παρατηρήθηκε ότι τα άτομα με χαμηλά επίπεδα άγχους είχαν μεγαλύτερες αμφιβολίες σχετικά με την αποτελεσματικότητα των εμβολίων και παρουσίασαν απροθυμία να εμβολιαστούν κατά του ιού. Μερικοί από τους λόγους που συμβάλουν σε αυτήν την απροθυμία είναι η ελλιπής μόρφωση και ενημέρωση ώστε να μπορούν να λάβουν την απόφαση σχετικά με τον εμβολιασμό τους, καθώς και η αβεβαιότητα και η αστάθεια που προκλήθηκε από την πανδημία [41]. Αυτή η σχέση μεταξύ της προθυμίας εμβολιασμού και του άγχους αποτέλεσε κομμάτι της έρευνας στα πλαίσια της παρούσας εργασίας.

2.2. Μηχανική Μάθηση

2.2.1. Εισαγωγή

Η τεχνητή νοημοσύνη, στη σύγχρονη εποχή, διαδραματίζει έναν ολοένα και πιο σημαντικό ρόλο στην καθημερινή ζωή, επηρεάζοντας τον τρόπο εργασίας, επικοινωνίας και αλληλεπίδρασης με τον κόσμο. Δεν υπάρχει ένας γενικά αποδεκτός ορισμός του όρου τεχνητή νοημοσύνη, όμως, ένας κοινός ορισμός του είναι ότι πρόκειται για μια τεχνολογία που επιτρέπει στις μηχανές να μιμούνται διάφορες σύνθετες ανθρώπινες δεξιότητες [42].

Η μηχανική μάθηση είναι ένας κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης που ασχολείται με την ανάπτυξη αλγορίθμων και τεχνικών που επιτρέπουν στους υπολογιστές να εκπαιδεύονται με τη χρήση δεδομένων. Στόχος της μηχανικής μάθησης είναι να επιτρέπει στους υπολογιστές να εκτελούν συγκεκριμένες εργασίες χωρίς να χρειάζεται να προγραμματίζονται εξαντλητικά για κάθε πιθανή περίπτωση. Αντίθετα, τα συστήματα μηχανικής μάθησης είναι σε θέση να «μαθαίνουν» και να βελτιώνονται με την εμπειρία, μιμούμενα τον άνθρωπο, σε τέτοιο βαθμό που με τον καιρό να τελειοποιούν ένα μοντέλο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη αποτελεσμάτων βάσει της εκπαίδευσής του [43]. Αυτό τους επιτρέπει να αναγνωρίζουν μοτίβα, να κάνουν προβλέψεις ή να λαμβάνουν αποφάσεις, ανάλογα με την εφαρμογή.

2.2.2. Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί αλγόριθμοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην μηχανική μάθηση. Η επιλογή του αλγορίθμου γίνεται βάση της κάθε εφαρμογής και του επιθυμητού αποτελέσματος. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χωρίζονται σε τρεις τύπους μάθησης: επιβλεπόμενη μάθηση, μη επιβλεπόμενη μάθηση ή ενισχυτική μάθηση [43], [44].

2.2.2.1. Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η επιβλεπόμενη μάθηση αναφέρεται στην αξιοποίηση ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης με ετικέτες. Τα επισημασμένα σύνολα δεδομένων έχουν παραμέτρους εισόδου και εξόδου. Στην επιβλεπόμενη μάθηση οι αλγόριθμοι μαθαίνουν να αντιστοιχίζουν σημεία μεταξύ των εισόδων και των σωστών εξόδων. Κατά την εκπαίδευση τα σύνολο που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την επικύρωση είναι επισημασμένα. Στόχος της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η εκπαίδευση ενός μοντέλου ώστε, γενικεύοντας τα δείγματα εκπαίδευσης, να προβλέπει σωστά την έξοδο για νέα δείγματα [43]. Οι δύο πιο συνηθισμένες κατηγορίες επιβλεπόμενης μάθησης είναι τα προβλήματα ταξινόμησης και τα προβλήματα παλινδρόμησης.

Η ταξινόμηση ασχολείται με την πρόβλεψη κατηγορικών μεταβλητών-στόχων, οι οποίες αντιπροσωπεύουν διακριτές κλάσεις ή ετικέτες. Πιο συγκεκριμένα, οι αλγόριθμοι ταξινόμησης εκπαιδεύονται στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και μαθαίνουν να

αντιστοιχίζουν τα χαρακτηριστικά εισόδου σε μία από τις προκαθορισμένες κλάσεις. Παράδειγμα προβλήματος ταξινόμησης είναι η ταξινόμηση ασθενών σε άτομα με υψηλό επίπεδο άγχους και άτομα με χαμηλό επίπεδο άγχους [44].

Η παλινδρόμηση, από την άλλη πλευρά, ασχολείται με την πρόβλεψη συνεχών μεταβλητών-στόχων, οι οποίες αντιπροσωπεύουν αριθμητικές τιμές. Οι αλγόριθμοι παλινδρόμησης μαθαίνουν να αντιστοιχίζουν τα χαρακτηριστικά εισόδου σε μια συνεχή αριθμητική τιμή. Παράδειγμα προβλήματος ταξινόμησης είναι η μελέτη τη σχέσης μεταξύ επιπέδων άγχους, ως συνεχή μεταβλητή, και πίεσης των ασθενών [44].

2.2.2.2. Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση είναι ένας τύπος μηχανικής μάθησης κατά την οποία ένας αλγόριθμος ανακαλύπτει μοτίβα και σχέσεις μεταξύ μη επισημασμένων δειγμάτων. Ο αλγόριθμος προσπαθεί να εντοπίσει φυσικές σχέσεις και ομαδοποιήσεις μέσα στα δεδομένα χωρίς να υπάρχει πληροφορία για κάποιο αποτέλεσμα ούτε σωστή απάντηση, προσπαθούν, δηλαδή, να εντοπίσουν απροσδιόριστες υποομάδες με παρόμοια χαρακτηριστικά [44]. Σε αντίθεση με την επιβλεπόμενη μάθηση, δεν παρέχονται στον αλγόριθμο επισημασμένες έξοδοι-στόχοι. Ο πρωταρχικός στόχος της μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ανακάλυψη κρυφών μοτίβων, ομοιοτήτων ή συστάδων μέσα στα δεδομένα, τα οποία μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για διάφορους σκοπούς, όπως η εξερεύνηση δεδομένων, η ομαδοποίηση, η μείωση της διαστατικότητας. Πλεονέκτημα αυτού του τύπου μάθησης, είναι το γεγονός ότι δεν απαιτεί την ανθρώπινη καθοδήγηση, ενώ κοινή υλοποίηση της μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης, οι οποίοι ομαδοποιούν τις τα δείγματα βάσει παρόμοιων χαρακτηριστικών των δεδομένων [44].

2.2.2.3. Ενισχυτική Μάθηση

Η ενισχυτική μάθησης χαρακτηρίζεται από την αλληλεπίδραση ενός πράκτορα με το περιβάλλον του. Σε αυτή την τεχνική, ο πράκτορας έχει στόχο την μεγιστοποίηση της απόδοσής του. Για να το πετύχει, εκτελεί ενέργειες και λαμβάνει αποφάσεις, μαθαίνοντας να προσαρμόζεται μέσω της ανατροφοδότησης που λαμβάνει με τη μορφή ανταμοιβών ή ποινών [44]. Ως πράκτορας ορίζεται οποιοδήποτε ευφυές σύστημα ικανό να αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του και να ενεργεί σε αυτό, όπως είναι ένα πρόγραμμα λογισμικού ή ένα ρομπότ. Σε αντίθεση με τους προηγούμενους τύπους μηχανικής μάθησης δεν εκπαιδεύεται με χρήση συνόλου δεδομένων αλλά μέσω μιας επαναληπτικής προσέγγισης με την ανατροφοδότηση ανταμοιβών ή ποινών ως αποτέλεσμα μιας δεδομένης ενέργειας σε σχέση με κάποια δεδομένα. Με τις ανταμοιβές (θετική ενίσχυση) επιβραβεύεται ο πράκτορας για την πραγματοποίηση μιας επιθυμητής ενέργειας και ενθαρρύνεται να επαναλάβει τη συμπεριφορά. Αντίθετα, οι ποινές (αρνητική ενίσχυση) αποθαρρύνουν τον πράκτορα από το να επαναλάβει τη συμπεριφορά. Βάση της ανατροφοδότησής, ο πράκτορας αυτοπροσαρμόζεται και επιχειρεί εκ νέου μια ενέργεια σε σχέση με τα νέα δεδομένα [44].

2.2.3. Μοντέλα Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης

Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας, χρησιμοποιήθηκαν μοντέλα επιβλεπόμενης μάθησης τα οποία παρουσιάζονται σε αυτό το κεφάλαιο.

2.2.3.1. Πολυεπίπεδο Νευρωνικό Δίκτυο

Μια βασική μέθοδος ταξινόμησης με χρήση επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης είναι η ταξινόμηση με χρήση πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων (Multilayer Perceptron, MLP). Το πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο αποτελεί μια ευέλικτη και αποτελεσματική μέθοδο για την αντιμετώπιση προβλημάτων ταξινόμησης, συμπεριλαμβανομένης της ταξινόμησης κειμένων και της αναγνώρισης εικόνων. Τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητά να μοντελοποιούν ακόμα και περίπλοκες, μη γραμμικές σχέσεις που πιθανώς παρουσιάζουν τα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης [45]. Είναι ένα είδος νευρωνικού δικτύου που διαθέτει πολλαπλά στρώματα συνδεδεμένων κόμβων, οι οποίοι ονομάζονται νευρώνες, και χρησιμοποιείται για προβλήματα μηχανικής μάθησης όπως η ταξινόμηση και η παλινδρόμηση. Μια επισκόπηση της δομής και της λειτουργίας ενός MLP παρέχεται παρακάτω [45]:

- Επίπεδο εισόδου: Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από νευρώνες που δέχονται άμεσα τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων. Κάθε νευρώνας στο επίπεδο εισόδου αντιπροσωπεύει ένα χαρακτηριστικό του συνόλου δεδομένων.
- Κρυφό επίπεδο: Μεταξύ των επιπέδων εισόδου και εξόδου μπορεί να υπάρχουν ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα. Ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε κρυφό επίπεδο ποικίλλει ανάλογα με το κρυφό επίπεδο και αποτελεί μια υπερπαραμέτρο που μπορεί να επιλεγεί ανάλογα με τις ανάγκες του προβλήματος. Τα κρυφά επίπεδα είναι απαραίτητα για την αναγνώριση περίπλοκων μοτίβων στα δεδομένα και είναι αυτά που δίνουν τη ικανότητα μοντελοποίησης ακόμα και μη γραμμικών σχέσεων.
- Επίπεδο εξόδου: Οι τελικές εξοδοί, οι οποίες αποτελούν τις προβλέψεις παράγονται από το επίπεδο εξόδου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα που επεξεργάστηκαν στα κρυφά επίπεδα. Ο αριθμός των νευρώνων που υπάρχουν στο επίπεδο εξόδου καθορίζεται από το πρόβλημα. Στην περίπτωση της δυαδικής ταξινόμησης χρησιμοποιείται ένας νευρώνας. Στην ταξινόμηση πολλαπλών κλάσεων υπάρχουν τόσοι νευρώνες όσες και κλάσεις, και κάθε νευρώνας έχει ως έξοδο την πιθανότητα για τη συγκεκριμένη κλάση. Τέλος, στην περίπτωση προβλήματος παλινδρόμησης, ένας νευρώνας παράγει τη συνεχή τιμή εξόδου.

2.2.3.2. K-Κοντινότεροι Γείτονες

Η μέθοδος των K-Κοντινότερων γειτόνων (K-Nearest Neighbors, kNN) είναι μια τεχνική μάθησης η οποία ταξινομεί τα δείγματα με βάση την εγγύτητά τους στα ήδη

κατηγοριοποιημένα δείγματα του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης [46]. Η εγγύτητα υπολογίζεται βάση της ευκλείδειας απόστασης του νέου δείγματος και των δειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης στον χώρο των χαρακτηριστικών και επιλέγονται οι k πλησιέστεροι γείτονες του. Εκτός από την ευκλείδεια απόσταση, άλλες μετρικές αποστάσεων, όπως η απόσταση Manhattan, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μέτρηση της εγγύτητας μεταξύ των δειγμάτων [46].

Ο αριθμός των γειτόνων που λαμβάνονται υπόψη καθορίζεται από τον αριθμό k . Το νέο δείγμα ταξινομείται στην κλάση στην οποία ανήκει η πλειοψηφία των k κοντινότερων γειτόνων που υπολογίστηκαν. Η επιλογή της κατάλληλης τιμής του k είναι καθοριστική για την επίδοση του μοντέλου. Εάν το k οριστεί σε μικρή τιμή, τότε ο αλγόριθμος γίνεται ευαίσθητος στο θόρυβο των δεδομένων, οδηγώντας σε υπερπροσαρμογή (overfitting) και αυξάνοντας την πιθανότητα ο αλγόριθμος να ταξινομήσει λανθασμένα τα ακραία ή θορυβώδη δείγματα. Από την άλλη πλευρά, η επιλογή μιας μεγάλης τιμής του k δυσχεραίνει τη διάκριση μεταξύ των κλάσεων, με αποτέλεσμα την πιθανή εσφαλμένη ταξινόμηση των δειγμάτων. Ο προσδιορισμός της βέλτιστης τιμής του k συνήθως περιλαμβάνει την εκτέλεση μιας αναζήτησης πλέγματος, όπου δοκιμάζονται πολλαπλές τιμές του k και αναλύεται η ακρίβεια των αποτελεσμάτων για την εύρεση της τιμής με την καλύτερη απόδοση [46].

2.2.3.3. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machine, SVM) είναι αλγόριθμοι ταξινόμησης βασισμένοι στη θεωρία στατιστικής μάθησης, οι οποίοι έχουν την ικανότητα να αναγνωρίζουν τόσο γραμμικά όσο και μη γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις [47]. Για τον διαχωρισμό των κλάσεων υπολογίζεται ένα υπερεπίπεδο, το οποίο συχνά απεικονίζεται ως γραμμή, διαλέγοντας το υπερεπίπεδο το οποίο μεγιστοποιεί την απόσταση μεταξύ των πιο κοντινών δειγμάτων από κάθε κατηγορία, τα οποία ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης. Τα SVM μπορούν να χρησιμοποιηθούν για προβλήματα όπου τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρίσιμα αλλά και για προβλήματα με μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα χρησιμοποιώντας πυρηνικές συναρτήσεις (kernel functions) για τη μετατροπή των δεδομένων σε υψηλότερη διάσταση όπου είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Κατά την εκπαίδευση ενός SVM, το μοντέλο προσπαθεί να βρει το υπερεπίπεδο που διαχωρίζει τα δείγματα με τον καλύτερο δυνατό τρόπο. Αυτό περιλαμβάνει την επίλυση ενός προβλήματος βελτιστοποίησης για τη μέγιστη απόσταση μεταξύ των διανυσμάτων υποστήριξης των δύο κατηγοριών [47].

2.2.3.4. Αφελής Ταξινόμηση Bayes

Η αφελής ταξινόμηση Bayes (Naive Bayes) βασίζεται στον υπολογισμό πιθανοτήτων για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης [48]. Είναι ένα από τους απλούστερους αλγόριθμους ταξινόμησης ο οποίος βασίζεται στο θεώρημα του Bayes και στην «αφελή»

υπόθεση της ανεξαρτησίας μεταξύ των χαρακτηριστικών. Σύμφωνα με το θεώρημα του Bayes, η πιθανότητα να είναι αληθείς ορισμένες υποθέσεις εξαρτάται από την ύπαρξη άλλων χαρακτηριστικών, ανεξάρτητων μεταξύ τους, δεδομένης μιας κατηγορίας. Αυτό σημαίνει ότι η πιθανότητα ενός δείγματος να ανήκει σε μια κατηγορία μπορεί να υπολογιστεί ως το γινόμενο των πιθανοτήτων των χαρακτηριστικών για αυτή την κατηγορία. Δηλαδή, ο αφελής ταξινομητής Bayes υπολογίζει την πιθανότητα μια κατηγορίας y , δεδομένων των χαρακτηριστικών x_1, x_2, \dots, x_n με χρήση του θεωρήματος του Bayes [48].

$$P(y|x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{P(x_1, x_2, \dots, x_n|y) \cdot P(y)}{P(x_1, x_2, \dots, x_n)}$$

Ο παραπάνω τύπος εξηγεί πως γεγονότα που ήδη έχουν συμβεί επηρεάζουν την πιθανότητα να συμβεί ένα άλλο γεγονός. Οι επιμέρους πιθανότητες που υπολογίζονται στον τύπο είναι:

- $P(y)$: Η εκ των προτέρων πιθανότητα του γεγονότος χωρίς τις προηγούμενες παρατηρήσεις
- $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$: Η πιθανότητα των παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζουμε την κατηγορία.
- $P(x_1, x_2, \dots, x_n|y)$: Η πιθανότητα να παρατηρηθούν τα δεδομένα X γνωρίζοντας ότι η υπόθεση είναι αληθής.
- $P(y|x_1, x_2, \dots, x_n)$: Η εκ των υστέρων πιθανότητα να είναι αληθής η υπόθεση γνωρίζοντας τα δεδομένα X .

2.2.3.5. Λογιστική Παλινδρόμηση

Η λογιστική παλινδρόμηση βασίζεται στην θεωρία πιθανοτήτων. Χρησιμοποιεί τη σιγμοειδή συνάρτηση για να συσχετίσει τις προβλέψεις με τις αντίστοιχες πιθανότητες [49]. Η σιγμοειδής συνάρτηση μετασχηματίζει έναν πραγματικό αριθμό σε πιθανότητα με τιμή μεταξύ 0 και 1, η οποία, με χρήση κατωφλίου, διαχωρίζει τα δείγματα σε δύο κλάσεις, την κλάση 0 και την κλάση 1. Ο τύπος της σιγμοειδής συνάρτησης είναι:

$$\sigma(y) = \frac{1}{1 + e^{-y}}, y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n,$$

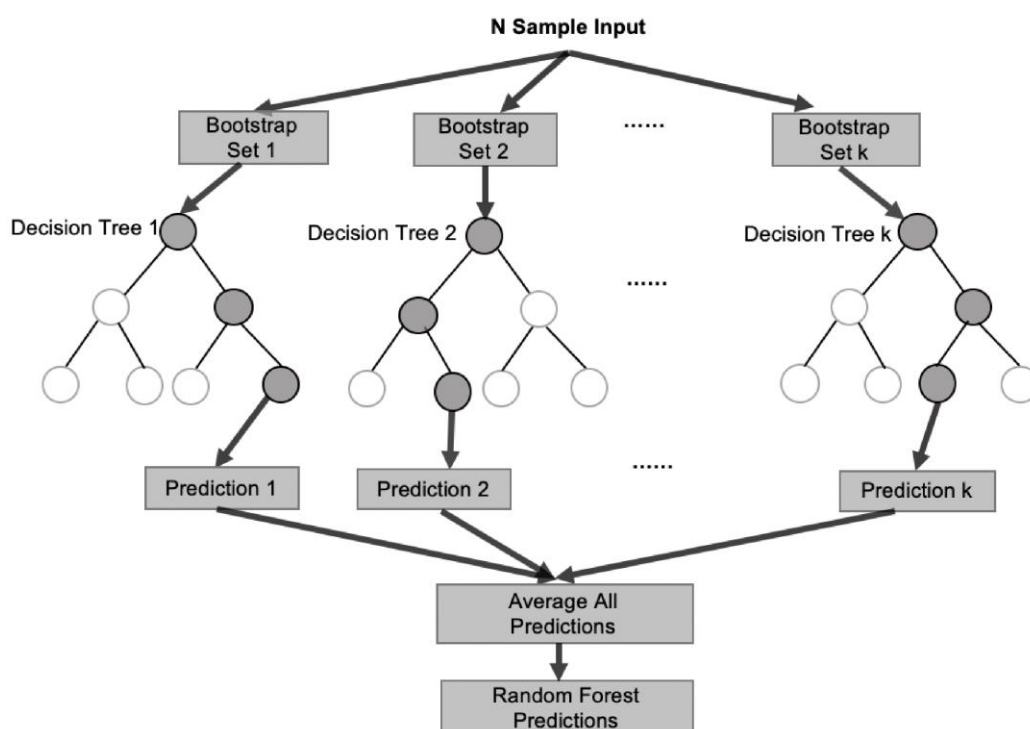
όπου y είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των χαρακτηριστικών του μοντέλου. Η έξοδος της σιγμοειδούς συνάρτησης ερμηνεύεται ως την πιθανότητα του δείγματος να ανήκει σε την κλάση 1, δηλαδή $P(y = 1) = \sigma(z)$ και αντίστοιχα $P(y = 0) = 1 - \sigma(z)$ [49].

2.2.3.6. Τυχαία Δάση

Τα τυχαία δάση βασίζονται στην δημιουργία πολλών δέντρων απόφασης τα οποία είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και την ταξινόμηση βάση ψηφοφορίας μεταξύ τους [50]. Τα δέντρα απόφασης είναι δενδροειδή μοντέλα αποτελούμενα από κόμβους και φύλλα, τα

οποία λαμβάνουν αποφάσεις βάσει των χαρακτηριστικών των δειγμάτων μέχρι να φτάσουν σε έναν κόμβο φύλλο. Κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια συνθήκη για ένα διαφορετικό χαρακτηριστικό, ενώ κάθε κλάδος του δέντρου μια απόφαση. Οι κόμβοι φύλλα εκπροσωπούν τα διαφορετικά αποτελέσματα της ταξινόμησης.

Τα τυχαία δέντρα δημιουργούν πολλαπλά δέντρα απόφασης χρησιμοποιώντας τυχαία υποσύνολα των δεδομένων εκπαίδευσης και τυχαία υποσύνολα χαρακτηριστικών σε κάθε κόμβο δέντρου. Η διαδικασία αυτή είναι γνωστή ως bootstrap aggregation ονομάζεται “bagging”. Για την ταξινόμηση του νέου δείγματος, αφού το έχει ταξινομήσει κάθε δέντρο απόφασης, χρησιμοποιείται μια μέθοδος ψηφοφορίας, μειώνοντας έτσι την πιθανότητα σφάλματος [50].



Εικόνα 2.3 Η διαδικασία δημιουργίας ενός τυχαίου δάσους [51]

2.3. Αναγνώριση Συναισθημάτων

2.3.1. Εισαγωγή και Σημασία

Ο άνθρωπος είναι συναισθηματικό ον. Τα συναισθήματα είναι παρόν παντού στην καθημερινή ζωή και μπορούν να επηρεάσουν ή ακόμα και να καθορίσουν την κρίση και τις αποφάσεις του [52]. Η αναγνώριση συναισθημάτων αποτελεί σημαντικό κομμάτι της ανθρώπινης διάδρασης. Είναι ουσιώδες στοιχείο για την δημιουργία ενός συνεκτικού και συμπονετικού κοινωνικού περιβάλλοντος, την κατανόηση και την πρόβλεψη συμπεριφορών. Η μελέτη, λοιπόν, του μηχανισμού πίσω από την αναγνώριση των συναισθημάτων και η εξέλιξη της τεχνολογίας σε αυτόν τον τομέα παρουσιάζει ενδιαφέρον.

Στην έκφραση των συναισθημάτων εμπλέκονται πολλαπλοί και διαφορετικοί τρόποι έκφρασης [52]. Για την ορθή αναγνώριση τους, απαραίτητη είναι η συνδυαστική ερμηνεία των ποικίλων ενδείξεων που προκύπτουν από αυτούς τους τρόπους. Σημαντικά ενδεικτικά στοιχεία προκύπτουν από τις εκφράσεις του προσώπου, τις διακυμάνσεις στην φωνή, τις σωματικές χειρονομίες, φυσιολογικά σημάδια αλλά και από το γύρω περιβάλλον [52]. Δεν είναι εφικτό να γίνει αντιληπτό το συναίσθημα έχοντας μόνο μία από τις παραπάνω ενδείξεις, είναι απαραίτητος ο συνδυασμός τους ώστε να μπορέσει να εξαχθεί συμπέρασμα.

Οι άνθρωποι, σε αντίθεση με της μηχανές, παρουσιάζουν εξαιρετική ικανότητα να διακρίνουν και να αποκρυπτογραφούν τις παραπάνω συναισθηματικές ενδείξεις, με αποτέλεσμα να αντιλαμβάνονται και να αντιδρούν στις συναισθηματικές καταστάσεις των γύρω τους [52]. Η ικανότητα αυτή είναι σημαντική σε ποικίλους τομείς, όπως στην τηλεκπαίδευση κατά την περίοδο της επιδημίας COVID-19, όπου οι καθηγητές έπρεπε να αντιληφθούν την κατανόηση του μαθήματος μέσω των εκφράσεων του προσώπου των μαθητών τους [52].

Η σημασία της αναγνώρισης συναισθημάτων στην τεχνητή νοημοσύνη έχει αναγνωριστεί εδώ και δεκαετίες και ο στόχος έχει στραφεί στο να μπορούν οι ευφυείς μηχανές να είναι ευφυείς χωρίς συναισθήματα [53]. Η παροχή συναισθηματικής νοημοσύνης στις μηχανές ώστε να μπορούν να ερμηνεύουν, να επεξεργάζονται και να προσομοιώνουν τα ανθρώπινα συναισθήματα έχει μεγάλη επιρροή στην αλληλεπίδραση ανθρώπου-υπολογιστή [54]. Οι συναισθηματικά ευφυείς μηχανές μπορούν να παρέχουν πιο αρμονικές και προσωπικές υπηρεσίες για τους ανθρώπους, να αναγνωρίζουν καλύτερα τις μη φυσιολογικές συμπεριφορές των ανθρώπων, όπως ο θυμός και το άγχος, και να συνεισφέρουν στην συναισθηματική αποσυμφόρηση τους [52].

2.3.2. Τεχνολογίες Αναγνώρισης Συναισθημάτων μέσω Φωνής

Η φωνή είναι ένα σημαντικός τρόπος μετάδοσης συναισθημάτων, όχι μόνο μέσω των λέξεων που χρησιμοποιούνται αλλά και μέσω του χρωματισμού της [52]. Από τα αρχικά στάδια της ανάπτυξης, ο χρωματισμός της φωνής χρησιμοποιείται από τα νήπια για να επικοινωνήσουν τα συναισθήματα τους και να κατανοήσουν τα συναισθήματα των γύρω τους. Αυτό συνεχίζει και στις μεγαλύτερες ηλικίες, και γίνεται έντονα αισθητό στον κόσμο της τεχνολογίας και των μέσων κοινωνικής δικτύωσης, όπου η επικοινωνία γίνεται κυρίως μέσω γραπτού λόγου. Συχνό φαινόμενο είναι η παρερμηνευση γραπτών μηνυμάτων λόγω της απουσίας πληροφορίας που παρέχει η φωνή και είναι ο λόγος που προτιμώνται οι τηλεφωνικές κλήσεις από τα γραπτά μηνύματα σε σημαντικά θέματα [55].

Οι φωνητικές παράμετροι που συνήθως χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση των συναισθημάτων παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο οι λέξεις εκφράζονται και προφέρονται, καθώς και το συναισθηματικό φόρτο της φωνής. Μερικές από αυτές τις παραμέτρους είναι οι ακόλουθες [56]:

- Θεμελιώδης συχνότητα (pitch): Αναφέρεται στο ύψος της φωνής και πώς αυτό αλλάζει κατά τη διάρκεια του λόγου. Υψηλότερες συχνότητες συνήθως παρουσιάζουν οι γυναικείες φωνές και σχετίζονται με την εκφραστικότητα και τα έντονα συναισθήματα.
- Ένταση της φωνής: Αναφέρεται στην ένταση του ήχου και πώς αυτή αλλάζει κατά τη διάρκεια της ομιλίας. Η ένταση μπορεί να μεταφέρει πληροφορίες σχετικά με την ένταση του συναισθήματος.
- Ενέργεια του σήματος: Αναφέρεται στην ισχύ του ήχου και πώς αυτή εκφράζει την ένταση ή την ένταση του συναισθήματος.
- Αρμονικότητα: Αναφέρεται στην περιοδικότητα του ήχου και πώς αυτή αντιλαμβάνεται ακουστικά.
- Ρυθμός ομιλίας: Αναφέρεται στην ταχύτητα της ομιλίας.
- Ποιότητα της φωνής: Αναφέρεται στην καθαρότητα και τον τρόπο που προφέρεται ο ήχος.
- Συντελεστές MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients): Αναφέρονται σε μια σειρά από συντελεστές που χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση του φάσματος της ομιλίας βάσει της ανθρώπινης αντίληψής της. Αξιοποιούνται συχνά στην ανάλυση του ήχου για την αναγνώριση συναισθημάτων λόγω της ικανότητάς τους να αντιλαμβάνονται ακουστικά χαρακτηριστικά.

Η αξιοποίηση καταγραφών φωνής για την αναγνώριση συναισθημάτων, όπως ο φόβος, με χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης, έχει μελετηθεί σε πολλαπλές έρευνες [57]. Σε μια έρευνα το 2011 μελετήθηκε η δυνατότητα αναγνώρισης άγχους μέσω των στοιχείων που προσφέρει η φωνή, λεκτικά και ακουστικά [57]. Η ανάλυση χωρίζεται σε δύο μέρη, τη γλωσσολογική και προσωδιακή προσέγγιση. Ο όρος προσωδία ορίζεται ως το σύνολο των χαρακτηριστικών της φωνής που προσφέρουν πληροφορίες για την συναισθηματική κατάσταση του [56]. Αρχικά, η γλωσσολογική προσέγγιση αναλύει τις λεξιλογικές πληροφορίες που περιέχονται στον προφορικό λόγο καθώς και τη συσχέτισή τους με τα συναισθήματα, και στην συγκεκριμένη περίπτωση του θυμού. Μελετά το γενικότερο πλαίσιο, τις λέξεις που χρησιμοποιούνται καθώς και τον συνδυασμό τους. Από την άλλη μεριά, η προσωδιακή προσέγγιση εξετάζει εκφραστικά μοτίβα που βασίζονται στον φωνητικό τόνο, εφαρμόζοντας μεγάλης κλίμακας εξαγωγή χαρακτηριστικών [57].

Άλλες έρευνες οι οποίες αξιοποιούν ηχητικές καταγραφές για την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης δίνουν έμφαση στην προεπεξεργασία τους. Σε έρευνα όπου χρησιμοποιήθηκαν καταγραφές φωνής για την αναγνώριση συναισθημάτων, αρχικά αφαιρέθηκαν τα κομμάτια σιωπής από τις ηχητικές καταγραφές, καθώς δεν περιέχουν κάποια χρήσιμη πληροφορία, και στη συνέχεια εξάγουν MFCC συντελεστές από κάθε αρχείο, οι οποίοι στη συνέχεια κανονικοποιήθηκαν για να χρησιμοποιηθούν στην

εκπαίδευση, καθώς δίχως κανονικοποίηση παρατηρήθηκε ότι δεν επιτυγχάνει η εκπαίδευση του μοντέλου [58], [59]. Αντίστοιχα και σε άλλες έρευνες όπου αξιοποιήθηκαν καταγραφές βήχα για την πρόβλεψη ύπαρξης ενδείξεων αναπνευστικών νόσων, μετά την αφαίρεση των κομματιών σιωπής, τα κύματα βήχα μετατράπηκαν σε χρονική-συχνότητα αναπαράσταση με σύντομο μετασχηματισμό Fourier και δημιουργήθηκαν Mel-φασματογραφήματα για την εκπαίδευση. Στη συνέχεια υπολογίστηκαν 11 στατιστικές τιμές, συγκεκριμένα η μέση τιμή, η διάμεσος, η τυπική απόκλιση, η λοξότητα, η κύρτωση, η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή, το πρώτο και το τρίτο τεταρτημόριο, η ενδοτεταρτημοριακή διακύμανση και η νόρμα 2, οι οποίες αποτέλεσαν την είσοδο για την εκπαίδευση ενός συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (Convolutional Neural Network, CNN) [60].

Οι παραπάνω έρευνες εντόπισαν και ορισμένες δυσκολίες στην αξιοποίηση ηχητικών καταγραφών ως εισόδους σε μοντέλα μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα, η τοποθεσία και οι εξωτερικοί θόρυβοι που υπάρχουν την ώρα που πραγματοποιείται η ηχητική καταγραφή μπορούν να επηρεάσουν την εκπαίδευση λόγω πιθανής μεροληψίας που μπορεί να προκαλέσουν [60]. Τέλος, η εξαγωγή των κατάλληλων ηχητικών χαρακτηριστικών είναι σημαντική για την επίδοση του εκπαιδευμένου μοντέλου καθώς μπορεί να μην αποτυπώνουν όλες τις σχετικές πληροφορίες που περιέχουν τα πολύπλοκα ηχητικά δεδομένα [61].

3. Δεδομένα

3.1. Smarty for Covid

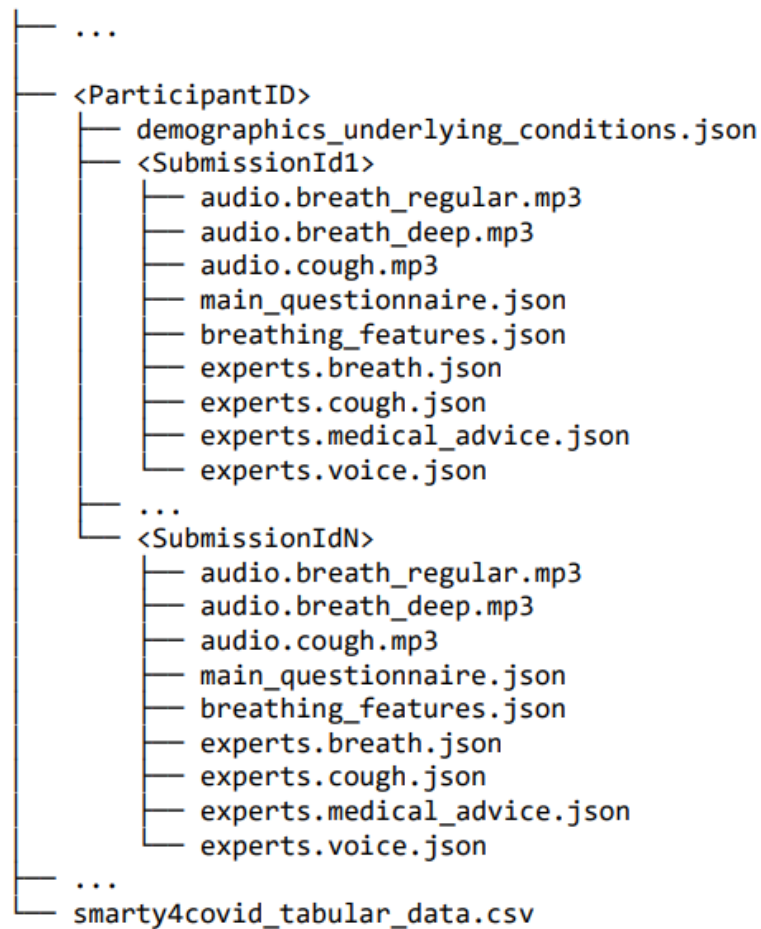
Η εφαρμογή SmartyforCovid[1] δημιουργήθηκε από τα εργαστήρια του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου (Ε.Μ.Π.) Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας (BioSim) και το Συστημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης και Μάθησης (AILS) το 2021[62]. Σκοπός της είναι η συλλογή συγκεκριμένων δεδομένων σχετικά με την νόσο Covid-19 για την αξιοποίησή τους σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης βασιζόμενων κατά κύριο λόγο στις καταγραφές φωνής, βήχα και αναπνοής. Μέσω του ερωτηματολογίου και των ηλεκτρονικών καταγραφών ήχου γίνεται η συλλογή των δεδομένων που ανήκουν στις εξής κατηγορίες[1], [63]:

- Δημογραφικά δεδομένα: Ηλικία, φύλο, ύψος βάρος
- Ατομικό ιστορικό
- Έκθεση στον ιό SARS-CoV-2 – Εμβολιασμός: Αποτελέσματα εξετάσεων, κατάσταση εμβολιασμού, επαφή με κρούσμα, πρόσφατο ταξίδι στο εξωτερικό
- Συμπτώματα
- Μετρήσεις ζωτικών παραμέτρων: κορεσμός οξυγόνου αίματος, σφυγμός, συστολική και διαστολική πίεση
- Δυσκολία απόκρισης στις καθημερινές δραστηριότητες
- Συνθήκες εργασίας και καθημερινές συνήθειες: Κάπνισμα, άτμισμα
- Ψυχολογική κατάσταση σχετικά με την πανδημία: επίπεδο άγχους

Τα δεδομένα αυτά επεξεργάζονται με σκοπό την ενημέρωση της διάγνωσης και της εξέλιξης της νόσου COVID-19 με την ανάπτυξη αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Πιο συγκεκριμένα οι σκοποί πέρα της διάγνωσης και τις εξέλιξης των συμπτωμάτων της νόσου, μπορεί να είναι η διευκόλυνση της τηλεϊατρικής, η διευκόλυνση της καταγραφής και της εξέλιξης συμπτωμάτων, η παραγωγή σημάτων συναγερμού σε περιπτώσεις έκτακτης ανάγκης και για την αναγνώριση συναισθημάτων[62].

3.2. Δομή Δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων έχει την δομή που παρουσιάζεται στην ακόλουθη εικόνα.



Εικόνα 3.1 Δομή του συνόλου δεδομένων smarty4covid [63]

Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 4.240 φακέλους συμμετεχόντων με την παραπάνω δομή. Το όνομα του φακέλου είναι το participant ID και περιέχει ένα αρχείο με τα δημογραφικά δεδομένα του (demographics_underlying_conditions.json) και φακέλους με όνομα το submission ID, που περιέχουν τις ηχητικές καταγραφές, ένα αρχείο με τις απαντήσεις τους στο ερωτηματολόγιο (main_questionnaire.json) καθώς και αρχεία που περιέχουν τους σχολιασμούς των ειδικών από τέσσερις καμπάνιες επισήμανσης των δεδομένων που πραγματοποιήθηκαν[63]. Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας οι σχολιασμοί των ειδικών δεν θα αξιοποιηθούν οπότε και δεν θα παρουσιαστούν. Πέρα από τους φακέλους των συμμετεχόντων περιλαμβάνονται και τέσσερα αρχεία. Ένα επεξηγηματικό αρχείο (readme.xlsx) με τις μεταβλητές, τη σημασία τους και τον τύπο τους, μια περιγραφή του συνόλου των δεδομένων, το σύνολο των δεδομένων από όλες τις συμμετοχές σε ένα αρχείο csv και γενικές πληροφορίες για τους ειδικούς που συμμετείχαν στις τέσσερις καμπάνιες.

Στους παρακάτω πίνακες φαίνεται αναλυτικά η δομή των αρχείων demographics_underlying_conditions.json και main_questionnaire.json. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται οι μεταβλητές, η περιγραφή τους, ο τύπος τους καθώς και οι τιμές τις οποίες μπορούν να λάβουν.

Στο αρχείο demographics_underlying_conditions.json περιλαμβάνονται δημογραφικά δεδομένα και δεδομένα που έχουν σχέση με το ιατρικό ιστορικό του συμμετέχοντα, όπως τα χρόνια νοσήματα.

Πίνακας 3.1 Περιεχόμενα αρχείου demographics_underlying_conditions.json [62]

Όνομα μεταβλητής	Περιγραφή	Τύπος	Τιμές
participantid	Αριθμός Αναγνώρισης Συμμετέχοντος	String	
sex	Φύλο Συμμετέχοντος	Int	0: Male 1: Female, 2: Other
age_category	Ηλικιακή Ομάδα	Int	0: 18-29, 1: 30-39, 2: 40-49, 3: 50-59, 4: 60-69, 5: 70-79, 6: 80+
bmi	Δείκτης μάζας σώματος	Float	[0, ∞)
asthma	Άσθμα	Bool	
respiratory_deficiency	Χρόνια αναπνευστική ανεπάρκεια/εμφύσημα	Bool	
cystic_fibrosis	Κυστική Ίνωση	Bool	
pneum_other	Άλλες πνευμονικές παθήσεις	Bool	
coronary_disease	Στεφανιαία νόσο	Bool	
hypertension	Υπέρταση	Bool	
valve_disease	Βαλβιδοπάθεια	Bool	
heart_attack	Ιστορικό καρδιακής προσβολής	Bool	
stroke	Ιστορικό εγκεφαλικού επεισοδίου/ Ιστορικό παροδικού ισχαιμικό επεισόδιο	Bool	
cardiovascular_other	Άλλες καρδιαγγειακές παθήσεις	Bool	
diabetes	Σακχαρώδης διαβήτης	Bool	
kidney_disease	Χρόνια νεφρική νόσο/ Χρόνια ασθένεια του ήπαρ	Bool	
transplant	Μεταμόσχευση οργάνου	Bool	
cancer	Καρκίνο τα τελευταία 5 χρόνια	Bool	
immunosuppression_immunodeficiency	Ανοσοκαταστολή/ Ανοσοανεπάρκεια	Bool	
registration_timestamp	Χρονικό στιγμιότυπο εγγραφής	String	

Στο αρχείο main_questionnaire.json περιλαμβάνονται δεδομένα σχετικά με τον COVID-19, όπως διαγνωστικά τεστ, συμπτώματα, επαφή με κρούσμα, ταξίδι στο εξωτερικό, δεδομένα σχετικά με μετρήσεις ζωτικών παραμέτρων, δυσκολία απόκρισης στις καθημερινές δραστηριότητες, συνθήκες εργασίας, καθημερινές συνήθειες όπως το κάπνισμα ή το άτμισμα και η ψυχολογική κατάσταση του συμμετέχοντα.

Πίνακας 3.2 Περιεχόμενα αρχείου main_questionnaire.json [62]

Όνομα μεταβλητής	Περιγραφή	Τύπος	Τιμές
participantid	Αριθμός Αναγνώρισης Συμμετέχοντος	String	
submissionid	Αριθμός Αναγνώρισης Ερωτηματολογίου	String	
covid_status	Έλεγχος για COVID-19	String	"positive": Θετικό, "negative": Αρνητικό, "no": Χωρίς τεστ
pcr_test	Έλεγχος με μοριακή μέθοδος ανάλυσης	Bool	
rapid_test	Έλεγχος με Τεστ Αντιγόνου	Bool	
self_test	Έλεγχος με Αυτοδιαγνωστικό Τεστ Αντιγόνου	Bool	
test_last_3_days	Έλεγχος τις τελευταίες τρεις μέρες	Bool	
last_negative_test_date	Ημερομηνία τελευταίου αρνητικού διαγνωστικού ελέγχου	String	"yyyy-mm-dd"
first_positive_test_date	Ημερομηνία πρώτου θετικού διαγνωστικού ελέγχου	String	"yyyy-mm-dd"
vaccination_status	Κατάσταση εμβολιασμού κατά του COVID-19	String	"no": Όχι, "partially": Μια από τις δυο δόσεις, "fully": Πλήρως, "booster1": Πλήρως και booster δόση, "booster2": Πλήρως και δυο booster δόσεις
latest_vaccination_date	Ημερομηνία τελευταίας δόσης εμβολίου	String	"yyyy-mm-dd"
hospitalization	Αν ο συμμετέχοντας νοσηλεύτηκε για COVID-19	String	"0": Όχι, "1": Αυτή τη στιγμή νοσηλεύομαι, "2": Ναι, με εξιτήριο πριν μια εβδομάδα, "3": Ναι, με εξιτήριο περισσότερο από έναν μήνα πριν
exposure_to_someone_with_covid	Αν ο συμμετέχοντας ήρθε σε επαφή με κρούσμα	String	"Όχι"/ "Ίσως"/ "Ναι"
travelled_abroad	Αν ο συμμετέχοντας έχει ταξιδέψει στο εξωτερικό της τελευταίες 14 μέρες	String	"0": Όχι, "1": Ναι
sore_throat	Πονόλαιμος	Bool	
dry_cough	Ξηρός βήχας	Bool	
wet_cough	Υγρός βήχας	Bool	
sputum	Πτύελο	Bool	
runny_nose	Ρινική συμφόρηση	Bool	
breath_discomfort	Δύσπνοια	Bool	
has_fever	Πυρετός	Bool	
tremble	Τρέμουλο	Bool	

Πίνακας 3.3 Συνέχεια του πίνακα Πίνακας 3.2

Όνομα μεταβλητής	Περιγραφή	Τύπος	Τιμές
fatigue	Κόπωση	Bool	
headache	Πονοκέφαλος	Bool	
dizziness	Ζαλάδα	Bool	
myalgias_arthralgias	Μυαλγίας, Αρθραλγία	Bool	
taste_smell_loss	Απώλεια γεύσης/όσφρησης	Bool	
diarrhea_upset_stomach	Στομαχική ανακατωσούρα/ Διάρροια	Bool	
sneezing	Φτέρνισμα	Bool	
dry_throat	Ξηρός λαιμός	Bool	
oxymeter	Έλεγχος με οξυμετρο	Bool	
oxygenSaturation	Κορεσμός οξυγόνου	Int	[60, 99]
bpm	Σφυγμοί	Int	[30, 250]
blood_pressure_meter	Τεστ αρτηριακής πίεσης	Bool	
systolic_pressure	Συστολική Πίεση	Int	[30, 260]
diastolic_pressure	Διαστολική Πίεση	Int	[30, 260]
leave_bed	Σήκωμα από το κρεβάτι	Bool	
leave_home	Έξοδος από το σπίτι	Bool	
prepare_meal	Προετοιμασία γεύματος	Bool	
concentrate	Συγκέντρωση	Bool	
self_care	Αυτοφροντίδα	Bool	
other_difficulty	Λοιπές καθημερινές δραστηριότητες	Bool	
smoking	Κάπνισμα	String	"nev": Δεν έχω καπνίσει ποτέ, "ex": Πρώην καπνιστής, "yes": Καπνιστής
years_of_quitting_smoking	Χρόνια που σταμάτησε το κάπνισμα	Int	[0, ∞)
years_of_smoking	Χρόνια που καπνίζει	Int	[0, ∞)
no_cigarettes	Αριθμός τσιγάρων ανά μέρα	String	"1u": λιγότερο από 1, "10u": 1-10, "20u": 11-20, "20o+": περισσότερα από 20
vaping	Άτμισμα	String	"0": Όχι, "1": Ναι,
anxiety	Επίπεδο άγχους σχετικά με την πανδημία	String	"0": Καθόλου, "1": Λίγο, "2": Μέτριο, "3": Πολύ, "4": Πάρα πολύ
working	Εργασιακή κατάσταση	String	"home": Εργασία από το σπίτι, "hospital": Εργασία σε νοσοκομείο, "store": Εργασία σε κατάστημα πρώτης ανάγκης (φαρμακείο, σούπερ μάρκετ), "social": Εργασία σε υπηρεσία που έρχεται σε με επαφή με το ευρύ κοινό, "no": Δεν εργάζομαι
breath_holding	Δευτερόλεπτα κράτησης αναπνοής	Int	[0, ∞)
submission_timestamp	Χρονικό στιγμιότυπο εγγραφής	String	

3.3. Στατιστική Ανάλυση

Για την αξιοποίηση του συνόλου δεδομένων SmartyforCovid και την μελέτη του πραγματοποιήθηκε στατιστική ανάλυση με χρήση της προγραμματιστικής γλώσσας python και συγκεκριμένα με τη χρήση της βιβλιοθήκης pandas[64]. Η βιβλιοθήκη pandas παρέχει συναρτήσεις και εργαλεία που καθιστούν εύκολη την ανάλυση και τον μετασχηματισμό δεδομένων [64]. Τα δεδομένα που περιέχει το σύνολο SmartyforCovid είναι χωρίζονται σε δυο κατηγορίες, δεδομένα που αφορούν τους συμμετέχοντες και τα δεδομένα που αφορούν τις υποβολές των ερωτηματολογίων.

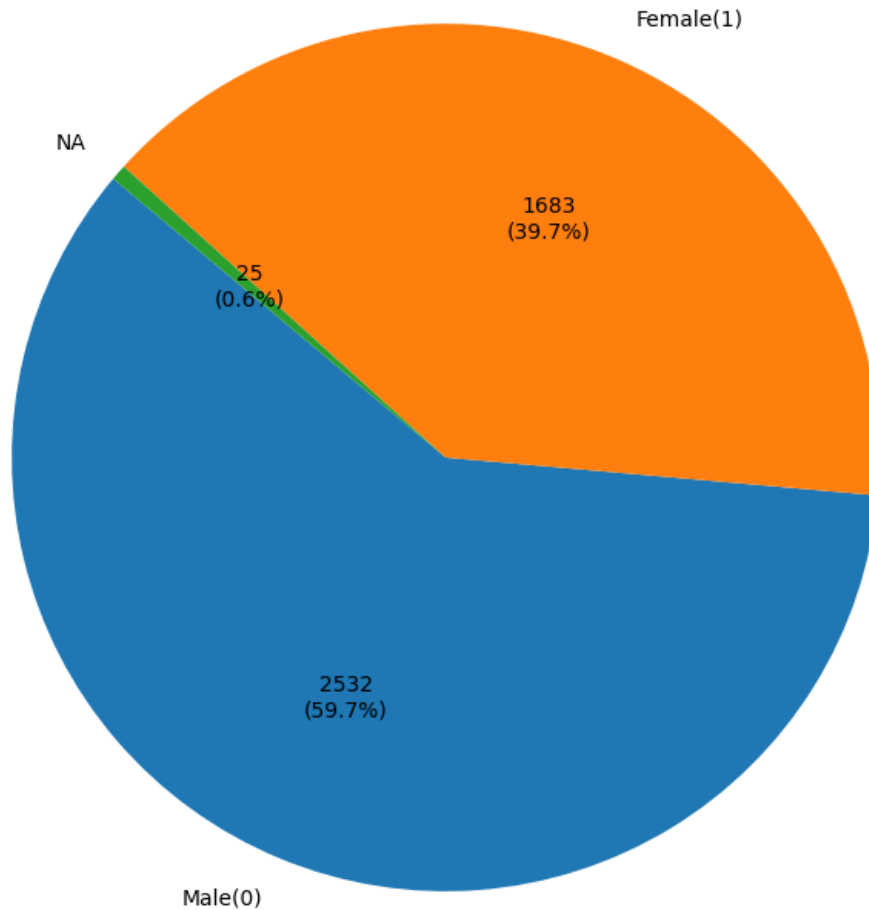
Τα δεδομένα των συμμετεχόντων είναι συγκεντρωμένα αν συμμετέχοντα στο αρχείο demographics_underlying_conditions.json. Για να πραγματοποιηθεί η συγκεντρωτική ανάλυση όλων των δεδομένα, τα αρχεία αυτά συγχωνεύτηκαν σε ένα .csv αρχείο.

	participantid	sex	age_category	bmi	asthma	respiratory_deficiency	cystic_fibrosis	pneum_other	coronary_disease	hypertension	valve_disease	heart_attack	stroke
0	000774d6-fcd4-490c-8eff-2706c31ebcb9	0.0	2	28.387412	False	False	False	False	False	False	False	False	False
1	0008333a-8d14-4c31-8af0-9f34c7e8720d	1.0	3	27.250887	False	False	False	False	False	False	False	False	False
2	0013505e-62f5-4b8b-a232-274e20222392	0.0	3	28.393726	False	False	False	False	False	False	False	False	False
3	00147759-476f-4c7d-bebd-1e9556b5e6a0	0.0	3	33.082613	False	False	False	False	False	False	False	False	False
4	001c57f0-4307-4f35-80a0-6e50dda3337	1.0	2	22.656250	False	False	False	False	False	False	False	False	False

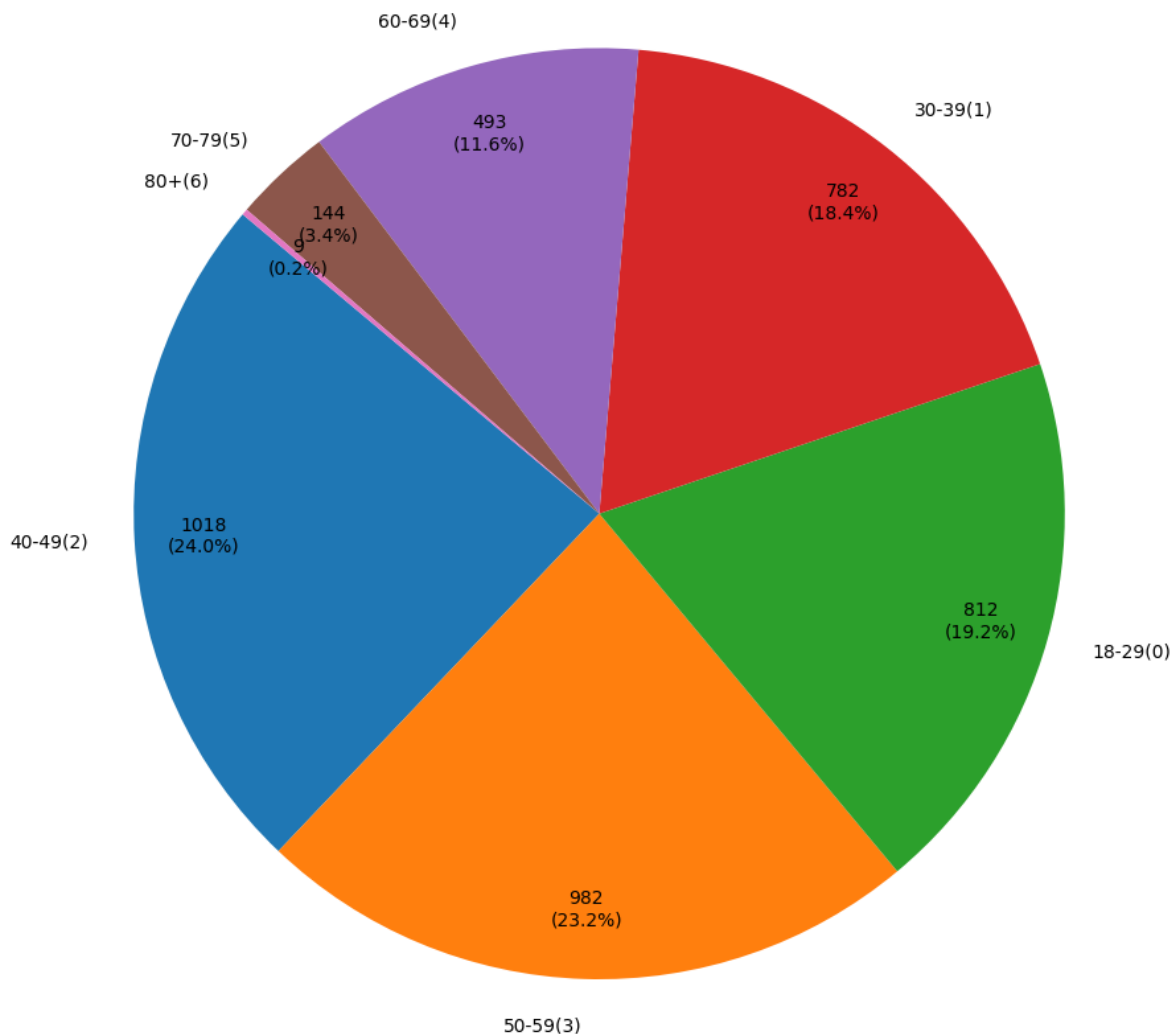
Εικόνα 3.2 Στιγμιότυπο του συνόλου δεδομένων που είναι ορατές οι πρώτες 13 στήλες των 5 πρώτων γραμμών του

Στα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζονται συνοπτικά τα στατιστικά που αφορούν τα δημογραφικά χαρακτηριστικά των συμμετεχόντων. Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 4240 συμμετέχοντες εκ των οποίων οι 2532 είναι άντρες, οι 1683 γυναίκες και 25 δεν ταυτίζονται με κανένα φύλο (Εικόνα 3.3). Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα (Εικόνα 3.4) η πλειοψηφία των συμμετεχόντων (24%) ανήκουν στην ηλικιακή κατηγορία 40-49, ενώ η μειοψηφία (0.2%) στην ηλικιακή κατηγορία των άνω των 80. Όσον αφορά το δείκτη μάζας σώματος (BMI) έχει μέση τιμή 27,527 και διάμεσο 26,489, με ελάχιστη τιμή 5,659 και μέγιστη τιμή 84 (Πίνακας 3.4). Οι μέγιστες και ελάχιστες τιμές του BMI είναι ακραίες, καθώς τιμές κάτω του 16 θεωρούνται επικίνδυνες, με αποτέλεσμα η μελέτη βάση του BMI να επιφέρει αμφίβολα συμπεράσματα. Τέλος, παρουσιάζονται συγκεντρωμένες ανά υποκείμενα νοσήματα το πλήθος των συμμετεχόντων που το έχουν (True) και εκείνων που δεν το έχουν (False) (Εικόνα 3.5). Από τους 4.240 συμμετέχοντες οι 1.135 έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, με το πιο συχνά να είναι η υπέρταση (43,79% των συμμετεχόντων με υποκείμενο νόσημα), το άσθμα (21,85%) και ο διαβήτης (17,53%) και

τα πιο σπάνια η κυστική ίνωση και η μεταμόσχευση οργάνου με έναν και επτά συμμετέχοντες αντίστοιχα (Πίνακας 3.5). Το χρονικό στιγμιότυπο δεν χρίζει ιδιαίτερης σημασίας στο επίπεδο του συμμετέχοντα για αυτό και μελετήθηκε μόνο στο επίπεδο των υποβολών απαντήσεων του ερωτηματολογίου.



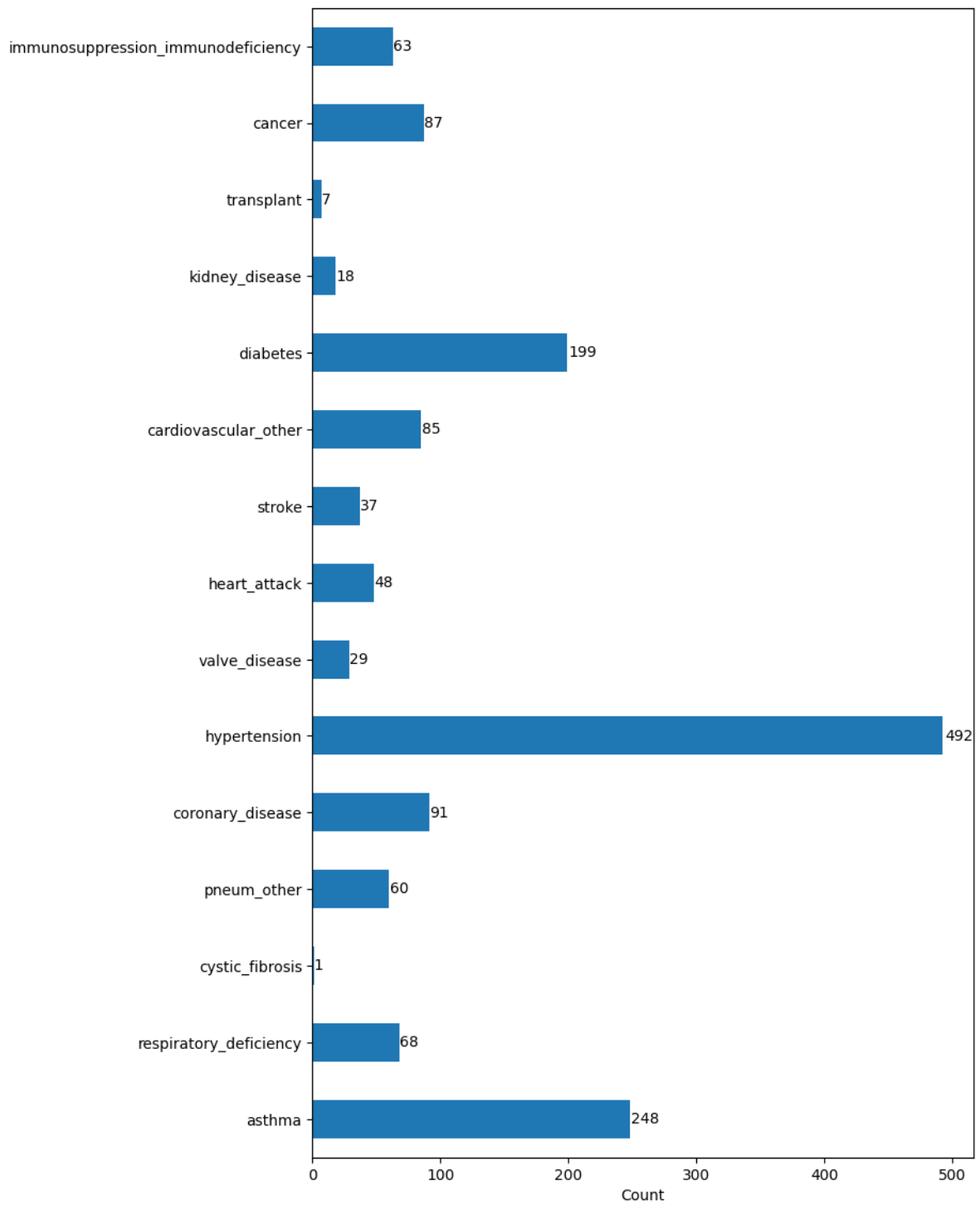
Εικόνα 3.3 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των φύλων των συμμετεχόντων



Εικόνα 3.4 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των ηλικιακών κατηγοριών των συμμετεχόντων

Πίνακας 3.4 Στατιστικά μεταβλητής BMI

Συνοπτικά Στατιστικά για τον Δείκτη Μάζας Σώματος (BMI)	
Μέση τιμή	26.526627079554977
Τυπική απόκλιση	6.69689089393533
Ελάχιστη τιμή	5.658669081
25 ^ο ποσοστημόριο	23.3886865582
Διάμεσος	26.4885239756
75 ^ο ποσοστημόριο	30.1194019147
Μέγιστη τιμή	84



Εικόνα 3.5 Διαγράμματα με πλήθος τιμών των μεταβλητών των υποκειμένων νοσημάτων

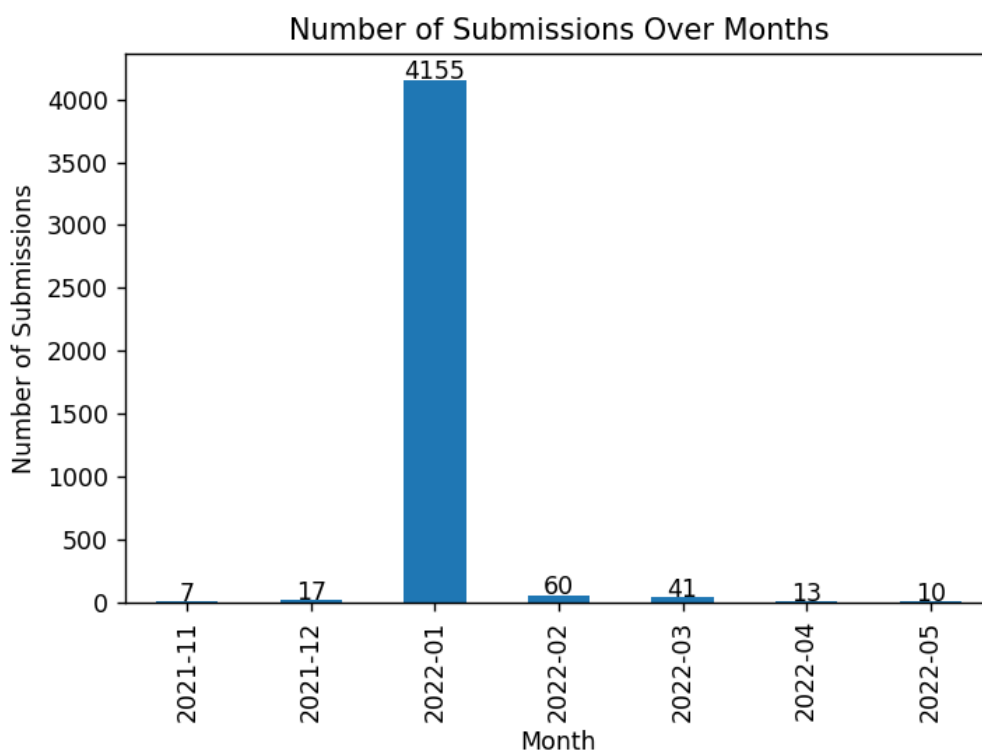
Πίνακας 3.5 Συχνότητα υποκείμενων νοσημάτων

Υποκείμενο νόσημα	Πλήθος συμμετεχόντων
Άσθμα	248
Χρόνια αναπνευστική ανεπάρκεια/εμφύσημα	68
Κυστική Ίνωση	1
Άλλες πνευμονικές παθήσεις	60
Στεφανιαία νόσο	91
Υπέρταση	492
Βαλβιδοπάθεια	29
Ιστορικό καρδιακής προσβολής	48
Ιστορικό εγκεφαλικού επεισοδίου/ Ιστορικό παροδικού ισχαιμικό επεισόδιο	37
Άλλες καρδιαγγειακές παθήσεις	85
Σακχαρώδης διαβήτης	199
Χρόνια νεφρική νόσο/ Χρόνια ασθένεια του ήπαρ	18
Μεταμόσχευση οργάνου	7
Καρκίνο τα τελευταία 5 χρόνια	87
Ανοσοκαταστολή/ Ανοσοανεπάρκεια	63

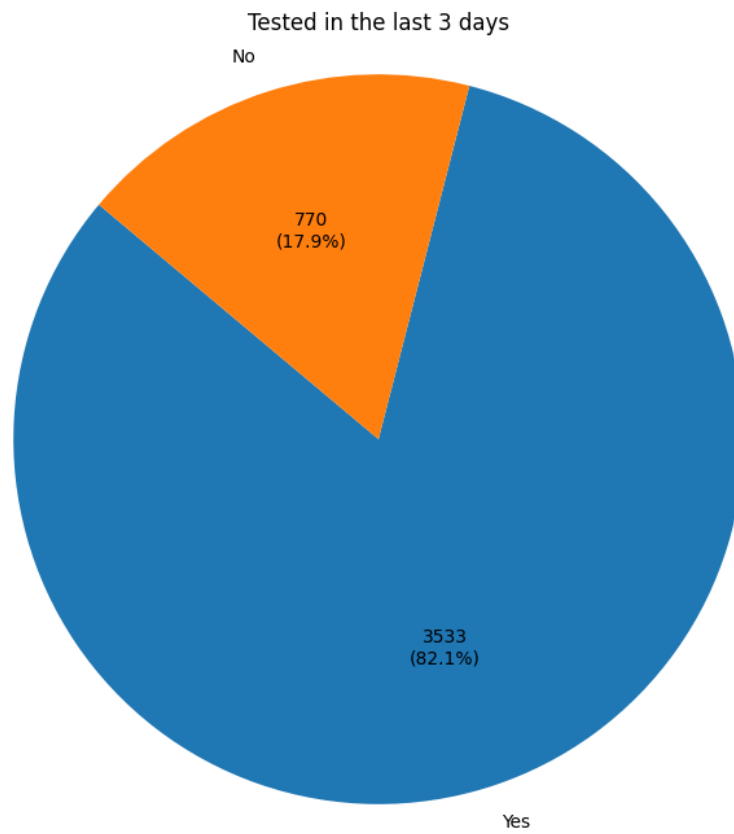
Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία έγινε η στατιστική ανάλυση για τα δεδομένα που αφορούν τις απαντήσεις του ερωτηματολογίου. Το αρχείο "smarty4covid_tabular_data.csv" περιέχει συγκεντρωμένες όλες τις υποβολές που έγιναν. Είναι πιθανό ένας συμμετέχοντας να υπέβαλε παραπάνω από μια απαντήσεις στο ερωτηματολόγιο για αυτό και τα δημογραφικά χαρακτηριστικά μελετήθηκαν ξεχωριστά. Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 4.303 εγγραφές και 250 κολώνες, οπότε και η ανάλυση του θα γίνει ανά μεταβλητή ή συνδυασμό μεταβλητών, όπου ο συνδυασμός τους έχει σημασία στο πλαίσιο αυτής της εργασίας. Οι υποβολές του ερωτηματολογίου έγιναν από τον Νοέμβριο του 2021 μέχρι τον Μάιο του 2022, με τον Ιανουάριο του 2022 να συγκεντρώνει το μεγαλύτερο ποσοστό των υποβολών (96,56%) (Εικόνα 3.6).

Όπως υποδηλώνει και το όνομα του SmartyforCovid, σκοπός του ερωτηματολογίου είναι η συγκέντρωση δεδομένων σχετικά με την νόσο COVID-19, όπως αποδεικνύεται και από το γεγονός ότι το μεγαλύτερο ποσοστό των συμμετεχόντων (82,11%) πραγματοποίησε κάποιου είδους διαγνωστικό έλεγχο εντός τριών ημερών από την συμπλήρωση του

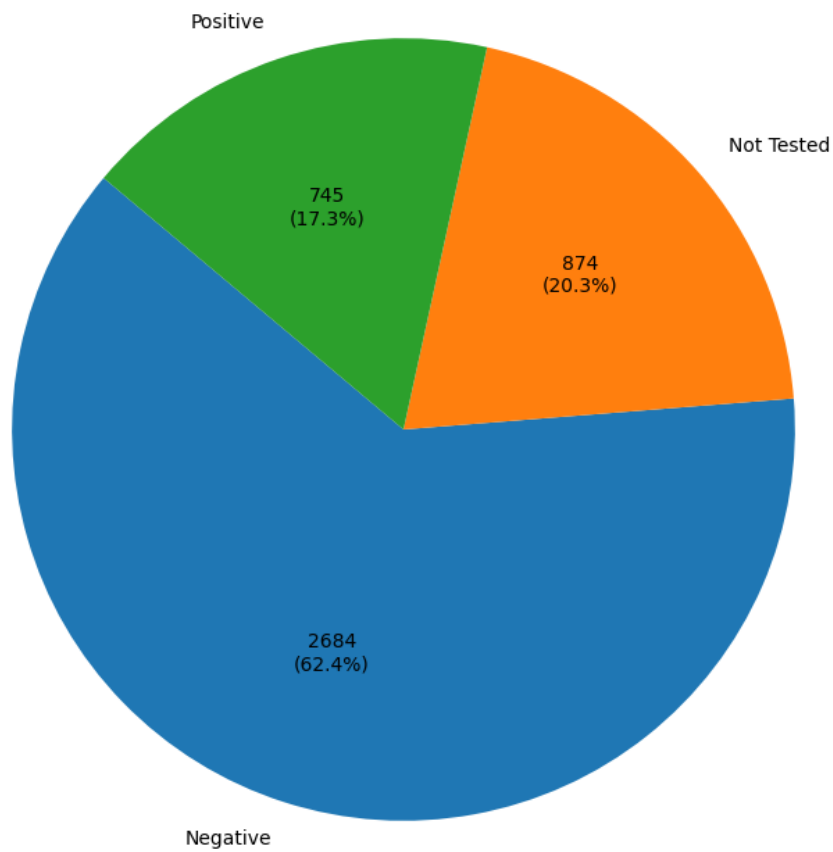
ερωτηματολογίου (Εικόνα 3.7), εκ των οποίων 745 συμμετέχοντες είχαν θετικό αποτέλεσμα και 2684 αρνητικό (Εικόνα 3.8). Ο επικρατέστερος διαγνωστικό έλεγχος παρατηρείται να είναι ο αυτοδιαγνωστικός (Self-Test) με ποσοστό 44,3%, ενώ 1.397 (40,3%) συμμετέχοντες πραγματοποίησαν έλεγχο με Τεστ Αντιγόνου (Rapid-Test) και η μειοψηφία, 534 συμμετέχοντες (15,4%) έλεγχο με μοριακή μέθοδο ανάλυσης (PCR-Test) (Εικόνα 3.9). Όσον αφορά τον εμβολιασμό των συμμετεχόντων (Εικόνα 3.10), οι περισσότεροι είναι πλήρως εμβολιασμένοι με μόνο 10,1% των συμμετεχόντων να μην είναι εμβολιασμένοι, ενώ από τον Ιανουάριο του 2022 και έπειτα οι περισσότεροι έχουν εμβολιαστεί και με επιπλέον δόση (Εικόνα 3.11). Επιπλέον, 64 από τους συμμετέχοντες νοσηλεύτηκαν για ένα διάστημα σε νοσοκομείο, εκ των οποίων 10 ήταν ακόμα στο νοσοκομείο όταν συμπλήρωσαν το ερωτηματολόγιο (Εικόνα 3.12). Από όλους του συμμετέχοντες 1.301 δήλωσαν ότι ήρθαν σε επαφή με επιβεβαιωμένο κρούσμα, 1.325 δήλωσαν ότι υπήρχε πιθανότητα, ενώ 1.647 δεν ήρθε σε επαφή με κρούσμα (Εικόνα 3.13). Τέλος, 179 συμμετέχοντες (4,2%) πραγματοποίησαν ταξίδι στο εξωτερικό τις προηγούμενες 14 μέρες από την συμπλήρωση του ερωτηματολογίου (Εικόνα 3.14).



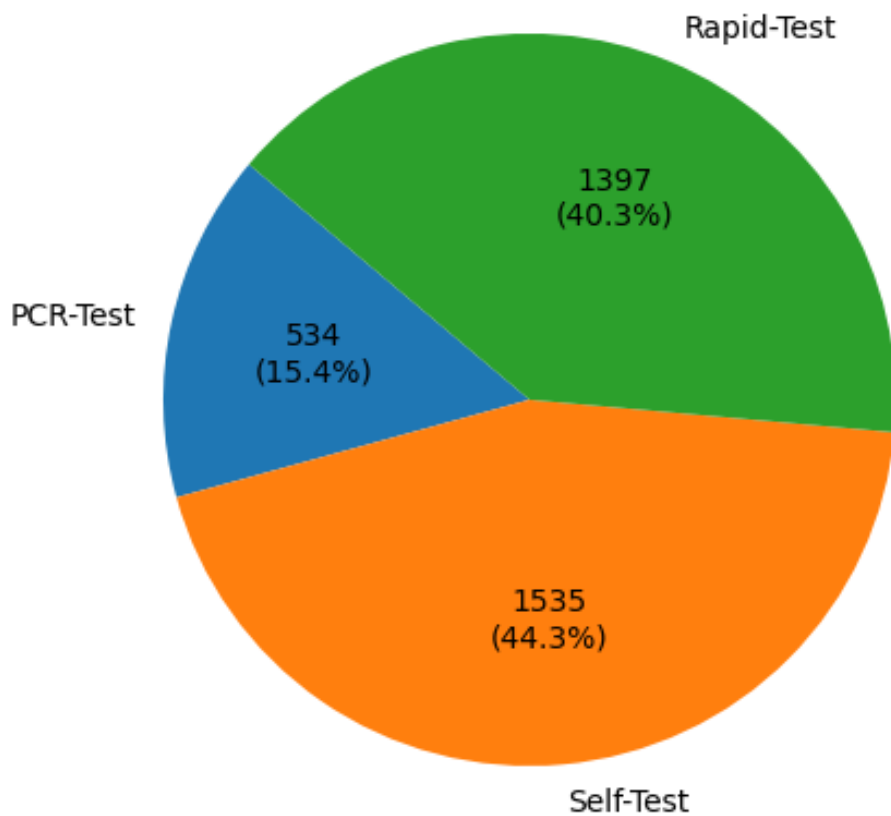
Εικόνα 3.6 Αριθμός υποβολών ανά μήνα



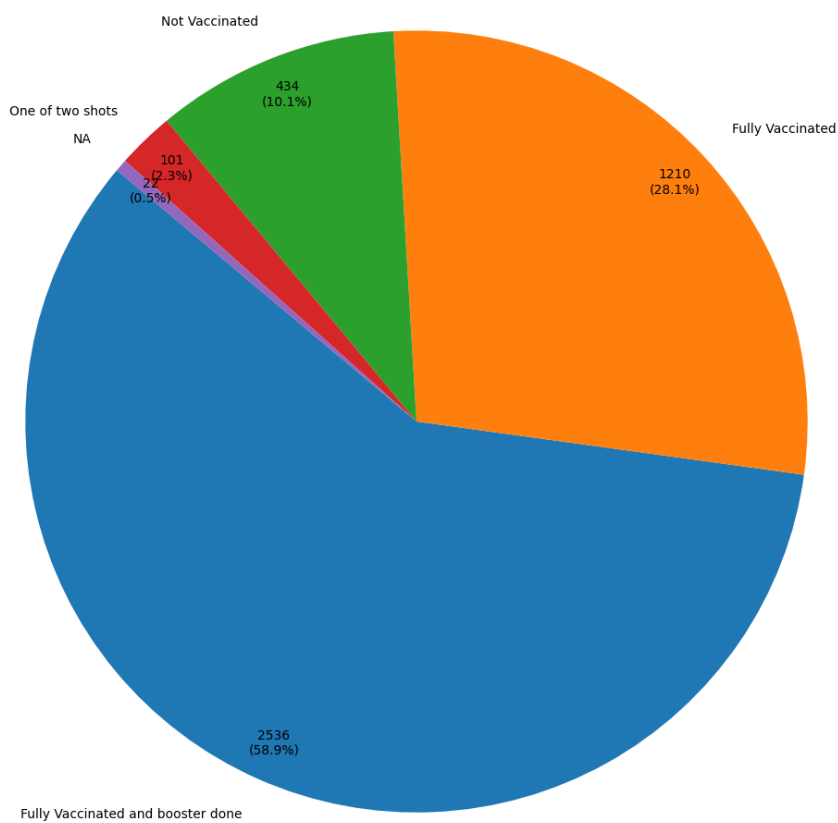
Εικόνα 3.7 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των συμμετεχόντων που πραγματοποίησαν διαγνωστικό έλεγχο εντός τριών ημερών από την συμπλήρωση του ερωτηματολογίου



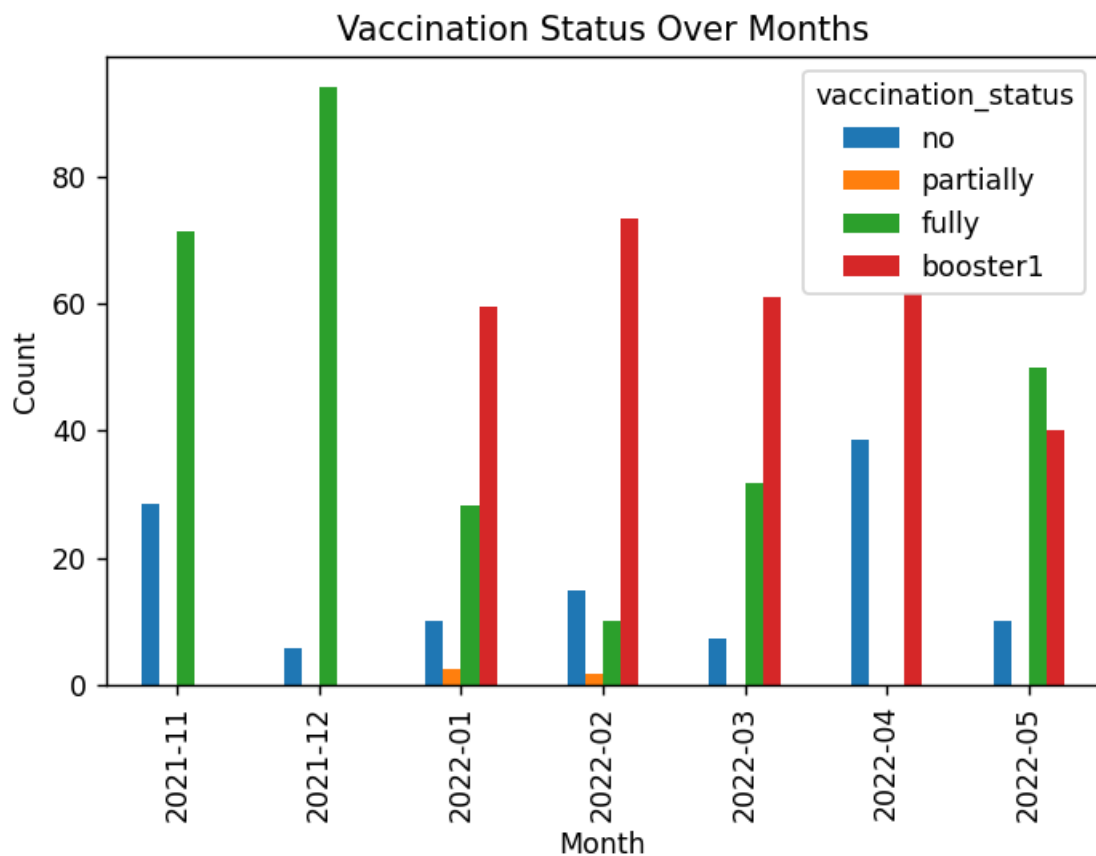
Εικόνα 3.8 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των αποτελεσμάτων των διαγνωστικών ελέγχων



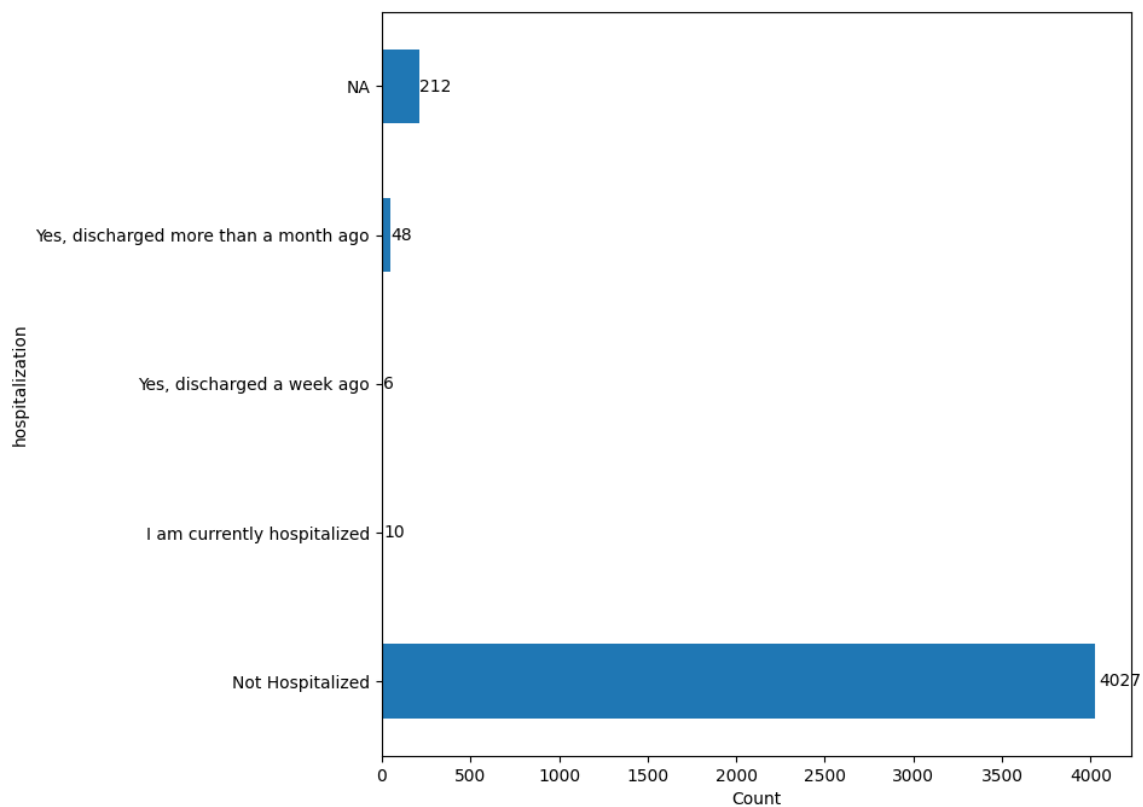
Εικόνα 3.9 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των διαγνωστικών ελέγχων



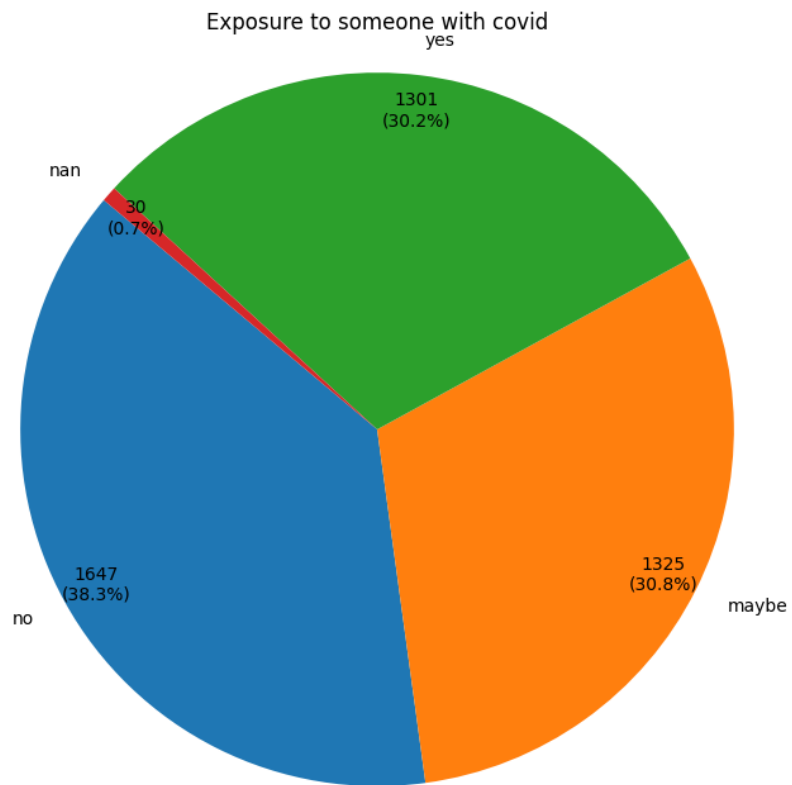
Εικόνα 3.10 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά κατάστασης εμβολιασμού των συμμετεχόντων



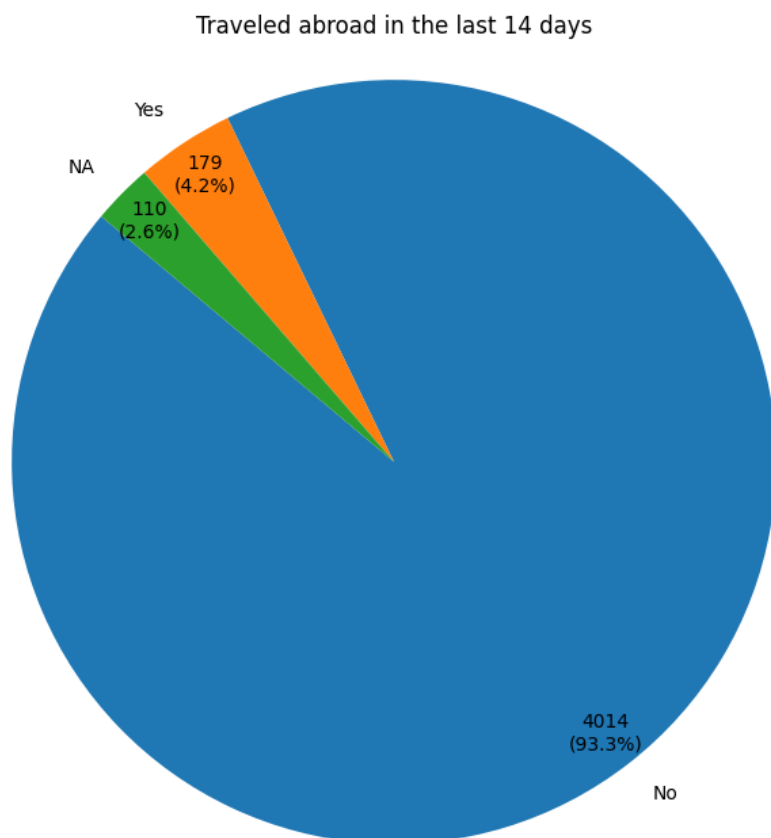
Εικόνα 3.11 Διάγραμμα με την κατάσταση εμβολιασμού των συμμετεχόντων ανά μήνα



Εικόνα 3.12 Διάγραμμα πλήθους συμμετεχόντων που έχουν νοσηλευτεί

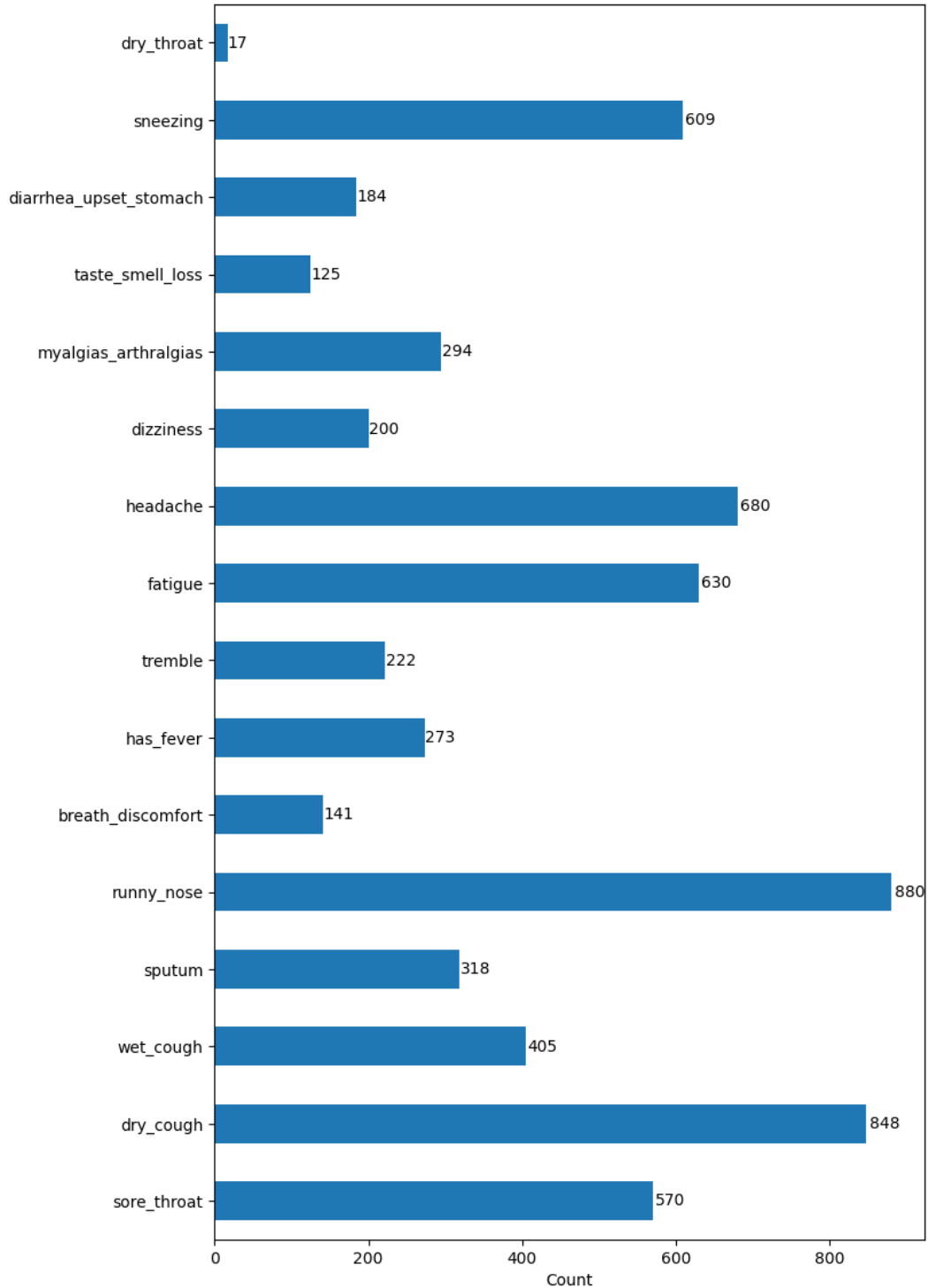


Εικόνα 3.13 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά συμμετεχόντων που έχουν έρθει σε επαφή με κρούσμα



Εικόνα 3.14 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά των συμμετεχόντων που ταξίδεψαν στο εξωτερικό τις τελευταίες 14 μέρες

Στα παρακάτω διαγράμματα φαίνεται η συχνότητα εμφανίσεις των συμπτωμάτων στους συμμετέχοντες (Εικόνα 3.15), οι οποίες παρουσιάζονται συνοπτικά και στον πίνακα Πίνακας 3.6. Παρατηρείται ότι τα πιο συχνά συμπτώματα είναι η ρινική συμφόρηση και ο ξηρός βήχας, ενώ το πιο σπάνιο ο ξηρός λαιμός.



Εικόνα 3.15 Διαγράμματα με πλήθος τιμών των μεταβλητών των συμπτωμάτων

Πίνακας 3.6 Συχνότητα συμπτωμάτων

Συμπτώματα	Πλήθος συμμετεχόντων
Πονόλαιμος	570
Ξηρός βήχας	848
Υγρός βήχας	405
Πτύελο	318
Ρινική συμφόρηση	880
Δύσπνοια	141
Πυρετός	273
Τρέμουλο	222
Κόπωση	630
Πονοκέφαλος	680
Ζαλάδα	200
Μυαλγία, Αρθραλγία	294
Απώλεια γεύσης/όσφρησης	125
Στομαχική ανακατωσούρα/ Διάρροια	184
Φτέρνισμα	609

Το πλήθος των δεδομένων που αφορούν μετρήσεις ζωτικών παραμέτρων, και συγκεκριμένα κορεσμό οξυγόνου αίματος, σφυγμοί, συστολική και διαστολική πίεση, είναι αισθητά λιγότερα από τις συνολικές υποβολές καθώς το πλήθος των συμμετεχόντων που είχαν διαθέσιμο οξύμετρο για την μέτρηση του κορεσμού του οξυγόνου ήταν 1.984 (46,11%), ενώ πιεσόμετρο είχαν στην διάθεσή τους 1.253 (29,12%). Όπως προκύπτουν από τη στατιστική ανάλυση (Πίνακας 3.7, Πίνακας 3.8) ο κορεσμός οξυγόνου παρουσιάζει μέση τιμή 97,125, οι σφυγμοί 80,547, η συστολική πίεση 123,126 και η διαστολική πίεση 81,537.

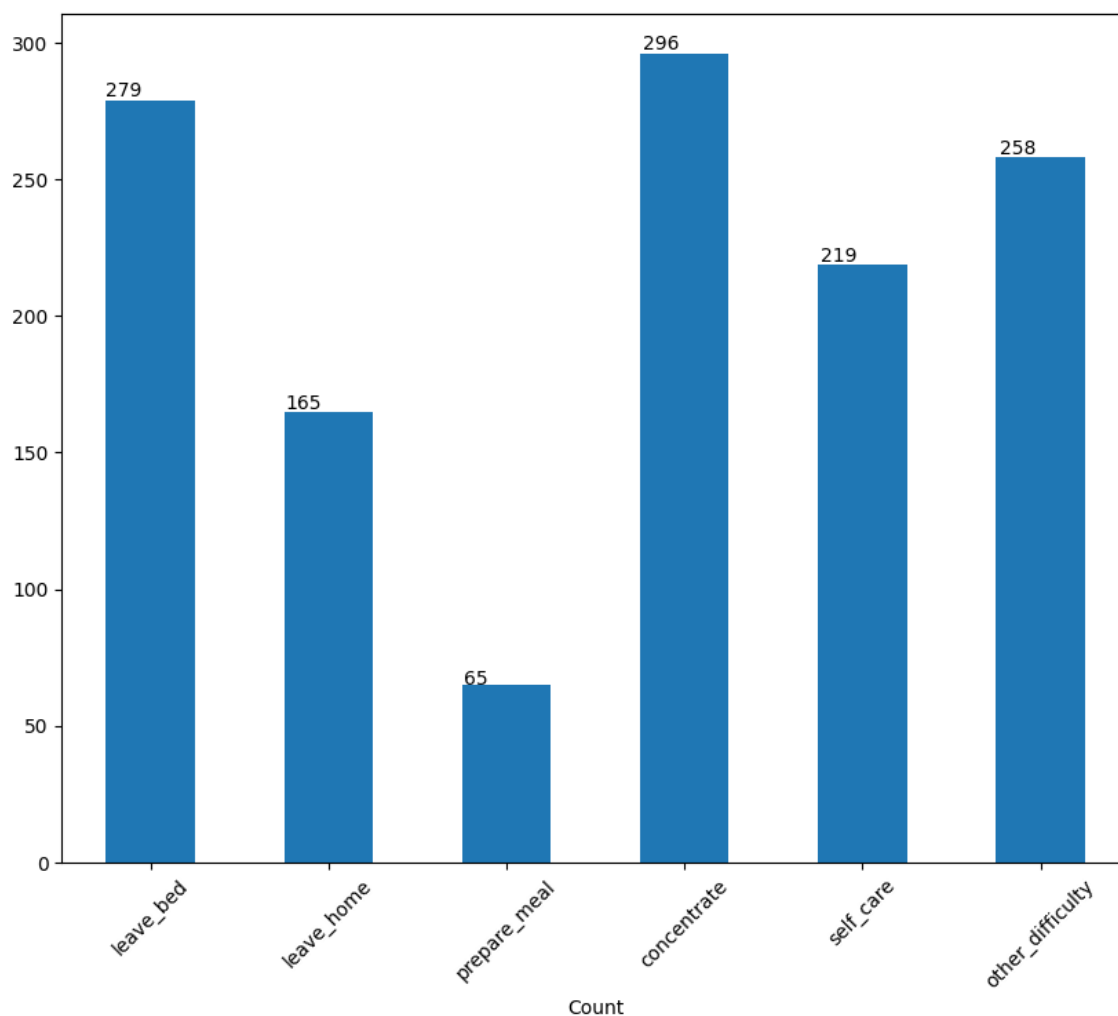
Πίνακας 3.7 Στατιστικά κορεσμού αίματος και σφυγμών

	Κορεσμός Οξυγόνου	Σφυγμοί
Μέση τιμή	97.125	80.54737903225806
Τυπική απόκλιση	2.260070197366602	19.403322629969505
Ελάχιστη τιμή	60.0	30.0
25^ο ποσοστημόριο	97.0	72.0
Διάμεσος	97.0	80.0
75^ο ποσοστημόριο	98.0	85.0
Μέγιστη τιμή	99.0	250.0

Πίνακας 3.8 Στατιστικά συστολικής και διαστολικής πίεσης

	Συστολική Πίεση	Διαστολική Πίεση
Μέση τιμή	123.15562649640862	1253.0
Τυπική απόκλιση	18.867087085885572	81.53711093375898
Ελάχιστη τιμή	30.0	27.038068127518926
25^ο ποσοστημόριο	110.0	30.0
Διάμεσος	122.0	70.0
75^ο ποσοστημόριο	131.0	78.0
Μέγιστη τιμή	260.0	84.0

Επίσης ζητήθηκε από τους συμμετέχοντες να παραθέσουν τις δυσκολίες που αντιμετώπισαν τις τελευταίες 24 ώρες. Παρατηρείται ότι η συχνότερη δυσκολία είναι η συγκέντρωση με δεύτερη την δυσκολία του να σηκωθούν από το κρεβάτι (Εικόνα 3.16, Πίνακας 3.9).

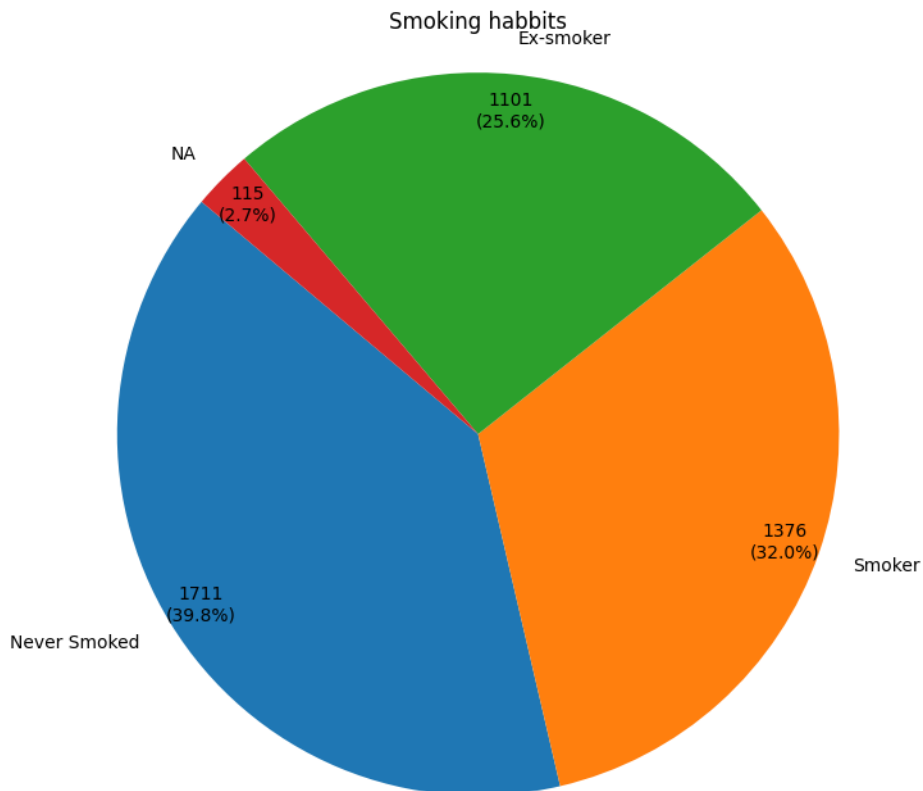


Εικόνα 3.16 Διάγραμμα με το πλήθος των συμμετεχόντων που αντιμετωπίζουν καθημερινές δυσκολίες

Πίνακας 3.9 Συχνότητα καθημερινών δυσκολιών

Δυσκολία	Πλήθος συμμετεχόντων
Σήκωμα από το κρεβάτι	279
Έξοδος από το σπίτι	165
Προετοιμασία γεύματος	65
Συγκέντρωση	296
Αυτοφροντίδα	219
Λοιπές καθημερινές δραστηριότητες	258

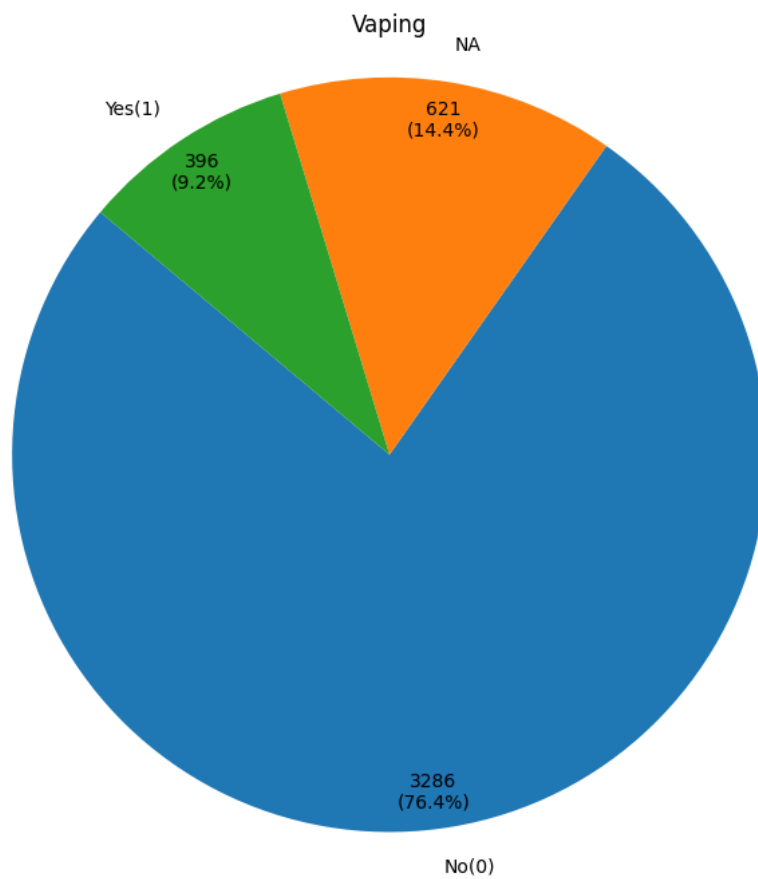
Η τελευταία κατηγορία του συνόλου δεδομένων είναι οι καθημερινές συνήθειες των συμμετεχόντων και συγκεκριμένα το κάπνισμα, το άτμισμα, η εργασιακή τους απασχόληση, η ικανότητα να κρατήσουν την αναπνοή τους και το άγχος που έχουν για την πανδημία. Η πλειοψηφία των συμμετεχόντων έχει υπάρξει ή είναι ακόμα καπνιστής (Εικόνα 3.17), με τη μέση τιμή χρόνων που καπνίζουν να είναι 22,574 χρόνια, ενώ στην περίπτωση των πρώην καπνιστών η μέση τιμή των χρόνων που έχουν κόψει το κάπνισμα είναι 12,137 χρόνια (Πίνακας 3.10). Σε αντίθεση, παρατηρείται ότι μια μικρή μερίδα των συμμετεχόντων (14,4%) ατμίζει (Εικόνα 3.18). Από τα δεδομένα γίνεται φανερό ότι η πλειοψηφία καπνίζει 11-20 τσιγάρα την ημέρα, ενώ μόλις το 4,2% των καπνιστών καπνίζει λιγότερο από 1 τσιγάρο την ημέρα (Εικόνα 3.19).



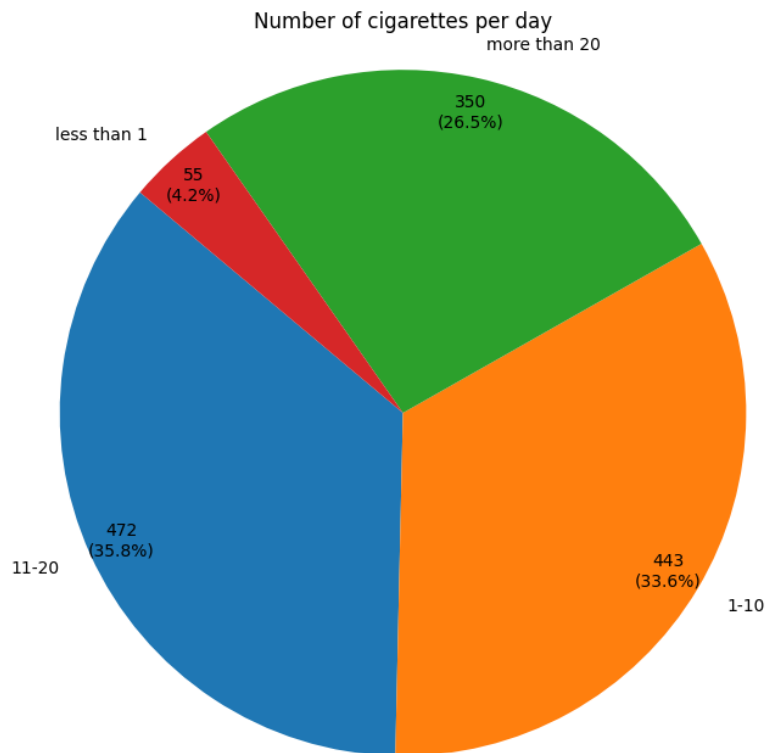
Εικόνα 3.17 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά καπνιστών

Πίνακας 3.10 Στατιστικά χρόνων που καπνίζουν ή έχουν σταματήσει το κάπνισμα

	Χρόνια που καπνίζουν	Χρόνια που σταμάτησαν το κάπνισμα
Μέση τιμή	22.574443141852285	12.137105549510338
Τυπική απόκλιση	12.501855395656728	11.709106966312255
Ελάχιστη τιμή	0.0	0.0
25^ο ποσοστημόριο	13.0	4.0
Διάμεσος	22.0	10.0
75^ο ποσοστημόριο	30.0	16.0
Μέγιστη τιμή	65.0	222.0

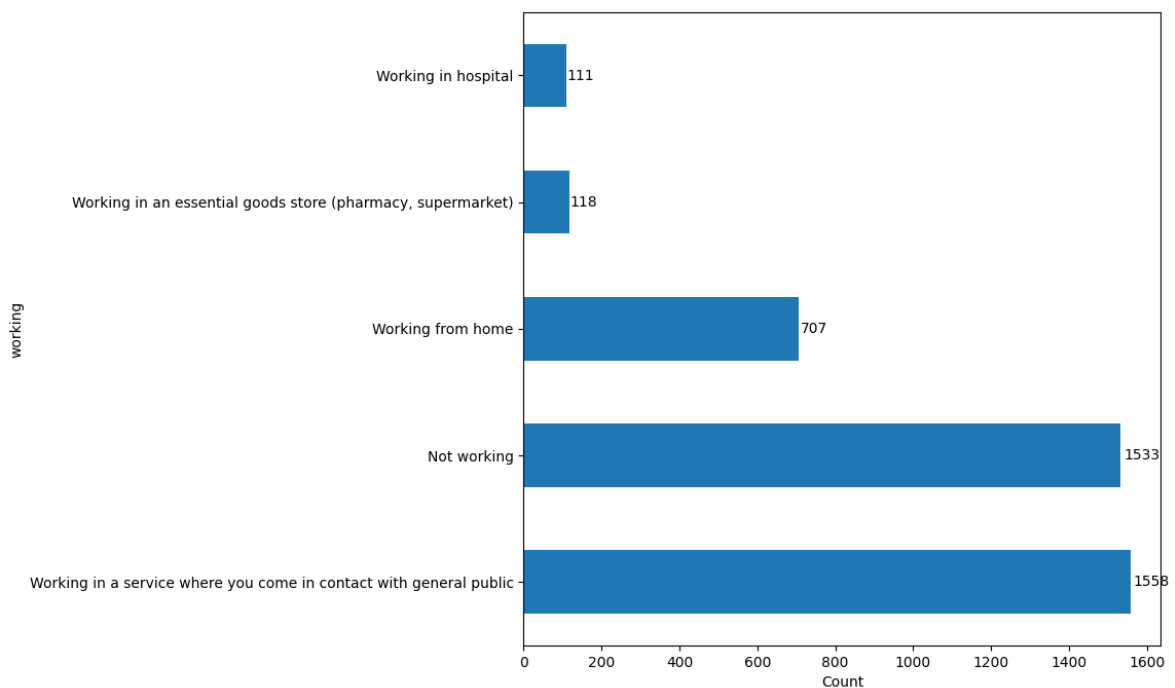


Εικόνα 3.18 Διάγραμμα πίτας με τα ποσοστά συμμετεχόντων που ατμίζουν



Εικόνα 3.19 Διάγραμμα πίτας με το πλήθος τσιγάρων που καπνίζουν οι συμμετέχοντες ανά ημέρα

Από τα δεδομένα που αφορούν την εργασιακή κατάσταση των συμμετεχόντων γίνεται αντιληπτό ότι ένα μεγάλο πλήθος συμμετεχόντων, συγκεκριμένα 1533, δεν εργάζεται (35,63%), ενώ από αυτούς που εργάζονται, η πλειοψηφία, δηλαδή 1.558 συμμετέχοντες εργάζεται σε υπηρεσίες που έρχονται σε με επαφή με το ευρύ κοινό (Εικόνα 3.20).

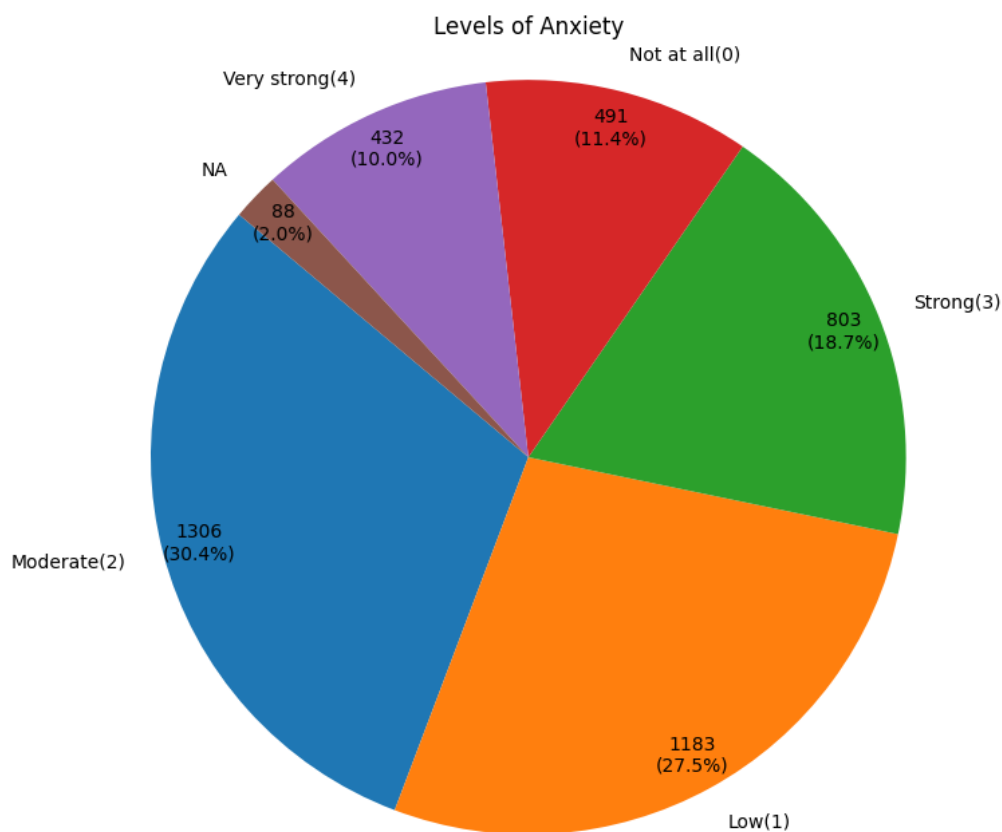


Εικόνα 3.20 Διάγραμμα για την εργασιακή κατάσταση των συμμετεχόντων

Τέλος ζητήθηκε από τους συμμετέχοντες να μετρήσουν πόσα δευτερόλεπτα μπορούν να κρατήσουν την αναπνοή τους, καθώς και να δηλώσουν σε κλίμακα 1-5 το επίπεδο άγχους τους σχετικά με την πανδημία. Όπως φαίνεται στον πίνακα Πίνακας 3.11, η μέση τιμή του χρόνου που κατάφεραν να κρατήσουν την αναπνοή τους είναι 27,478 δευτερόλεπτα. Όσον αφορά την ψυχική υγεία των ασθενών, η πλειοψηφία (57,9%) δήλωσε ότι αντιμετωπίζει χαμηλά έως μέτρια επίπεδα άγχους, ενώ το 28,7% δήλωσε ότι αντιμετωπίζει υψηλά με πολύ υψηλά επίπεδα άγχους (Εικόνα 3.21).

Πίνακας 3.11 Στατιστικά χρόνων κρατήματος αναπνοής

	Χρόνος κρατήματος αναπνοής
Μέση τιμή	27.478038577736463
Τυπική απόκλιση	20.332714137893525
Ελάχιστη τιμή	0.0
25^ο ποσοστημόριο	13.0
Διάμεσος	25.0
75^ο ποσοστημόριο	39.0
Μέγιστη τιμή	143.0



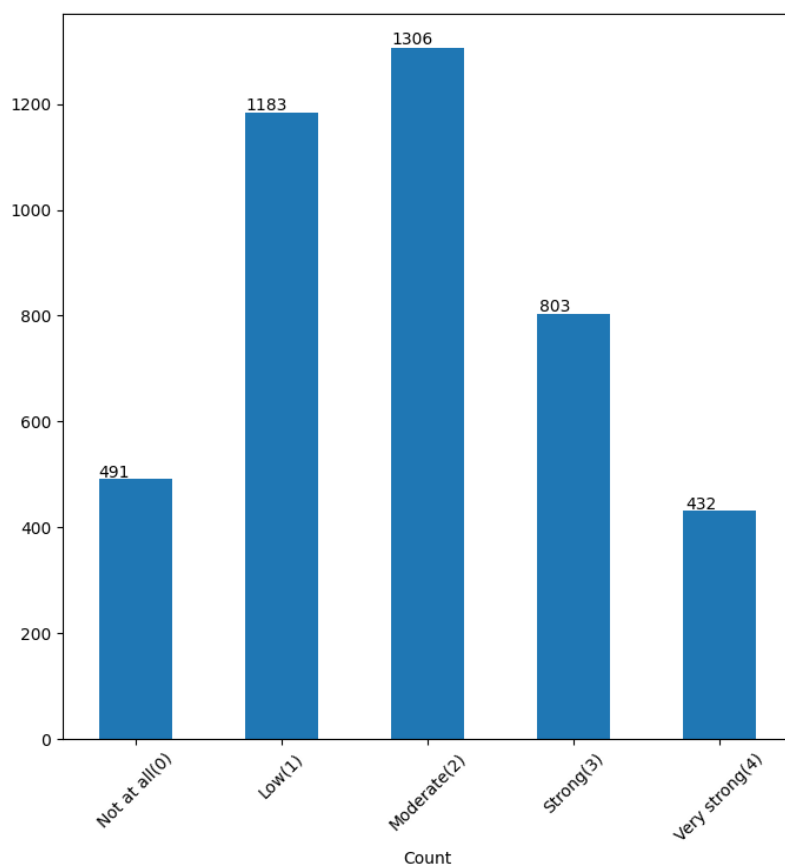
Εικόνα 3.21 Διάγραμμα πίτα με τα ποσοστά επιπέδων άγχους των συμμετεχόντων

3.4. Ανάλυση επιπέδων άγχους

Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας το κύριο επίκεντρο αποτελούν τα επίπεδα άγχους που αντιμετωπίζουν οι συμμετέχοντες για αυτό και η περαιτέρω ανάλυση των δεδομένων σχετικά με το άγχος είναι απαραίτητη για την εύρεση συσχετίσεων. Σε αυτό το κεφάλαιο, αναλύονται τα δεδομένα με στόχο να μελετηθούν τυχόν συσχετίσεις μεταξύ αυτών και των επιπέδων άγχους. Όλα τα διαγράμματα απεικονίζουν το ποσοστό των συμμετεχόντων που ανήκουν στο αντίστοιχο επίπεδο άγχους. Στον πίνακα Πίνακας 3.12 παρουσιάζονται συγκεντρωμένα τα επίπεδα άγχους, σχετικά με την πανδημία, των συμμετεχόντων, και γίνεται φανερό ότι η πλειοψηφία των συμμετεχόντων αντιμετωπίζει χαμηλά έως μέτρια επίπεδα άγχους (Εικόνα 3.22)

Πίνακας 3.12 Επίπεδα άγχους σχετικά με την πανδημία

Επίπεδα άγχους συμμετεχόντων	
0: Καθόλου	491
1: Λίγο	1183
2: Μέτριο	1306
3: Πολύ	803
4: Πάρα πολύ	432



Εικόνα 3.22 Πλήθος συμμετεχόντων ανά επίπεδο άγχους

Παρατηρείται ότι των Φεβρουάριου του 2022 υπήρξε μια αισθητή αύξηση στα επίπεδα άγχους η οποία κατευνάστηκε σταδιακά μέχρι τον Μάιο του 2022 (Εικόνα 3.23). Ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι οι γυναίκες φαίνεται να έχουν αυξημένα επίπεδα άγχους σε σχέση με τους άντρες (Εικόνα 3.24), γεγονός που συμβαδίζει με τα αποτελέσματα ερευνών [34], [35] που αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, ενώ η ηλικιακή κατηγορία με τα πιο αυξημένα επίπεδα άγχους είναι οι συμμετέχοντες 70-79 χρονών όπως είναι αναμενόμενο καθώς είναι οι πιο ευάλωτοι και ανήκουν στις ευπαθείς ομάδες (Εικόνα 3.25). Στις υπόλοιπες ηλικιακές ομάδες τα επίπεδα άγχους κυμαίνονται κυρίως χαμηλά έως μέτρια. Επίσης παρατηρείται ότι οι συμμετέχοντες με κάποιο υποκείμενο νόσημα βιώνουν υψηλότερα επίπεδα άγχους, το οποίο αιτιολογείται από το γεγονός ότι ανήκουν και εκείνοι στις ευπαθείς ομάδες (Εικόνα 3.26, Εικόνα 3.27). Επίσης, οι συμμετέχοντες που είχαν πραγματοποιήσει κάποιον διαγνωστικό έλεγχο τις τελευταίες τρεις μέρες παρουσιάζουν χαμηλότερα επίπεδα άγχους (Εικόνα 3.28), ενώ όσον αφορά τον τύπο του διαγνωστικού ελέγχου, δεν παρατηρούνται ιδιαίτερες διαφορές, με τους συμμετέχοντες που πραγματοποίησαν αυτοδιαγνωστικό έλεγχο να είναι ελαφρώς πιο αγχωμένοι (Εικόνα 3.29).

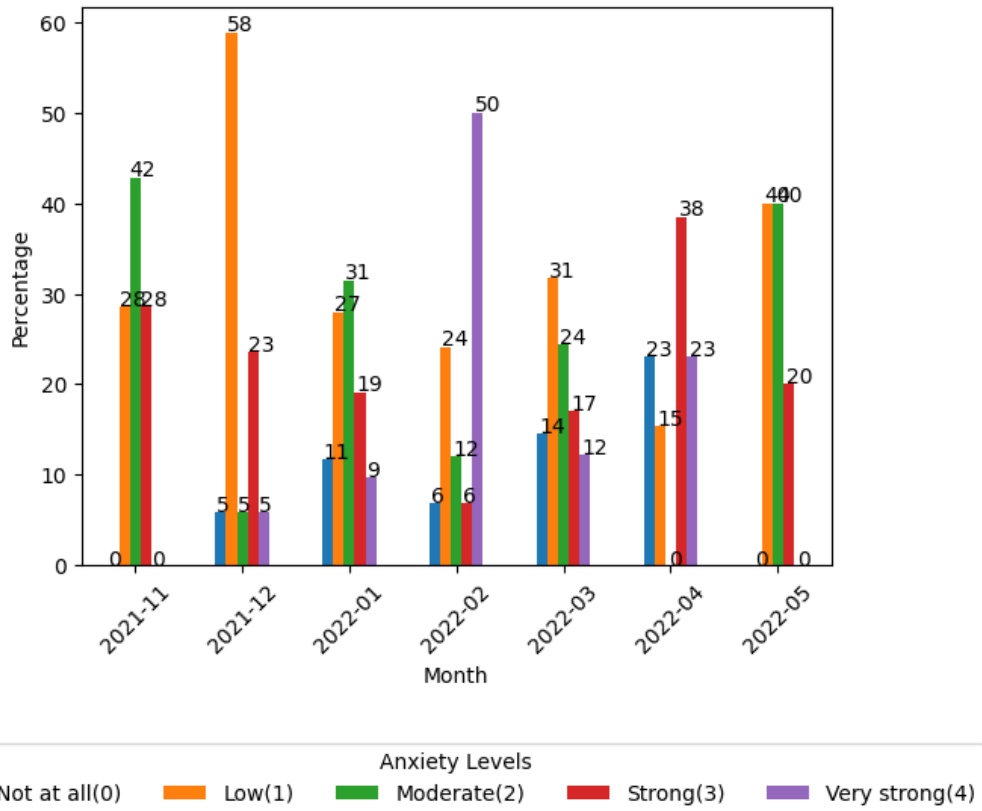
Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι όσες περισσότερες δόσεις εμβολίου έχει λάβει ένας συμμετέχοντας τόσο πιο υψηλά επίπεδα άγχους αντιμετωπίζει. Όπως φαίνεται στην εικόνα Εικόνα 3.31 η κορυφή της καμπύλης των επιπέδων άγχους των συμμετεχόντων μετατοπίζεται προς τα δεξιά, δηλαδή προς το υψηλό άγχος, όσο αυξάνεται το πλήθος των δόσεων του εμβολίου που έχουν λάβει. Από αυτό γίνεται κατανοητό ότι εκείνοι που νοιώθουν το μεγαλύτερο άγχος σχετικά με την πανδημία προσπαθούν να προστατευτούν κάνοντας εμβόλια, ενώ όσοι δεν έχουν ιδιαίτερο άγχος επιλέγουν να μην εμβολιαστούν. Βέβαια παρά την ασφάλεια που προσφέρει το εμβόλιο τα επίπεδα άγχους τους παραμένουν ανεβασμένα, γεγονός που υποδεικνύει ότι δεν τους καθησυχάζει το εμβόλιο. Αυτή η παρατήρηση συμβαδίζει και με τις σχετικές έρευνες που αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο [40], [41], ενώ επιβεβαιώνεται και από την συσχέτιση Pearson, η οποία για την σχέση μεταξύ άγχους και κατάστασης εμβολιασμού έχει τιμή 0,14 γεγονός που υποδεικνύει μια ασθενή γραμμική σχέση μεταξύ τους.

Μικρές διαφορές στα επίπεδα άγχους παρατηρούνται και σε σχέση με το αν χρειάστηκε νοσηλεία σε νοσοκομείο (Εικόνα 3.32) με όσους έχουν πάρει εξιτήριο πάνω από βδομάδα ή μήνα να αντιμετωπίζουν χαμηλότερα επίπεδα άγχους και όσοι δεν έχουν νοσηλευτεί να είναι πιο αγχωμένοι από εκείνους που βρίσκονται αυτή τη στιγμή σε νοσοκομείο. Επίσης, όσοι δεν είναι σίγουροι για το αν έχουν έρθει σε επαφή με κρούσμα έχουν ελαφρώς αυξημένο άγχος, ενώ δεν παρατηρείται κάποια σημαντική διαφορά μεταξύ εκείνων που έχουν έρθει σε επαφή με κρούσμα και εκείνων που δεν έχουν έρθει (Εικόνα 3.33). Αντίστοιχα δεν παρατηρείται ιδιαίτερη διαφορά ούτε μεταξύ εκείνων που ταξίδεψαν στο εξωτερικό τις τελευταίες 14 μέρες και εκείνων που δεν ταξίδεψαν (Εικόνα 3.34). Τέλος,

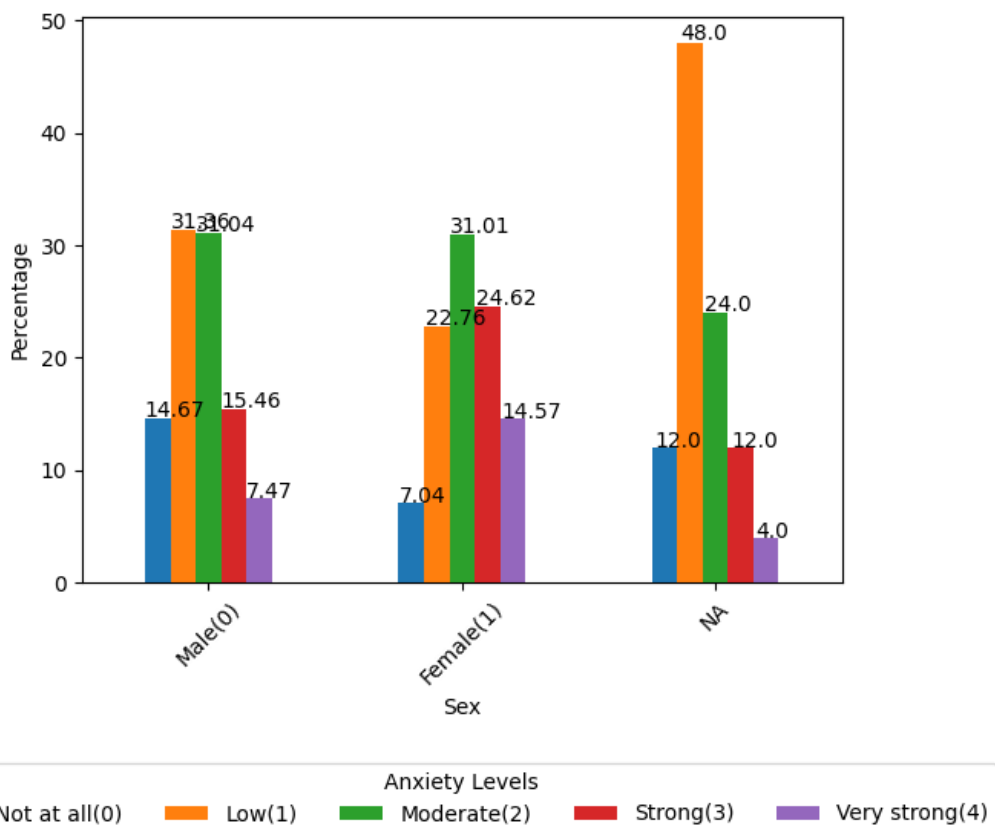
δεν παρατηρείται κάποια αξιοσημείωτη διαφορά ούτε στα επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τα συμπτώματα που παρουσιάζουν οι συμμετέχοντες (Εικόνα 3.35).

Σχετικά με τις μετρήσεις ζωτικών οργάνων που υπέβαλαν όσοι συμμετέχοντες είχαν τα κατάλληλα όργανα μέτρησης, παρατηρείται ότι ο κορεσμός οξυγόνου έχει υψηλότερη μέση τιμή στα πολύ έως πολύ υψηλά επίπεδα άγχους, οι σφυγμοί παρουσιάζουν τις δύο μέγιστες τιμές στα δύο άκρα των επιπέδων άγχους, καθόλου και πάρα πολύ, ενώ όσον αφορά τη συστολική και διαστολική πίεση παρουσιάζουν την μέγιστη μέση τιμή στην περίπτωση του λίγου και του μέτριου άγχους αντίστοιχα (Πίνακας 3.13). Ο δείκτης μάζας σώματος έχει πολύ μικρές διαφορές ανάλογα με τα επίπεδα άγχους παρουσιάζοντας την μέγιστη μέση τιμή στους συμμετέχοντες με πολύ άγχος, ενώ ο μέσος χρόνος κρατήματος αναπνοής μειώνεται καθώς αυξάνεται το άγχος (Πίνακας 3.13).

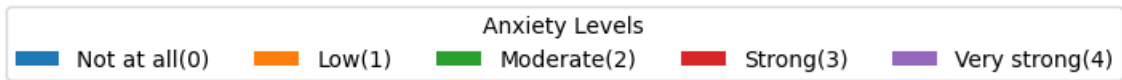
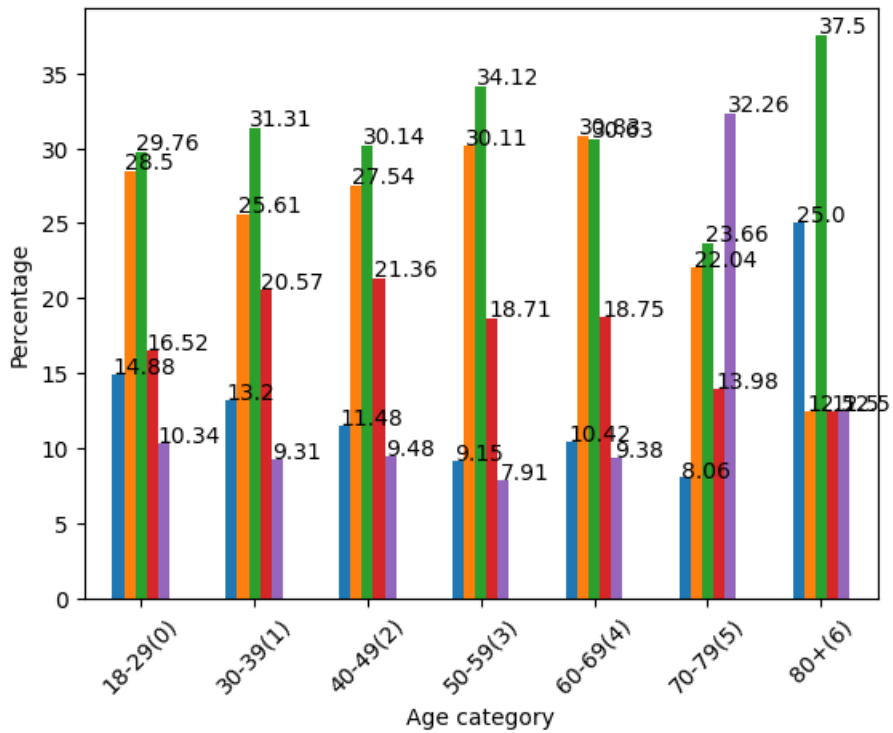
Επιπλέον, η συσχέτιση μεταξύ των καθημερινών δραστηριοτήτων των συμμετεχόντων και των επιπέδων άγχους τους παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Ζητήθηκε από τους συμμετέχοντες να δηλώσουν τυχόν δυσκολίες που είχαν το τελευταίο εικοσιτετράωρο. Αυξημένα άγχη διακρίνονται σε εκείνους που αντιμετωπίζουν δυσκολία να συγκεντρωθούν, να φροντίσουν τον εαυτό τους και να φύγουν από το σπίτι, αλλά και γενικά σε όλες τις δυσκολίες, το οποίο είναι λογικό γιατί εκ φύσεως αυτές οι δυσκολίες δυσχεραίνουν την ψυχική υγεία (Εικόνα 3.36). Ένα μέρος των δεδομένων που συγκεντρώθηκαν είναι και η καπνιστικές συνήθειες των συμμετεχόντων. Παρατηρείται ότι όσοι δεν έχουν υπάρξει ποτέ καπνιστές αντιμετωπίζουν ελαφρώς μειωμένα επίπεδα άγχους, με μόλις το 25,8% να έχει άγχος υψηλότερο του μετρίου, ενώ τα υψηλότερα επίπεδα άγχους τα αντιμετωπίζουν οι καπνιστές (32,52% με άγχος άνω του μετρίου), με τους πρώην καπνιστές να βρίσκονται σε μια ενδιάμεση κατάσταση (30,16%) (Εικόνα 3.37). Αντίστοιχα αυξημένα άγχη παρατηρούνται και στους συμμετέχοντες που ατμίζουν, με το 72,26% να αντιμετωπίζει μέτριο έως πολύ υψηλό άγχος, σε σύγκριση με αυτούς που δεν ατμίζουν με ποσοστό 58,92% στην αντίστοιχη κατηγορία (Εικόνα 3.38). Επίσης αύξηση των επιπέδων άγχους παρουσιάζεται και με την αύξηση του πλήθους τσιγάρων που καπνίζουν σε μια μέρα, όσο αυξάνεται το πλήθος αυξάνεται και το ποσοστό των συμμετεχόντων που έχουν άνω του μετρίου άγχους (Εικόνα 3.39). Τέλος, η εργασιακή κατάσταση φαίνεται να επηρεάζει τα επίπεδα άγχους, με τους άνεργους να έχουν τα υψηλότερα ποσοστά σε υψηλό και πολύ υψηλό άγχος (33,97%) ενώ τα χαμηλότερα εκείνοι που εργάζονται σε νοσοκομεία, με το 53,63% τους να δηλώνει επίπεδα άγχους κάτω του μετρίου (Εικόνα 3.40).



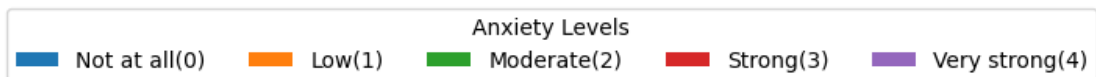
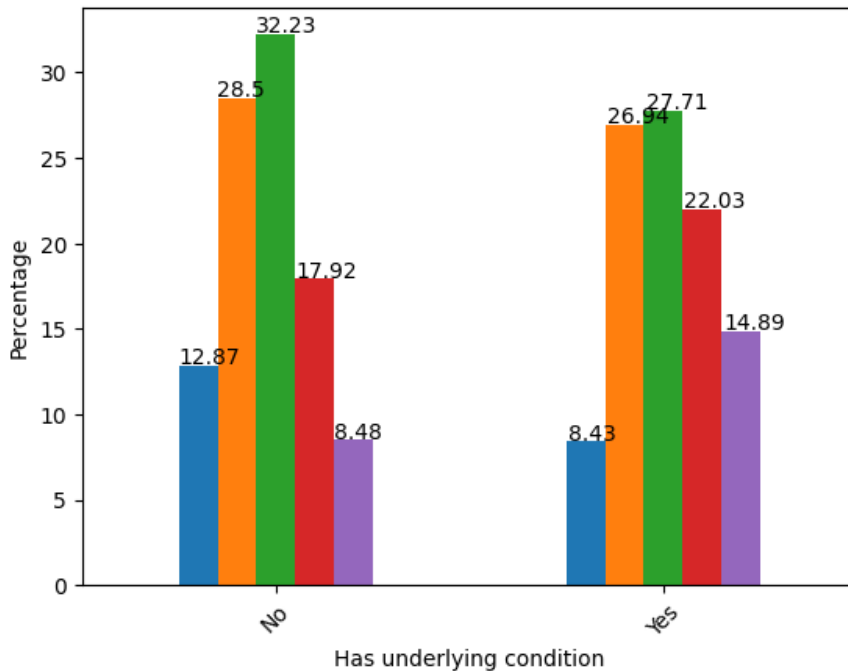
Εικόνα 3.23 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τους μήνες των υποβολών



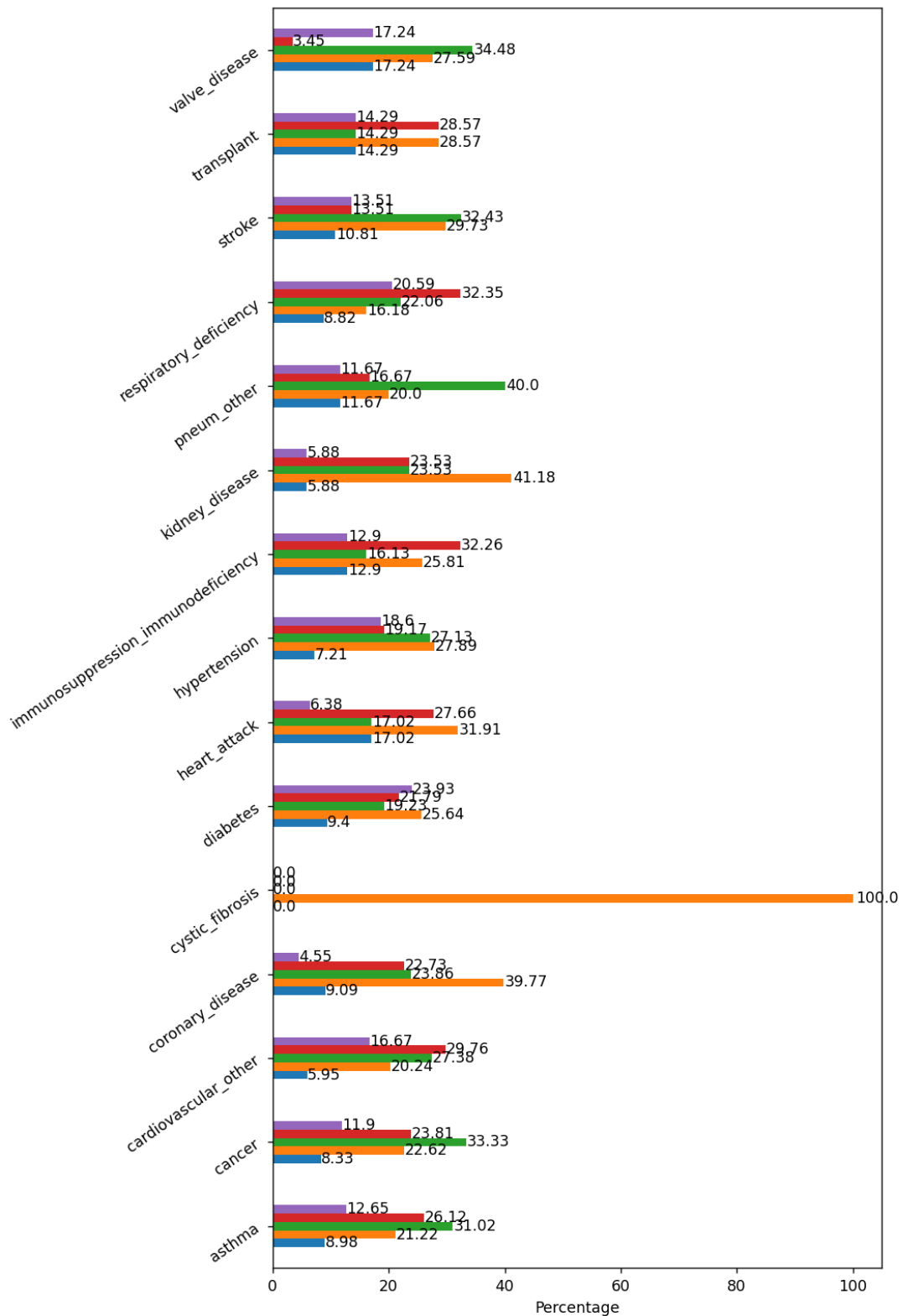
Εικόνα 3.24 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το φύλο



Εικόνα 3.25 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με την ηλικιακή κατηγορία

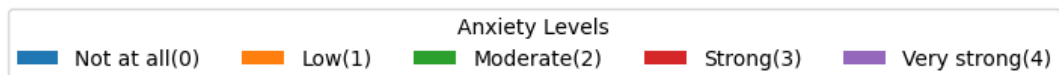
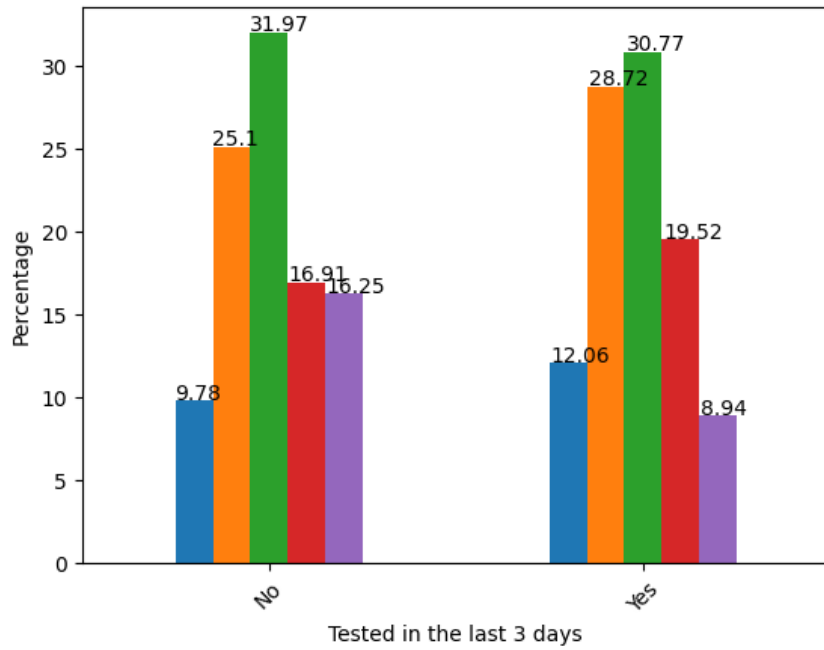


Εικόνα 3.26 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν οι συμμετέχοντες έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα

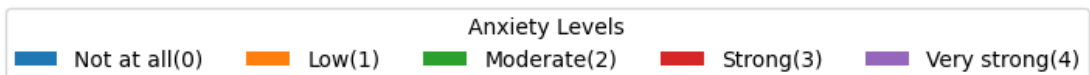
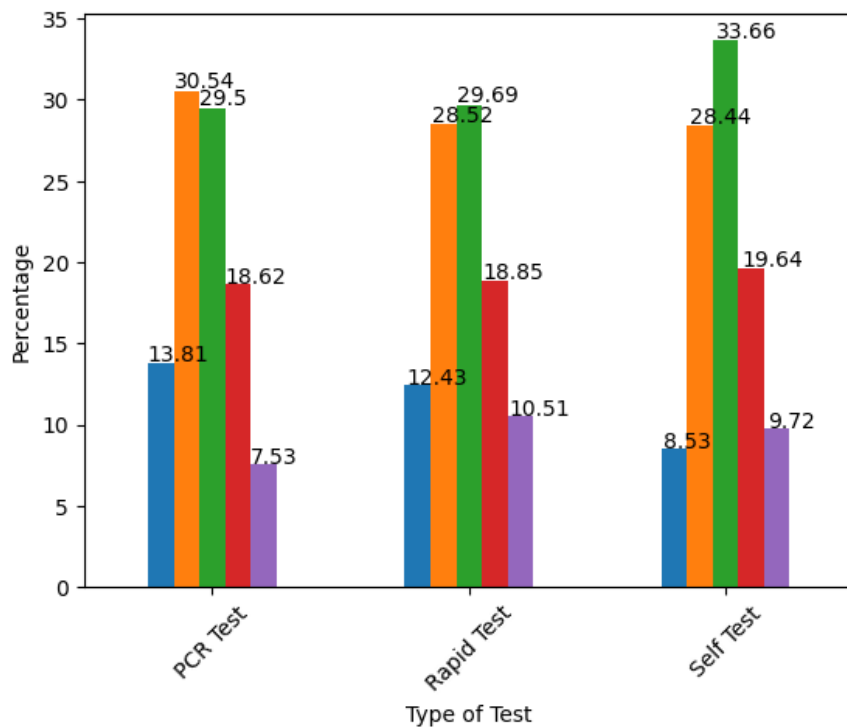


■ Not at all(0)
 ■ Low(1)
 ■ Moderate(2)
 ■ Strong(3)
 ■ Very strong(4)

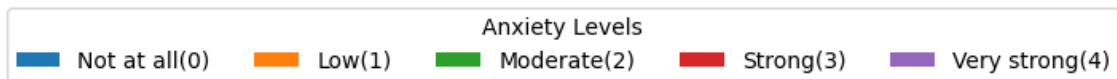
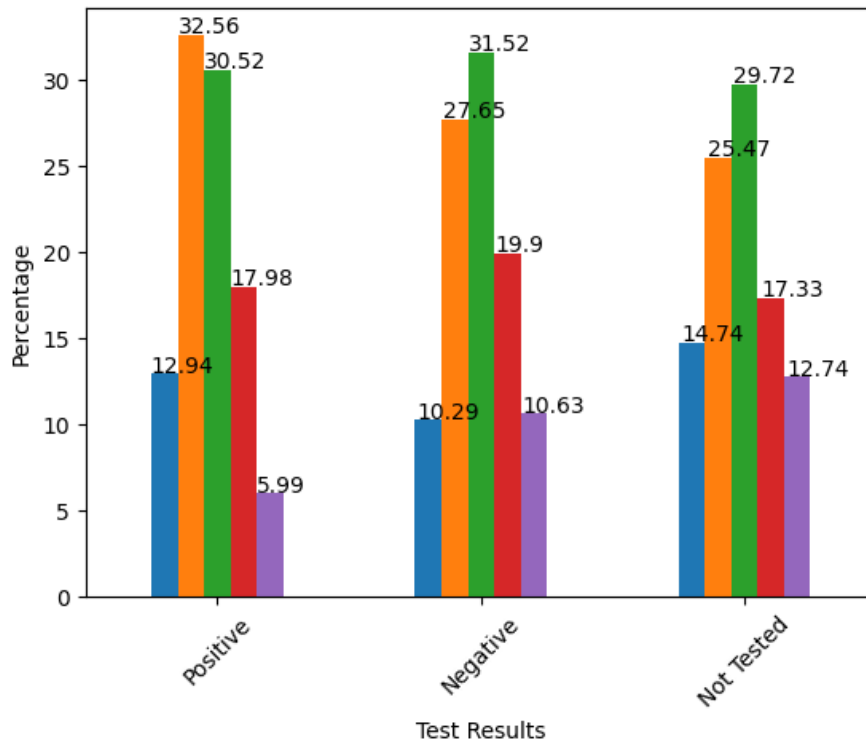
Εικόνα 3.27 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τα υποκείμενα νοσήματα



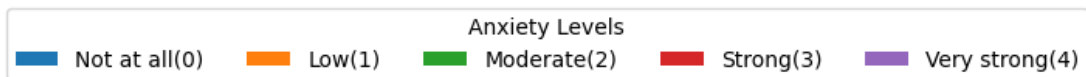
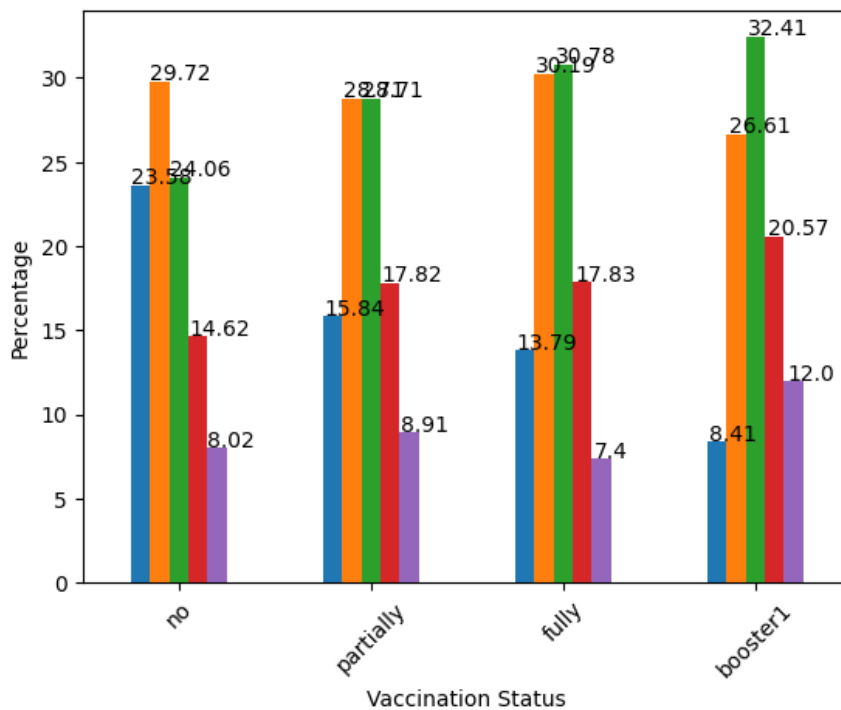
Εικόνα 3.28 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν πραγματοποιήθηκε διαγνωστικός έλεγχος τις τελευταίες τρεις μέρες



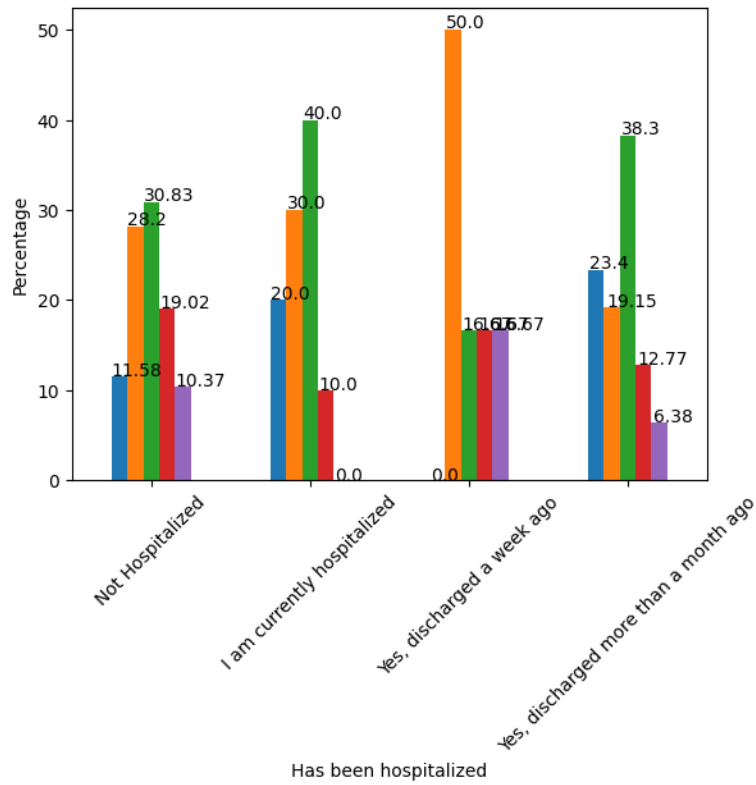
Εικόνα 3.29 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τον τύπο διαγνωστικού ελέγχου



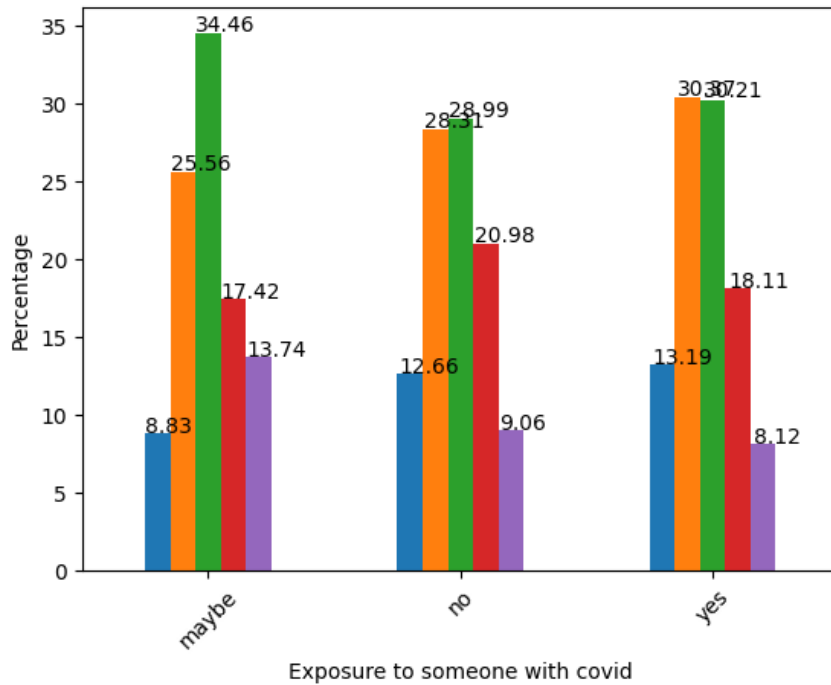
Εικόνα 3.30 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τα αποτελέσματα του διαγνωστικού ελέγχου



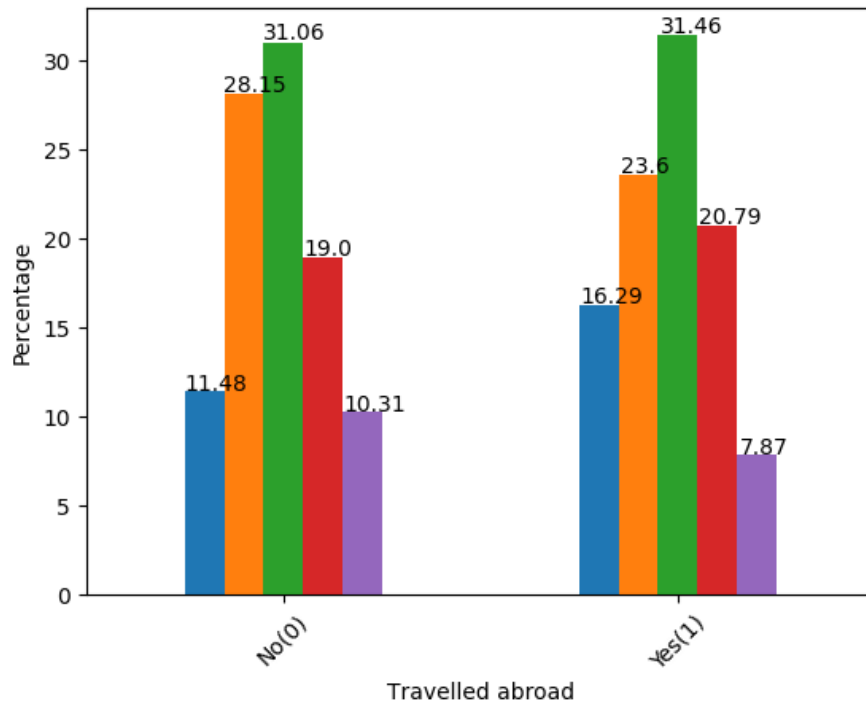
Εικόνα 3.31 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με την κατάσταση εμβολιασμού των συμμετεχόντων



Εικόνα 3.32 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τη νοσηλεία των συμμετεχόντων

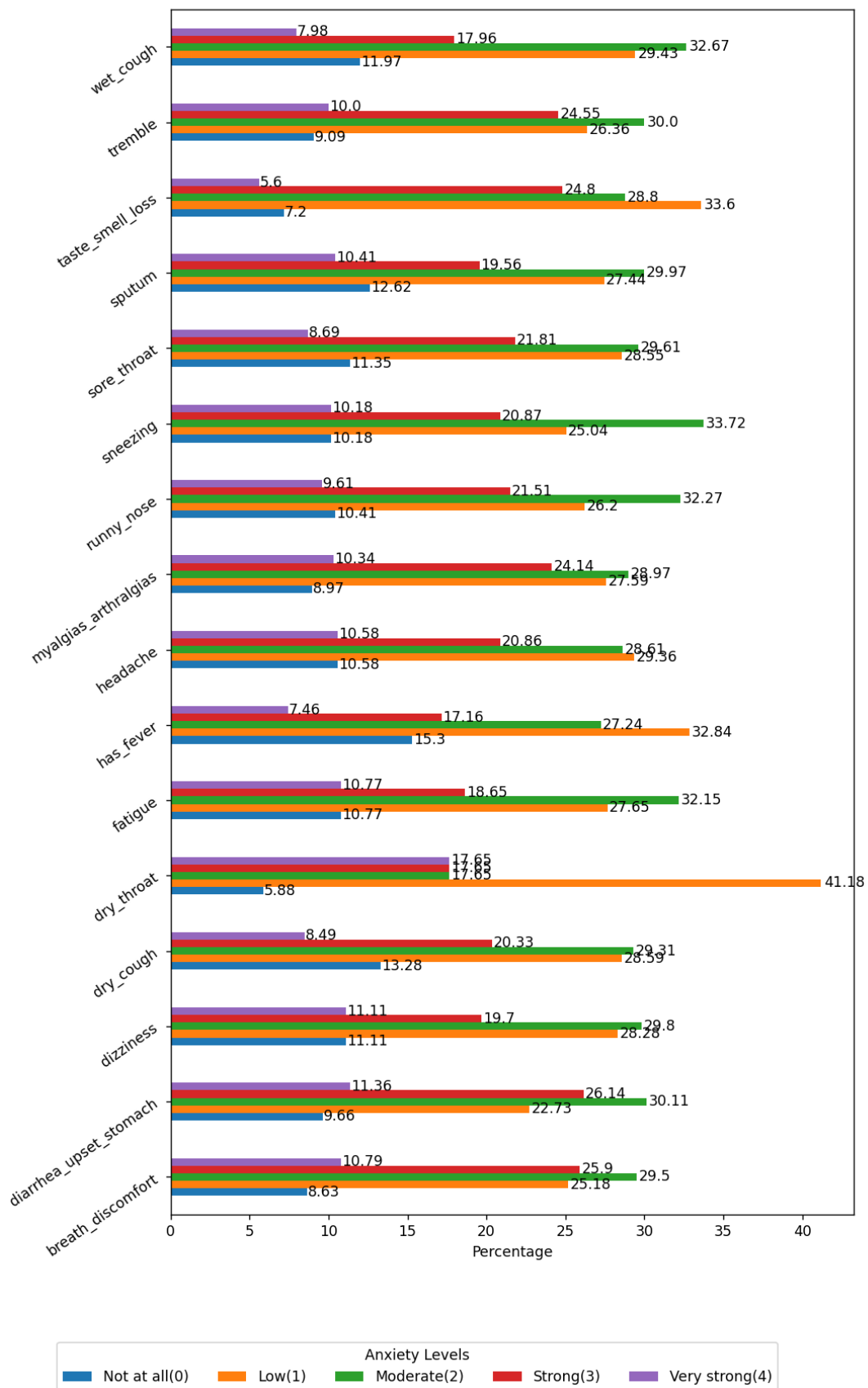


Εικόνα 3.33 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν έχουν έρθει σε επαφή με επιβεβαιωμένο κρούσμα



■ Not at all(0)
 ■ Low(1)
 ■ Moderate(2)
 ■ Strong(3)
 ■ Very strong(4)

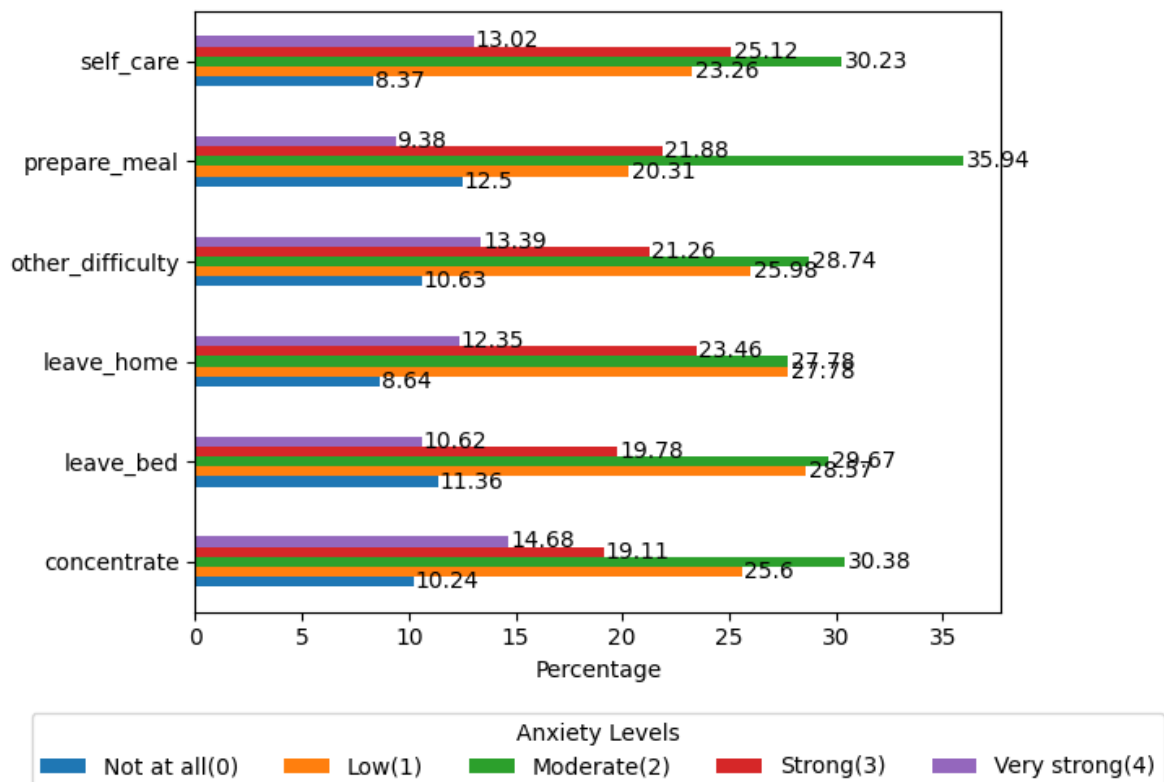
Εικόνα 3.34 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν ταξίδεψαν στο εξωτερικό τις τελευταίες 14 μέρες



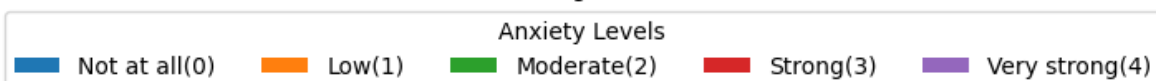
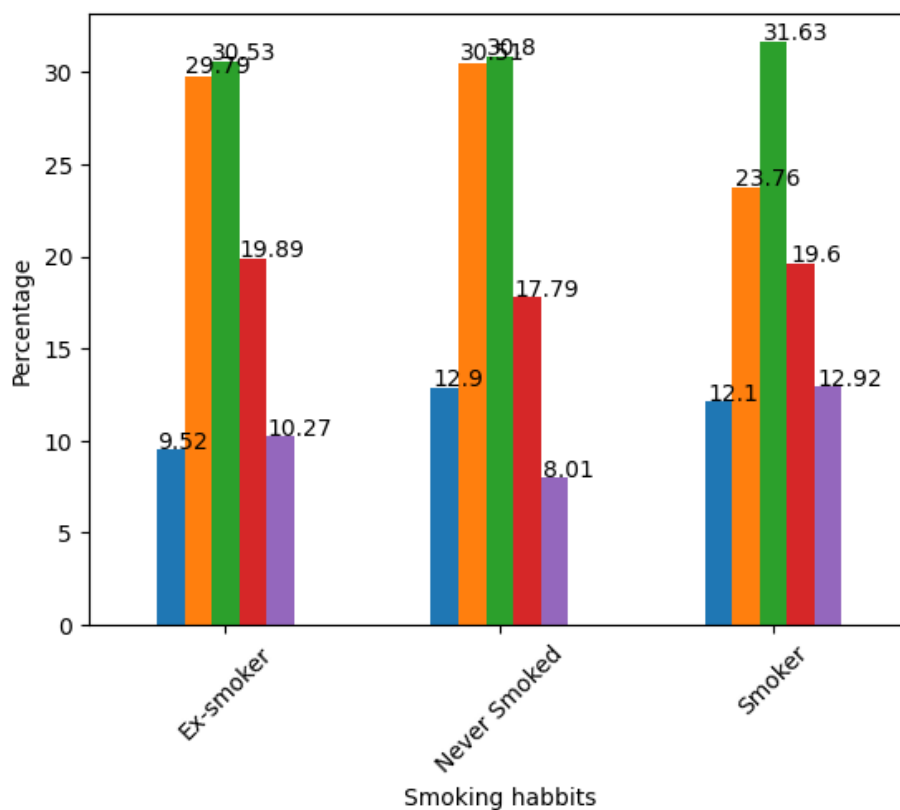
Εικόνα 3.35 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τα συμπτώματα που παρουσιάζουν οι συμμετέχοντες

Πίνακας 3.13 Μέση τιμή του δείκτη μάζας σώματος, του κορεσμού του οξυγόνου, των σφυγμών, της συστολικής και διαστολικής πίεσης και του κρατήματος αναπνοής σε συσχέτιση με τα επίπεδα άγχους

Άγχος	Δείκτης Μάζας Σώματος	Κορεσμός Οξυγόνου	Σφυγμοί	Συστολική Πίεση	Διαστολική Πίεση	Κράτημα Αναπνοής
Καθόλου	27.753	96.985	82.796	123.430	80.469	30.251
Λίγο	27.530	97.044	79.378	124.622	80.369	28.794
Μέτριο	27.284	97.045	79.605	122.540	83.824	29.371
Πολύ	27.910	97.356	81.025	123.538	79.879	24.955
Πάρα πολύ	27.201	97.218	82.515	120.452	80.563	22.919



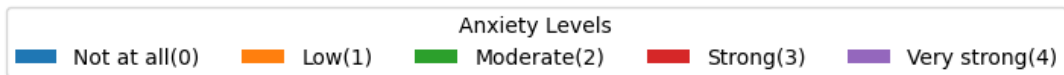
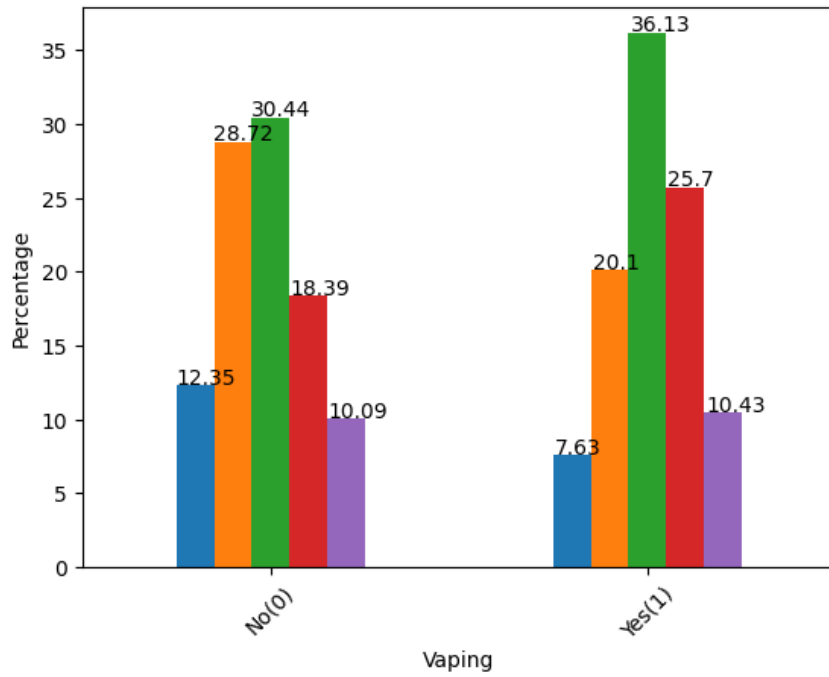
Εικόνα 3.36 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τις δυσκολίες που αντιμετωπίζουν οι συμμετέχοντες στην καθημερινότητά τους



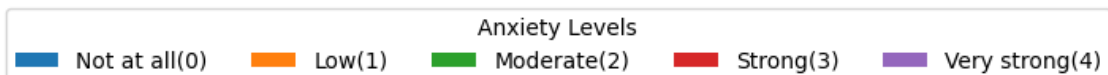
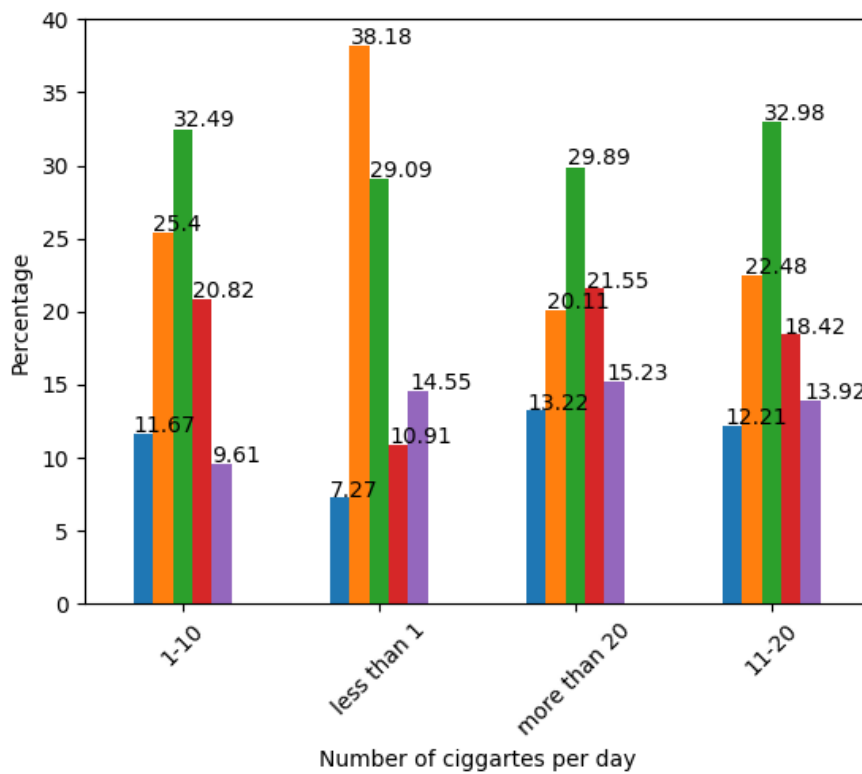
Εικόνα 3.37 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το αν έχουν υπάρξει ποτέ καπνιστές οι συμμετέχοντες

Πίνακας 3.14 Μέση τιμή χρόνων που οι συμμετέχοντες καπνίζουν ή έχουν σταματήσει το κάπνισμα σε συνάρτηση με τα επίπεδα άγχους

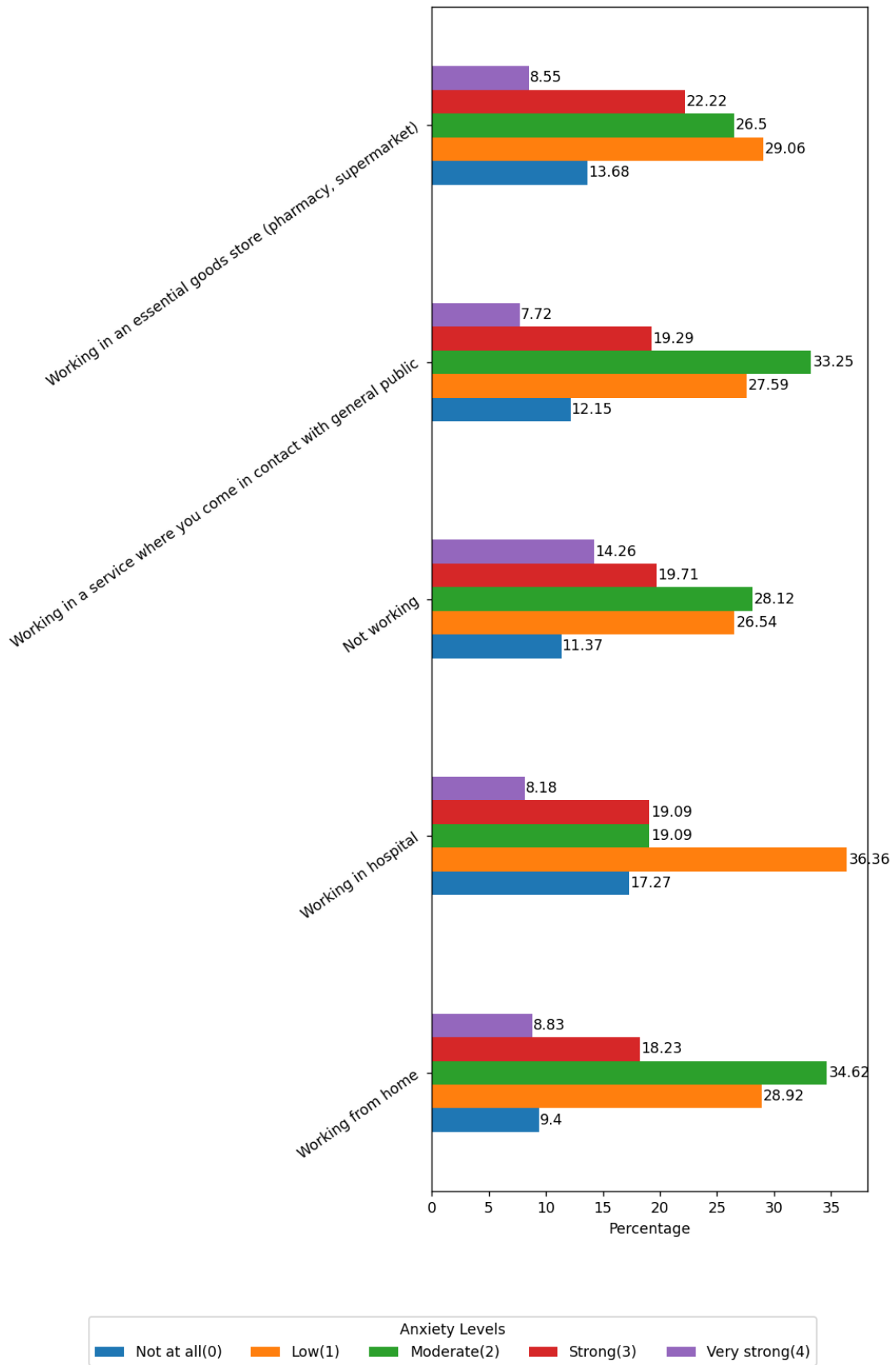
Άγχος	Χρόνια που καπνίζουν	Χρόνια που σταμάτησαν το κάπνισμα
Καθόλου	23.184	12.955
Λίγο	21.249	12.455
Μέτριο	22.399	11.599
Πολύ	22.159	11.326
Πάρα πολύ	24.843	12.226



Εικόνα 3.38 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με τους συμμετέχοντες που ατμίζουν



Εικόνα 3.39 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με το πλήθος των τσιγάρων που καπνίζουν οι συμμετέχοντες ανά ημέρα



Εικόνα 3.40 Επίπεδα άγχους σε συνάρτηση με την εργασιακή κατάσταση των συμμετεχόντων

4. Μεθοδολογία

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για τον χωρισμό των δεδομένων σε κλάσεις άγχους, την προεπεξεργασία τους, τα μοντέλα ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν και οι μετρικές αξιολόγησής τους.

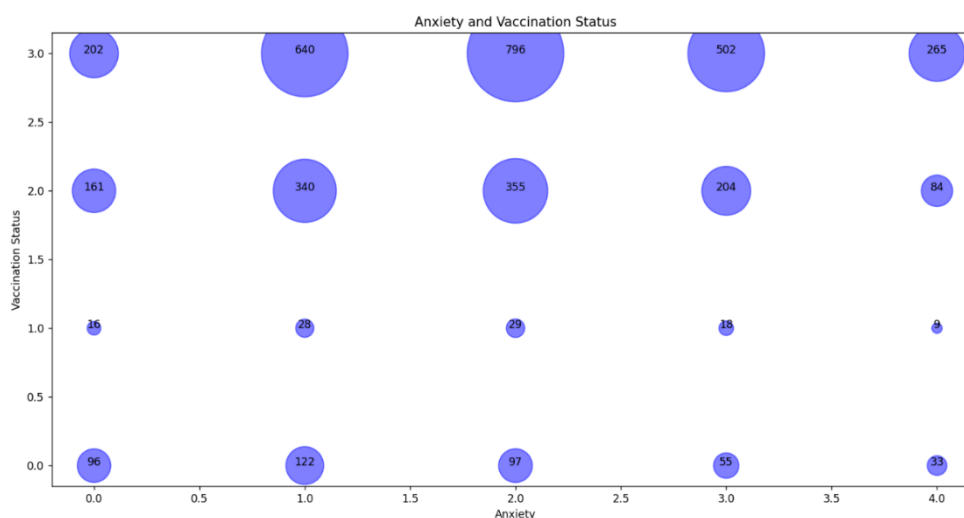
Από την ανάλυση των δεδομένων παρατηρήθηκε ότι η κατάσταση εμβολιασμού ενός ατόμου έχει συσχέτιση με το επίπεδο άγχους του. Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη αυτής της συσχέτισης, δημιουργώντας συνδυαστικές κλάσεις οι οποίες αξιοποιούνται για την ταξινόμηση των δεδομένων, και η αξιολόγηση μοντέλων ταξινόμησης βάση των νέων κλάσεων.

4.1. Δημιουργία Κλάσεων

4.1.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Για την αξιοποίηση της συσχέτισης που παρατηρήθηκε, πέρα των επιπέδων άγχους, λήφθηκε υπόψη και η κατάσταση εμβολιασμού στον διαχωρισμό των δεδομένων σε δυο κλάσεις. Στην εικόνα Εικόνα 4.1 απεικονίζονται σε ένα επίπεδο το πλήθος των συμμετεχόντων που ανήκουν σε κάθε υποομάδα που καθορίζεται από το επίπεδο άγχους τους και την κατάσταση εμβολιασμού τους. Ως άξονα x είναι τα επίπεδα του άγχους με τιμές 0,1,2,3,4 και στον άξονα y η κατάσταση εμβολιασμού σε κλίμακα 0,1,2,3 όπως προκύπτει από την αντιστοίχιση:

- 0 : Χωρίς καμία δόση εμβολίου
- 1 : Μια δόση εκ των δύο εμβολίου (Μερικώς εμβολιασμένοι)
- 2 : Πλήρως εμβολιασμένοι
- 3 : Εμβολιασμένοι με έξτρα δόση (booster)

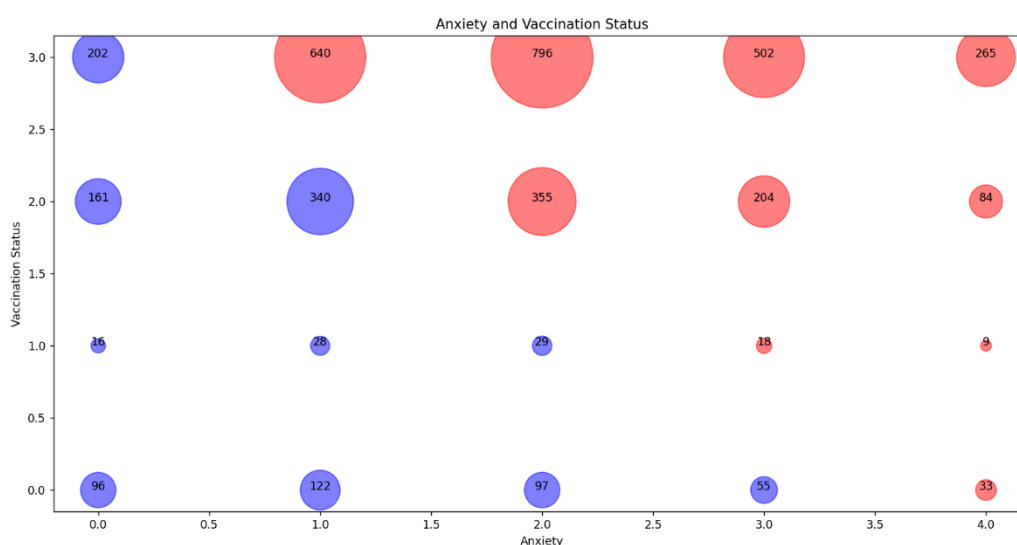


Εικόνα 4.1 Απεικόνιση του πλήθους των συμμετεχόντων που ανήκουν σε κάθε ομάδα

Στην πρώτη ομάδα δοκιμών δοκιμάστηκε ο διαχωρισμός των δεδομένων με βάση την διαγώνιο που ορίζει η συνάρτηση:

$$\text{Επίπεδο άγχους} + \text{Κατάσταση εμβολιασμού} > 3 \quad (4.1)$$

Το αποτέλεσμα αυτής της εξίσωσης έχει ως αποτέλεσμα την δημιουργία των δύο κλάσεων όπως φαίνονται στην εικόνα Εικόνα 4.2. Στην μια κλάση, στην κλάση 1, ανήκουν όσοι έχουν είτε υψηλό άγχος είτε υψηλό εμβολιασμό, όπως αυτό ορίστηκε από την μετατροπή των καταστάσεων σε νούμερα, και αποτελείται από 2.906 συμμετέχοντες, ενώ στην κλάση 0 ανήκουν όσοι έχουν χαμηλά επίπεδα άγχους ή είναι χαμηλά στην κλίμακα κατάστασης εμβολιασμού, και σε αυτήν υπάγονται οι υπόλοιποι 1.146 συμμετέχοντες.



Εικόνα 4.2 Απεικόνιση κλάσεων όπως προκύπτουν από την συνάρτηση (4.1)

4.1.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Σε επόμενες δοκιμές χρησιμοποιήθηκε και ο διαχωρισμός κλάσεων με βάση μόνο το άγχος. Σε αυτήν την περίπτωση δημιουργήθηκαν δύο κλάσεις. Στην κλάση 1 ανήκουν οι συμμετέχοντες με υψηλά ή πολύ υψηλά επίπεδα άγχους, οι οποίοι είναι στο σύνολο 1.235, ενώ στην κλάση 0 οι υπόλοιποι 2.980 οι οποίοι έχουν μέτριο, λίγο ή καθόλου άγχος.

4.2. Προεπεξεργασία Δεδομένων

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας είναι ηχητικές καταγραφές βήχα και φωνής, καθώς ο κορεσμός οξυγόνου και ο δείκτης μάζας σώματος οι οποίες είναι συνεχείς μεταβλητές. Οι προεπεξεργασία τους είναι απαραίτητη για την εξαγωγή ορθών συμπερασμάτων.

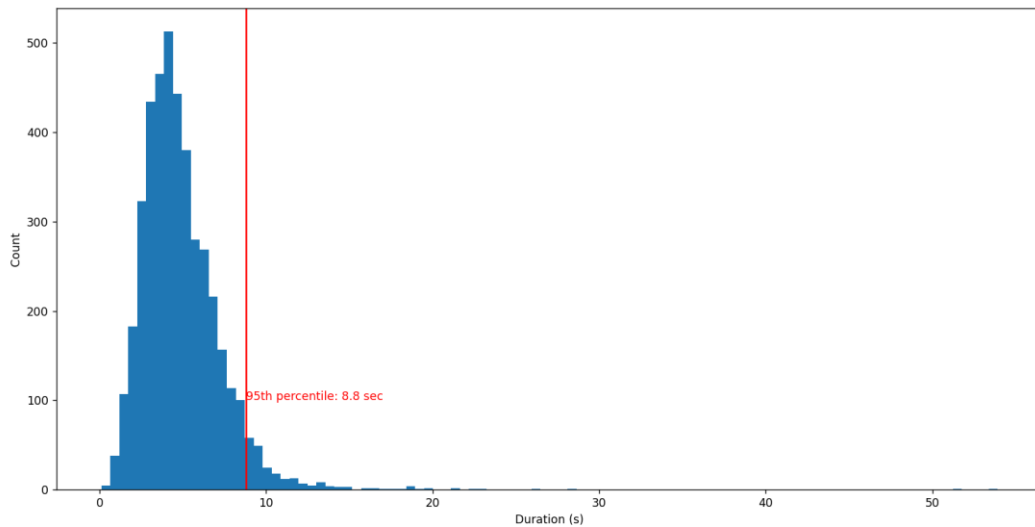
4.2.1. Εξαγωγή MFCC Συντελεστών

Τα ηχητικά δεδομένα, για να αναλυθούν και να αξιοποιηθούν στην εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης, συχνά πρέπει να μετατραπούν σε μορφή κατάλληλη. Η διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών περιλαμβάνει την κατάτμηση της επεξεργασμένης ηχογράφησης σε τμήματα που περιέχουν πληροφορίες με την μορφή πλαισίων (frames) τα οποία αξιοποιούνται στη συνέχεια για την εξαγωγή των απαραίτητων χαρακτηριστικών για την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης [59]. Ένα σύνολο φασματικών παραμέτρων που χρησιμοποιείται συχνά είναι οι συντελεστές Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC), οι οποίοι αναπαριστούν το φάσμα ισχύος των ηχητικών σημάτων με βάση την ανθρώπινη αντίληψη του ήχου. Για την εξαγωγή των συντελεστών MFCC, αρχικά κάθε σήμα διαιρείται σε μικρότερα πλαίσια (frames), διάρκειας 20 έως 45 χιλιοστά του δευτερολέπτου, η οποία διαδικασία καθορίζει το μέγεθος του βήματος μεταξύ των διαδοχικών πλαισίων (hop_length). Στη συνέχεια, εφαρμόζονται συναρτήσεις παραθύρου, όπως το παράθυρο Hamming, για την μετρίαση της φασματικής διαρροής, εξασφαλίζοντας την ακριβή ανάλυση συχνοτήτων, και υπολογίζεται ο μετασχηματισμός Fourier μικρού χρόνου (STFT) για κάθε πλαίσιο, επιτρέποντας την ανάλυση των συνιστωσών συχνότητας του σήματος με την πάροδο του χρόνου. Έπειτα, εφαρμόζονται τράπεζες φίλτρων Mel (Mel Filter Banks) στα αποτελέσματα του μετασχηματισμού STFT, τα οποία προσομοιώνουν τον τρόπο με τον οποίο το ανθρώπινο αντί αντιλαμβάνεται τις συχνότητες ο οποίος δεν είναι γραμμικός αλλά βασίζεται στην Mel κλίμακα. Συγκεκριμένα, μετατρέπονται οι συχνότητες, οι οποίες μετριοούνται σε Hz, σε τιμές mel, η οποίες μετριοούνται σε m, βάση του τύπου: $mel(f) = 2595 * \log_{10}(1 + f/700)$. Τέλος, υπολογίζεται ο λογάριθμος των φιλτραρισμένων αποτελεσμάτων, δημιουργώντας ένα λογαριθμικό φασματογράφημα, και εφαρμόζεται ο μετασχηματισμός συνημίτονου (Discrete Cosine Transform, DCT) για να προκύψουν οι συντελεστές MFCC ως πραγματικοί αριθμοί [65].

Για την προεπεξεργασία των ηχητικών δεδομένων χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη librosa της Python, η οποία περιέχει συναρτήσεις για την επεξεργασία ηχητικών δεδομένων [66]. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για το φόρτωμα και την επεξεργασία των ηχητικών καταγραφών είναι η ακόλουθη:

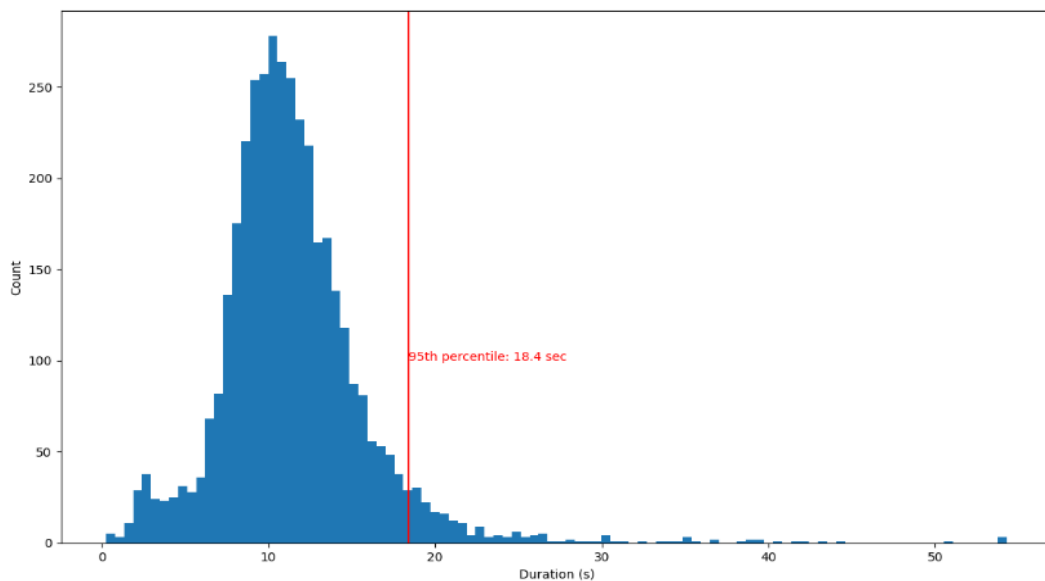
- Φόρτωμα αρχείου με ρυθμό δειγματοληψία 48kHz
- Κανονικοποίηση των δεδομένων σε κλίμακα [-1,1]
- Αφαίρεση σιωπής από τις καταγραφές. Το κατώφλι dB κάτω από το οποίο θεωρείται σιωπή, μετά από πειραματισμό, ορίστηκε στα 20dB και 40dB για τα σήματα βήχα και φωνής αντίστοιχα [67], [68].
- Προσαρμογή της διάρκειας των αρχείων, είτε μειώνοντας την διάρκεια τους είτε παρατείνοντας τα, ώστε να έχουν όλα τα αρχεία διάρκεια ίση με το 95° εκατοστημόριο της διάρκειας των αρχικών αρχείων:

- Στην περίπτωση των καταγραφών βήχα, όπως φαίνεται στο ιστόγραμμα της διάρκειας των αρχείων (Εικόνα 4.3), το 95^ο εκατοστημόριο είναι 8,8 δευτερόλεπτα.



Εικόνα 4.3 Ιστόγραμμα διάρκειας αρχείων ηχητικών καταγραφών βήχα

- Αντίστοιχα υπολογίζεται για τις καταγραφές φωνής ότι το 95^ο εκατοστημόριο είναι 18,4 δευτερόλεπτα (Εικόνα 4.4).

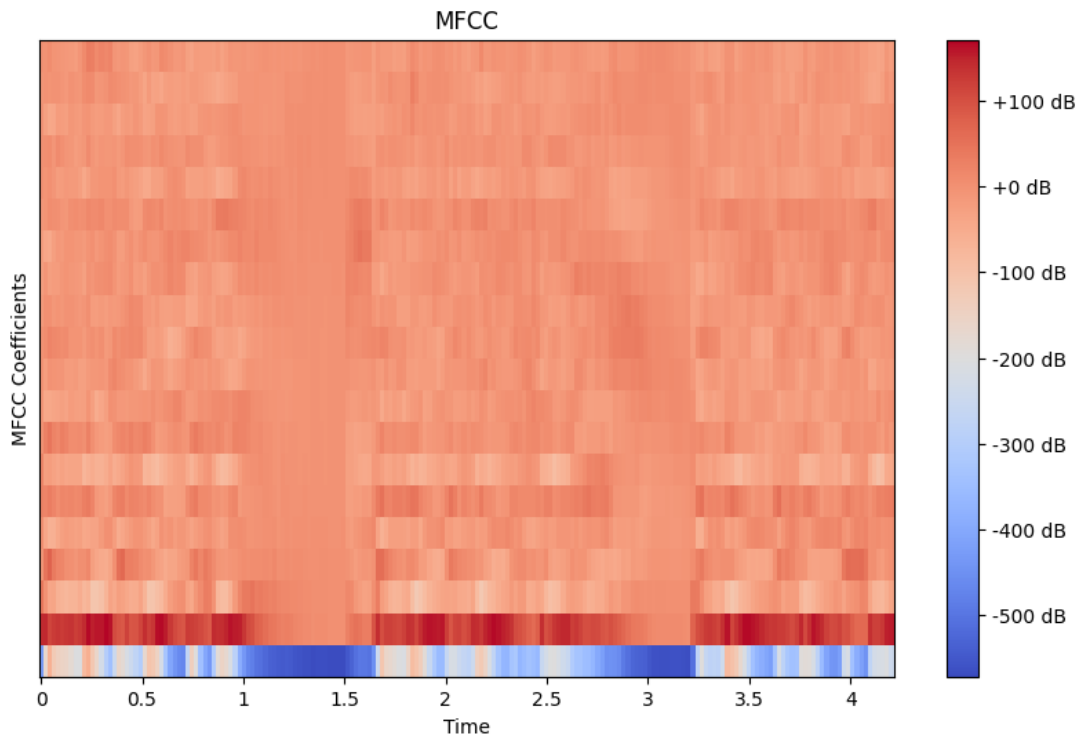


Εικόνα 4.4 Ιστόγραμμα διάρκειας αρχείων ηχητικών καταγραφών φωνής

- Εξαγωγή MFCC συντελεστών για κάθε ηχητική καταγραφή: Για την εξαγωγή των MFCC συντελεστών δοκιμάστηκαν διαφορετικές τιμές για το πλήθος συντελεστών, με την μέθοδο αναζήτησης σε πλέγμα (Grid Search), το μέγεθος του πλαισίου και το πλήθος των τμημάτων [59], όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 4.1 Τιμές υπερπαραμέτρων συντελεστών MFCC

Υπερπαραμέτρος	Σύνολο Τιμών
Πλήθος MFCC συντελεστών	$14 \times k$, where $k = 1,2,3,4,5$
Μέγεθος πλαισίου	2^k where $k = 8, \dots, 12$
Πλήθος τμημάτων	$10 \times k$, where $k = 5,7,10,12,15$



Εικόνα 4.5 Φασματογράφημα MFCC, όπου ο άξονας x αναπαριστά το χρόνο και ο y του συντελεστές

- Εξαγωγή στατιστικών των συντελεστών MFCC: Λόγω του μεγάλου αριθμού τιμών και του προβλήματος διαστατικότητας που δημιουργεί στα δεδομένα, επιλέχθηκε η εξαγωγή των στατιστικών: μέση τιμή, διάμεσος, μέγιστη τιμή, ελάχιστη τιμή, τυπική απόκλιση και λοξότητα, μειώνοντας έτσι τα δεδομένα για κάθε ηχογράφηση.

4.2.2. Διαχείριση Ακραίων Τιμών

Για τον καθαρισμό του συνόλου δεδομένων από θόρυβο πρέπει να εντοπιστούν οι υπερβολικά αποκλίνουσες τιμές, οι οποίες ονομάζονται οι ακραίες. Η ανίχνευση και απομάκρυνση ακραίων τιμών (outliers) είναι σημαντική για την αποφυγή της μεροληψίας των μοντέλων και τη βελτίωση της απόδοσής τους. Αρχικά, μελετάται το κάθε χαρακτηριστικό στο σύνολο δεδομένων με μεθόδους όπως η στατιστική ανάλυση ή χρήση αλγορίθμων, εντοπίζονται οι τιμές οι οποίες αποκλίνουν από την τυπική απόκλιση της κανονικής κατανομή ενός χαρακτηριστικού και αφαιρούνται από το σύνολο δεδομένων [69]. Στο σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία, εντοπίστηκαν οι ακραίες τιμές μέσω της στατιστικής ανάλυσης, η οποία παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 3.3,

και ορίστηκε στην περίπτωση του κορεσμού οξυγόνου ως ελάχιστη τιμή το 85, ενώ για τον δείκτη μάζας σώματος αφαιρέθηκαν οι τιμές κάτω του 16 και άνω του 40.

4.2.3. Διαχείριση Ελλιπών Τιμών

Συχνά σε ένα σύνολο δεδομένων, όπως και το σύνολο δεδομένων το οποία μελετήθηκε στην παρούσα εργασία, υπάρχουν ελλιπείς τιμές. Οι λόγοι ύπαρξής τους έχουν σημασία για την επιλογή του τρόπου διαχείρισής τους. Μερικοί από τους πιο συχνούς λόγους είναι να χάθηκε ή να μην συλλέχθηκε ποτέ, καθώς και ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό μπορεί να μην ισχύει για μια περίπτωση [69]. Για την διαχείρισή τους υπάρχουν διάφοροι μέθοδοι, οι οποίες πρέπει να επιλέγονται βάση της αιτίας ύπαρξής τους, μερικές από αυτές είναι οι εξής [69]:

- Μέθοδος αγνόησης περιπτώσεων με άγνωστες τιμές χαρακτηριστικών: Είναι η απλούστερη μέθοδος η οποία αγνοεί τις περιπτώσεις που έχουν τουλάχιστον μια άγνωστη τιμή χαρακτηριστικού.
- Συχνότερη τιμή χαρακτηριστικού: Ως αντικατάσταση των άγνωστων τιμών επιλέγεται η πιο συχνή τιμή του χαρακτηριστικού βάση των περιπτώσεων για τις οποίες έχει τιμή.
- Συχνότερη τιμή χαρακτηριστικού ανά κλάση: Είναι παρόμοια μέθοδος με την προηγούμενη, με διαφορά την έμφαση στις κλάσεις. Δηλαδή, για την αντικατάσταση των άγνωστων τιμών χαρακτηριστικού στις περιπτώσεις οι οποίες ανήκουν σε μια κλάση, επιλέγεται η πιο συχνή τιμή του χαρακτηριστικού βάση των περιπτώσεων που ανήκουν στην ίδια κλάση και για τις οποίες έχει το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό έχει τιμή.
- Μέση Αντικατάσταση: Οι ελλιπείς τιμές συμπληρώνονται με την μέση τιμή του χαρακτηριστικού, όπως υπολογίζεται από τις διαθέσιμες περιπτώσεις. Σε ορισμένες περιπτώσεις αντί του συνολικού μέσου όρου υπολογίζεται και χρησιμοποιείται ο μέσος όρος ανά κλάση, όπως στην προηγούμενη μέθοδο.
- Μέθοδος παλινδρόμησης ή ταξινόμησης: Η συγκεκριμένη μέθοδος περιλαμβάνει την ανάπτυξη ενός μοντέλου παλινδρόμησης ή ταξινόμησης με βάση όλα τα χαρακτηριστικά των περιπτώσεων που έχουν τιμή για το χαρακτηριστικό υπό μελέτη με αποτέλεσμα την τιμή του χαρακτηριστικού και χρησιμοποιώντας τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά ως εισόδους.
- Επιλογή βάση παρόμοιας περίπτωσης: Η ελλιπής τιμή χαρακτηριστικού μιας περίπτωσης αντικαθίσταται από την τιμή που έχει το χαρακτηριστικό της πιο παρόμοιας περίπτωσης.
- Ελλιπείς τιμές ως ειδικές τιμές: Η μέθοδος αυτή αντιμετωπίζει τις ελλιπείς τιμές ως ειδικές τιμές, δηλαδή ως μια νέα τιμή για τα χαρακτηριστικά με ελλιπείς τιμές.

Για την αντιμετώπιση των ελλειπών τιμών του συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία, εφαρμόστηκε η μέθοδος αγνόησης των περιπτώσεων με ελλειπείς τιμές λόγω της φύσης των ηχητικών καταγραφών.

4.2.4. Κανονικοποίηση και Τυποποίηση

Η κανονικοποίηση και η τυποποίηση είναι μετασχηματισμοί των χαρακτηριστικών σε χαμηλότερες, συνήθως, τιμές. Συχνά η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή ενός χαρακτηριστικού έχουν μεγάλη απόκλιση μεταξύ τους, ενώ δεν έχουν όλα τα χαρακτηριστικά την ίδια κλίμακα. Αυτό μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα την κυριάρχηση ενός χαρακτηριστικού με μεγάλη κλίμακα στο μοντέλο. Για να συνεισφέρουν όλα τα χαρακτηριστικά ισομερώς στην εκπαίδευση, πραγματοποιείται κανονικοποίηση των δεδομένων σε συγκεκριμένο εύρος και τυποποίησή τους με χρήση συναρτήσεων όπως [69]:

- Κανονικοποίηση Ελαχίστου-Μεγίστου:

$$v' = \frac{v - \min}{\max - \min} (new_{\max} - new_{\min}) + new_{\min}$$

όπου new_min η ελάχιστη τιμή του νέου εύρους τιμών και new_max η μέγιστη τιμή του. Στην περίπτωση κανονικοποίησης στο εύρος [0,1], η οποία είναι η πιο συνηθισμένη, ο τύπος παίρνει την μορφή $v' = \frac{v - \min}{\max - \min}$.

- Τυποποίηση με χρήση τιμών Z-scores: $v' = \frac{v - \text{mean}}{\text{stand_dev}}$

όπου mean η μέση τιμή και stand_dev η τυπική απόκλιση

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας εφαρμόστηκε η μέθοδος τυποποίησης με χρήση τιμών Z-scores.

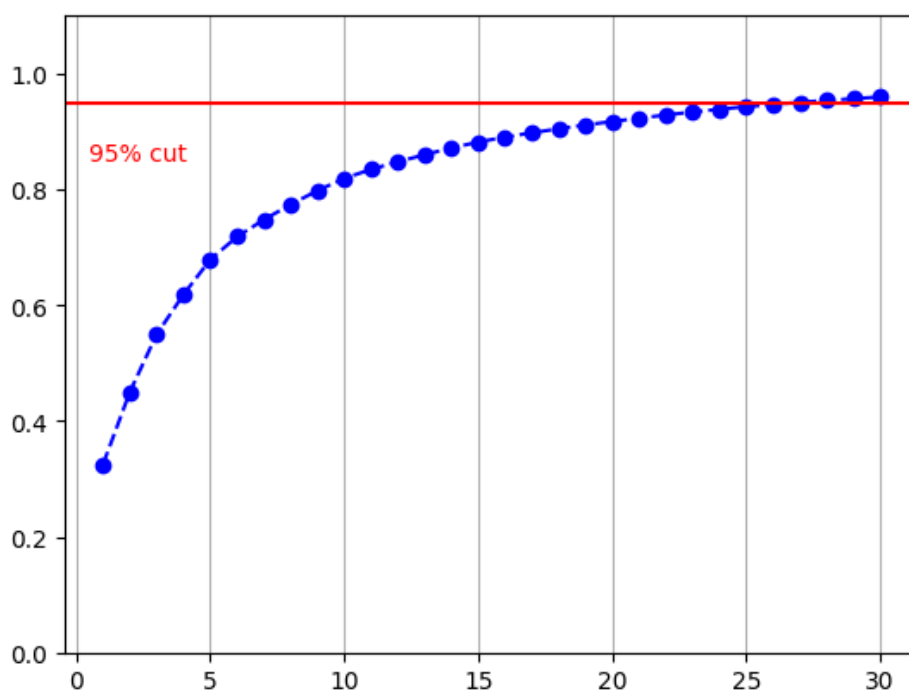
4.3. Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών

Η ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA) είναι μια στατιστική τεχνική που χρησιμοποιείται για την μείωση της διαστατικότητας μεγάλων συνόλων δεδομένων, η οποία αυξάνει την ερμηνευσιμότητα ενώ ταυτόχρονα ελαχιστοποιεί και την απώλεια πληροφοριών. Αυτό επιτυγχάνεται με τη μετατροπή των αρχικών συσχετιζόμενων χαρακτηριστικών σε ένα μικρότερο σύνολο νέων ανεξάρτητων χαρακτηριστικών, οι οποίες ονομάζονται κύριες συνιστώσες [70].

Η εύρεση των νέων ανεξάρτητων μεταβλητών, των κύριων συνιστωσών, ανάγεται στην επίλυση ενός προβλήματος ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων, και οι νέες μεταβλητές ορίζονται από το σύνολο δεδομένων, όχι εκ των προτέρων, καθιστώντας έτσι την PCA μια προσαρμοστική τεχνική ανάλυσης δεδομένων [70]. Δημιουργούνται ως γραμμικοί συνδυασμοί των αρχικών δεδομένων, με κάθε κύρια συνιστώσα να εξηγεί ένα ποσοστό της συνολικής διασποράς του συνόλου δεδομένων. Κάθε ιδιοδιάνυσμα αντιστοιχεί σε μια κύρια

συνιστώσα, ενώ οι ιδιοτιμές υποδεικνύουν το ποσοστό της διασποράς που εξηγείται από κάθε κύρια συνιστώσα. Τελικά επιλέγονται οι k κύριες συνιστώσες με τις υψηλότερες ιδιοτιμές ώστε να επιτευχθεί η μείωση της διαστατικότητας του μοντέλου, διατηρώντας το μεγαλύτερο μέρος της αρχικής πληροφορίας των δεδομένων [70].

Οι κύριες συνιστώσες που προκύπτουν από την PCA μπορούν να αξιοποιηθούν σαν χαρακτηριστικά για την ανάλυση του συνόλου δεδομένων και την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Τα βασικά πλεονεκτήματα της PCA, πέρα της μείωσης των διαστάσεων, είναι η απλοποίηση της δομής των δεδομένων, η διευκόλυνση της οπτικοποίησής τους και η αφαίρεση του θορύβου. Τα πλεονεκτήματα αυτά συνεισφέρουν στην καλύτερη ερμηνεία και ανάλυση του συνόλου δεδομένων οδηγώντας σε μοντέλα με βελτιωμένη απόδοση [70].



Εικόνα 4.6 Διάγραμμα ανάλυσης κύριων συνιστωσών

4.4. Διαχείριση Μη-Ισορροπημένων Συνόλων Δεδομένων

Όταν σε ένα σύνολο δεδομένων τα μεγέθη των κλάσεων είναι δυσανάλογα, δηλαδή μια κλάση έχει σημαντικά περισσότερα ή λιγότερα δείγματα από τις υπόλοιπες, τότε το σύνολο δεδομένων χαρακτηρίζεται ως μη ισορροπημένο [71]. Στην περίπτωση των μη ισορροπημένων συνόλων με δύο κλάσεις, η κλάση με τα λιγότερα δείγματα είναι η μειοψηφία ενώ η άλλη η πλειοψηφία. Το πρόβλημα που προκύπτει είναι ότι η απόδοση του ταξινομητή κλίνει να είναι μεροληπτική προς την πλειοψηφική κλάση, με αποτέλεσμα το μοντέλο να συμπεριφέρεται διαφορετικά ανάλογα με την κλάση, έχοντας καλύτερη ακρίβεια στην πλειοψηφική κλάση από ότι στη μειοψηφική [71]. Η αντιμετώπιση της ανισορροπίας των δεδομένων μπορεί να επιτευχθεί είτε στην προεπεξεργασία των

δεδομένων είτε κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης με βάρη και ειδικούς αλγορίθμους [71]. Για την αντιμετώπιση της ανισορροπίας των δεδομένων κατά την προεπεξεργασία των δεδομένων εφαρμόζονται τεχνικές αναδειγματοληψίας .

- Υπερδειγματοληψία (Over-sampling): Η βασική ιδέα της υπερδειγματοληψίας είναι η αύξηση του μεγέθους της μειοψηφικής κλάσης με σκοπό την δημιουργία ισορροπημένων κλάσεων. Στην τυχαία υπερδειγματοληψία, τα δείγματα που διπλασιάζονται επιλέγονται τυχαία. Η προσθήκη αντιγράφων των αρχικών δειγμάτων στην μειοψηφική κλάση με σκοπό την αύξηση του μεγέθους της μπορεί να σε υπερπροσαρμογή (overfitting). Η υπερπροσαρμογή είναι το πρόβλημα όπου ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης προσαρμόζεται υπερβολικά στα δείγματα της εκπαίδευσης με αποτέλεσμα να αποδίδει πολύ καλά στα συγκεκριμένα δείγματα αυτά αλλά να αποτυγχάνει στην γενίκευσή τους σε νέα άγνωστα δείγματα[71].
- Υποδειγματοληψία (Under-sampling): Η υποδειγματοληψία είναι η αντίθετη τεχνική της υπερδειγματοληψίας. Στην περίπτωση της υποδειγματοληψίας, αντί να αυξηθεί το μέγεθος της μειοψηφικής κλάσης, μειώνεται το μέγεθος της πλειοψηφικής. Για να επιτευχθεί, λοιπόν, ισορροπία μεταξύ των δύο κλάσεων, επιλέγεται ένα υποσύνολο των δειγμάτων τα οποία ανήκουν στην πλειοψηφική κλάση ίσο στο μέγεθος με το πλήθος των δειγμάτων που ανήκουν στην μειοψηφική κλάση είτε τυχαία, στην περίπτωση της τυχαίας υποδειγματοληψίας, είτε βάση της απόστασης των δειγμάτων από την μειοψηφική κλάση, στην περίπτωση της Near-Miss υποδειγματοληψίας. Η μείωση του μεγέθους της πλειοψηφικής κλάσης, πέρα της εξισορρόπησης του συνόλου δεδομένων, μειώνει και τον χρόνο που απαιτείται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Με την αφαίρεση όμως δειγμάτων από την πλειοψηφική κλάση, προκύπτει το πρόβλημα απώλειας χαρακτηριστικών δειγμάτων της κλάσης, χάνοντας έτσι, πιθανώς, σημαντικά δεδομένα για την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης [71].

Όπως έγινε φανερό από την στατιστική ανάλυση, το σύνολο δεδομένων της παρούσας εργασίας δεν είναι ισορροπημένο και για την αντιμετώπισή της ανισορροπίας του, επιλέχτηκε η Near-Miss μέθοδος δειγματοληψίας.

4.5. Διασταυρωμένη Επικύρωση

Η διασταυρωμένη επικύρωση (cross-validation) είναι μια μέθοδος αναδειγματοληψίας δεδομένων η οποία χρησιμοποιείται στη μηχανική μάθηση για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας της ικανότητας γενίκευσης των προγνωστικών μοντέλων και την αποφυγή της υπερπροσαρμογής [72].

Η πιο συνηθισμένη μέθοδος διασταυρωμένης επικύρωσης είναι η μέθοδος k-fold cross-validation, κατά την οποία το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης χωρίζεται, με τυχαία δειγματοληψία, σε k μη επικαλυπτόμενα υποσύνολα περίπου ίσου μεγέθους. Η διαδικασία

εκπαίδευσης και επικύρωσης επαναλαμβάνεται k φορές και σε κάθε επανάληψη χρησιμοποιείται ένα διαφορετικά υποσύνολο ως το σύνολο επικύρωσης ενώ τα υπόλοιπα $k - 1$ υποσύνολα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Η απόδοση του μοντέλου μετράται για κάθε fold και στο τέλος υπολογίζεται ο μέσος όρος της απόδοσης από όλες τις επαναλήψεις [72].

Τέλος, η διασταυρωμένη επικύρωση χρησιμοποιείται και για την ρύθμιση υπερπαραμέτρων του προγνωστικού μοντέλου. Οι υπερπαραμέτροι ενός μοντέλου είναι παράμετροι του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης οι οποίοι καθορίζονται πριν την εκπαίδευση του μοντέλου και δεν προσαρμόζονται ανάλογα με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Οι υπερπαραμέτροι ορίζουν την διαδικασία εκμάθησης και την αρχιτεκτονική του μοντέλου επηρεάζοντας την απόδοσή του [73]. Η ρύθμισή τους γίνεται πριν την εκπαίδευση του μοντέλου και συνήθως προσαρμόζονται με τεχνικές όπως η διασταυρωμένη επικύρωση. Σε αυτήν την εφαρμογή, η διασταυρωμένη επικύρωση εφαρμόζεται πολλές φορές για διαφορετικές τιμές της υπερπαραμέτρου και επιλέγεται η τιμή της υπερπαραμέτρου η οποία ελαχιστοποιεί το σφάλμα της διασταυρωμένης επικύρωσης, αντιμετωπίζοντας έτσι το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής [72].

Για την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης που παρουσιάζονται στο επόμενο κεφάλαιο, εφαρμόστηκε 5-fold διασταυρωμένη επικύρωση.

4.6. Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

Τα μοντέλα επιβλεπόμενης μάθησης τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, τα οποία παρουσιάζονται αναλυτικά στο κεφάλαιο 2.2.3, είναι τα ακόλουθα:

- Πολυεπίπεδο Νευρωνικό Δίκτυο (MLP): Δοκιμάστηκαν διαφορετικά μεγέθη κρυφών επιπέδων, συγκεκριμένα (150,100,50), (120,80,40) και (100,50,30), από τα οποία επιλέχθηκε κάθε φορά το βέλτιστο μέσω της συνάρτησης GridSearchCV().
- K-Κοντινότεροι Γείτονες (KNN): Δοκιμάστηκε με 3,4,7,9 και 11 κοντινότερους γείτονες και η επιλογή του βέλτιστου έγινε όπως και στο MLP.
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης
- Αφελής Ταξινόμηση Bayes
- Λογιστική Παλινδρόμηση
- Τυχαία Δάση: Δοκιμάστηκαν διαφορετικά πλήθη δέντρων απόφασης και συγκριμένα δοκιμάστηκαν 50, 100 και 200 δέντρα, επιλέγοντας την βέλτιστη παράμετρο με την προαναφερθείσα συνάρτηση GridSearchCV().

4.7. Πίνακας Σύγκυσης και Μετρικές Αξιολόγησης

Οι μετρικές αξιολόγησης χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση και σύγκριση διαφορετικών μοντέλων μηχανικής μάθησης ή την ανάλυση της συμπεριφοράς του ίδιου μοντέλου με τη ρύθμιση διαφορετικών υπερπαραμέτρων [74]. Πολλές μετρικές βασίζονται στον πίνακα σύγκυσης, δεδομένου ότι περιλαμβάνει τις προβλέψεις του μοντέλου σε σύγκριση με τις πραγματικές κατηγορίες. Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση των μοντέλων.

4.7.1. Πίνακας Σύγκυσης

Ο πίνακας σύγκυσης είναι ένας πίνακας που συγκρίνει την πραγματική ταξινόμηση με την προβλεπόμενη ταξινόμηση που προέκυψε από το εκπαιδευμένο μοντέλο. Οι κλάσεις παρατίθενται με την ίδια σειρά στις γραμμές και στις στήλες, επομένως τα ορθώς ταξινομημένα στοιχεία βρίσκονται στην κύρια διαγώνιο από πάνω αριστερά προς κάτω δεξιά και αντιστοιχούν στον αριθμό των φορών που η προβλεπόμενη ταξινόμηση συμφωνεί με την πραγματική ταξινόμηση (Εικόνα 4.7) [74].

		PREDICTED classification				Total
		Classes	a	b	c	
ACTUAL classification	a	6	0	1	2	9
	b	3	9	1	1	14
	c	1	0	10	2	13
	d	1	2	1	12	16
Total		11	11	13	17	52

Εικόνα 4.7 Παράδειγμα πίνακα σύγκυσης πολλαπλών κλάσεων [74]

Ο πίνακας σύγκυσης δημιουργεί μια ολοκληρωμένη εικόνα της απόδοσης του μοντέλου και βάση αυτού υπολογίζονται πολλές μετρικές. Στην περίπτωση των δύο κλάσεων ταξινόμηση τότε ο πίνακας σύγκυσης παίρνει την μορφή που φαίνεται στην Εικόνα 4.8.

		PREDICTED		Total
		Classes	Positive (1)	
ACTUAL	Positive (1)	TP = 20	FN = 5	25
	Negative (0)	FP = 10	TN = 15	25
Total		30	20	50

Εικόνα 4.8 Παράδειγμα πίνακα σύγκρισης δύο κλάσεων [74]

Για τον υπολογισμό των μετρικών έχουν σημασία οι ορισμοί των όρων αληθώς θετικά, αληθώς αρνητικά, ψευδώς θετικά και ψευδώς αρνητικά [74]:

- **Αληθώς Θετικά (True Positive, TP):** τα στοιχεία που έχουν επισημανθεί ως θετικά από το μοντέλο και είναι πράγματι θετικά.
- **Αληθώς Αρνητικά (True Negative, TN):** τα στοιχεία που έχουν επισημανθεί ως αρνητικά από το μοντέλο και είναι πράγματι αρνητικά.
- **Ψευδώς Θετικά (False Positive, FP):** τα στοιχεία που έχουν επισημανθεί ως θετικά από το μοντέλο αλλά στην πραγματικότητα είναι αρνητικά.
- **Ψευδώς Αρνητικά (False Negative, FN):** τα στοιχεία που έχουν επισημανθεί ως αρνητικά από το μοντέλο αλλά στην πραγματικότητα είναι θετικά.

4.7.2. Μετρικές αξιολόγησης

Παρακάτω παρουσιάζονται οι μετρικές αξιολόγησης εφαρμογών με δύο κλάσεις [74].

- **Ακρίβεια (Precision):** Η ακρίβεια εκφράζει το ποσοστό των θετικών προβλέψεων οι οποίες είναι πραγματικά θετικές, δηλαδή εκφράζει το πόσο έμπιστη είναι μια θετική πρόβλεψη του μοντέλου.

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

- **Ανάκληση (Recall):** Η ανάκληση εκφράζει το κλάσμα των αληθώς θετικών προβλέψεων διαιρεμένο με τον συνολικό αριθμό θετικών προβλέψεων, δηλαδή την ικανότητα του μοντέλου να βρίσκει όλες τις θετικές περιπτώσεις στο σύνολο των δεδομένων και είναι ιδιαίτερα σημαντική σε ιατρικές εφαρμογές.

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

- **Ορθότητα (Accuracy):** Η ακρίβεια είναι από τις πιο διαδεδομένες μετρικές και υπολογίζεται ως το ποσοστό των σωστών προβλέψεων συνολικά, δηλαδή εκφράζει ένα συνολικό μέτρο για το πόσο σωστά προβλέπει το μοντέλο στο σύνολο των δεδομένων.

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

- **Ισορροπημένη Ορθότητα (Balanced Accuracy):** Η ισορροπημένη ακρίβεια είναι μέσος όρος των ανακλήσεων. Εάν το σύνολο των δεδομένων είναι ισορροπημένο, δηλαδή οι δυο κλάσεις έχουν σχεδόν ίδιο πλήθος δεδομένων, τότε η ακρίβεια και η ισορροπημένη ακρίβεια συγκλίνουν στην ίδια τιμή.

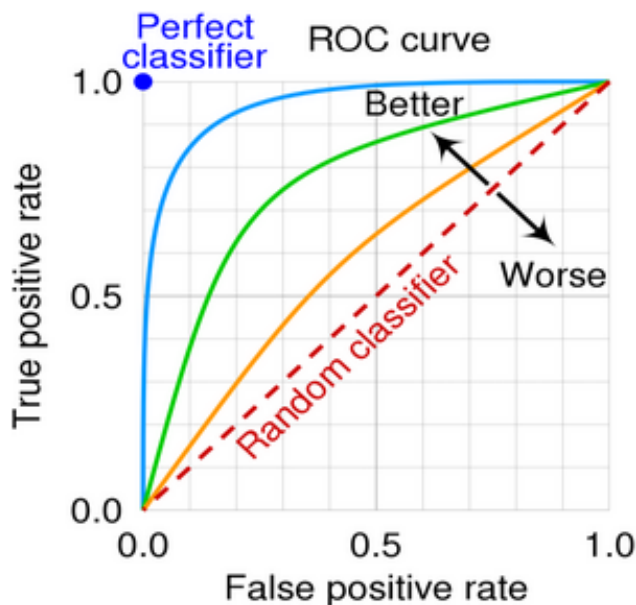
$$Balanced Accuracy = \frac{\frac{TP}{TP + FN} + \frac{TN}{TN + FP}}{2}$$

- **F1-Score:** Το F1-Score λαμβάνει υπόψη την ακρίβεια και την ανάκληση εντοπίζοντας τα αδύναμα σημεία του μοντέλου εάν υπάρχουν. Όσο υψηλότερο είναι τόσο καλύτερη η ικανότητα του μοντέλου στην πρόβλεψη της σωστής κλάσης.

$$F1 - Score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

- **ROC AUC:** Η ROC (Receiver Operating Characteristic) καμπύλη απεικονίζει την απόδοση ενός μοντέλου σε διαφορετικά κατώφλια απόφασης. Αποτελεί την γραφική αναπαράσταση του ρυθμού αληθώς θετικών προβλέψεων (True Positive Rate, TPR), ο οποίος παρουσιάζεται στον άξονα y, σε σχέση με τον ρυθμό των ψευδώς θετικών προβλέψεων (False Positive Rate, FPR), ο οποίος παρουσιάζεται στον άξονα x. Ο δείκτης TPR εκφράζει πόσα από τα θετικά ταξινομεί σωστά το μοντέλο, ενώ ο δείκτης FPR πόσα από τα αρνητικά ταξινομεί λάθος [75].

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$



Εικόνα 4.9 ROC καμπύλη [75]

Όπως φαίνεται στην Εικόνα 4.9, η διαγώνιος απεικονίζει την τυχαία ταξινόμηση, το σημείο (0,0) το μοντέλο το οποίο προβλέπει τα πάντα ως αρνητικά, το σημείο (1,1) το μοντέλο που προβλέπει τα πάντα ως θετικά, ενώ το σημείο (0,1) το ιδανικό μοντέλο ταξινόμησης. Η μετρική AUC (Area Under Curve) εκφράζει την πιθανότητα, η οποία κυμαίνεται από 0 έως 1, ότι ένα τυχαία επιλεγμένο θετικό δείγμα θα βαθμολογηθεί υψηλότερα από ένα τυχαία επιλεγμένο αρνητικό δείγμα από το μοντέλο ταξινόμησης. Όσο υψηλότερη η τιμή AUC τόσο καλύτερη η διακριτική ικανότητα του μοντέλου ταξινόμησης. Μια τιμή κοντά στο 1 υποδηλώνει έναν ιδανικό ταξινομητή, ενώ αν η τιμή AUC είναι κοντά στο 0.5 υποδηλώνει έναν ταξινομητή που δεν αποδίδει καλύτερα από μια τυχαία πρόβλεψη. Τέλος, μια τιμή AUC κάτω από το 0.5 υποδηλώνει έναν ταξινομητή που αποδίδει χειρότερα από τυχαία πρόβλεψη [75].

4.8. Διαχωρισμός Συνόλου Δεδομένων Βάση Ηλικιακής Κατηγορίας

Από τις δοκιμές που έγιναν βάση της προηγούμενης μεθοδολογίας παρατηρήθηκε ότι τα μοντέλα μηχανικής μάθησης δεν απέκτησαν σημαντική διακριτική ικανότητα. Λόγω αυτού και με αφορμή μια έρευνα σύμφωνα με την οποία η ικανότητα αναγνώρισης των συναισθημάτων μέσω φωνής επηρεάζεται από την ηλικία [76]. Συγκεκριμένα, παρατηρήθηκε ότι σε άτομα άνω των 50, η ακρίβεια πρόβλεψης των συναισθημάτων μειώνεται, ενώ χειροτερεύει ακόμα περισσότερο σε ηλικίες άνω των 60 [76].

Για την μελέτη, λοιπόν, της παραπάνω υπόθεσης το αρχικό σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε δυο διαφορετικά σύνολα δεδομένων βάση της ηλικίας των συμμετεχόντων και ακολουθήθηκε και πάλι η μεθοδολογία προεπεξεργασίας και εκπαίδευσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης που περιεγράφηκε παραπάνω. Το ένα σύνολο δεδομένων αποτελούσαν από τους συμμετέχοντες οι οποίοι ανήκουν στις ηλικιακές κατηγορίες 50-59, 60-59, 70-79 και 80+, ενώ στο δεύτερο σύνολο δεδομένων υπάγονταν οι υπόλοιποι

συμμετέχοντες. Με αυτόν των διαχωρισμό, οι 4240 συμμετέχοντες μοιράζονται στα δυο υποσύνολο με ποσοστά 38,4% και 61,6%, δηλαδή το σύνολο των συμμετεχόντων άνω των 50 αποτελείται από 1.628 συμμετέχοντες, ενώ το σύνολο των συμμετεχόντων νεότερης ηλικίας από 2.612.

4.9. Διαχωρισμός Συνόλου Δεδομένων Βάση Διαφορετικών Μεταβλητών

Τέλος, έγιναν διερευνητικές δοκιμές χωρίζοντας το αρχικό σύνολο δεδομένων σε υποσύνολα βάση των μεταβλητών που περιέχονται το αρχικό σύνολο δεδομένων. Ύστερα από τον διαχωρισμό σε υποσύνολα, ακολουθήθηκε και πάλι η μεθοδολογία που αναλύθηκε παραπάνω. Οι μεταβλητές οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν για των διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων ήταν το φύλο των συμμετεχόντων, οι καπνιστικές τους συνήθειες, δηλαδή αν είναι καπνιστές, αν είναι πρώην καπνιστές ή αν δεν έχουν καπνίσει ποτέ, ο δείκτης μάζας σώματος καθώς και την ύπαρξη κάποιου υποκείμενου νοσήματος.

5. Αποτελέσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα τα οποία προέκυψαν από την εφαρμογή της παραπάνω μεθοδολογίας για τα διαφορετικά μοντέλα μηχανικής μάθησης, όπως αυτά παρουσιάστηκαν στα κεφάλαια 2.2.3 και 4.6, σε διαφορετικές δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν, χρησιμοποιώντας ως κλάσεις διαχωρισμού τις δυο περιπτώσεις που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 4.1. Τα αποτελέσματα της μεθόδου Grid Search δεν ανέδειξαν κάποια σημαντική διαφορά στην επίδοση των μοντέλων ανάλογα με τις τιμές των υπερπαραμέτρων για την εξαγωγή των MFCC συντελεστών για αυτό και παρακάτω παρουσιάζονται οι βέλτιστες τιμές για κάθε μοντέλο. Τέλος, παρουσιάζονται και τα αποτελέσματα των δοκιμών με χρήση των δυο υποσυνόλων δεδομένων, όπως παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο 4.8.

5.1. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Βήχα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τις ηχητικές καταγραφές βήχα ως δεδομένα εισόδου στα μοντέλα.

Στην περίπτωση διαχωρισμού των κλάσεων βάση των επιπέδων άγχους, όλα τα μοντέλα είχαν κοντινές AUC τιμές με την μέγιστη τιμή, συγκεκριμένα 54%, να επιτυγχάνεται με τα μοντέλα SVM και Τυχαία Δάση. Όσον αφορά την ορθότητα, και η ισορροπημένη αλλά και η απλή ορθότητα παρουσίασαν χαμηλές τιμές κοντά στο 50% και συγκεκριμένα όλα τα μοντέλα πέτυχαν τιμές από 52% έως 53%, ενώ η μέγιστη τιμή της απλής ορθότητας ήταν 55% στην περίπτωση του μοντέλου Naive Bayes. Επίσης, η ανάκληση είχε μεγάλες αποκλίσεις μεταξύ των μοντέλων με το MLP να παρουσιάζει την μέγιστη τιμή, 62%, και το μοντέλο Naive Bayes την ελάχιστη, 42%. Αντίθετα, η ακρίβεια σε όλα τα μοντέλα είχε χαμηλότερες τιμές, με εύρος από 32% έως 34%, καθώς και μετρική F1-Score η οποία είχε ελάχιστη τιμή 37% με το μοντέλο Naive Bayes και μέγιστη τιμή 42% με τα μοντέλα MLP και Τυχαία Δάση. Τέλος, όλα τα μοντέλα παρουσίασαν υψηλές τιμές λογαριθμικής απώλειας με το μοντέλο KNN να έχει την ελάχιστη τιμή και συγκεκριμένα 15,4.

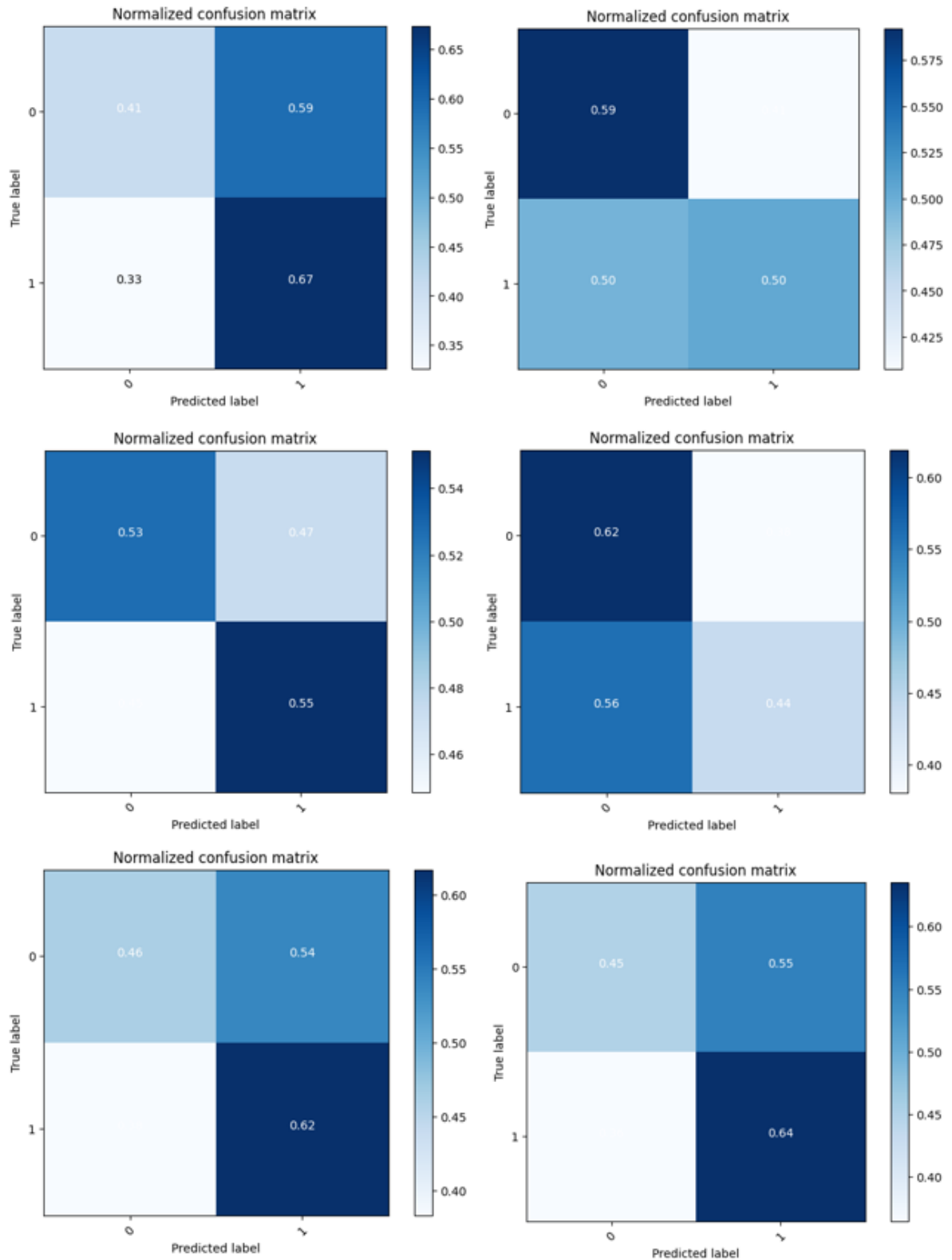
Αντίστοιχα, στον διαχωρισμό των κλάσεων βάση συνδυασμού των επιπέδων άγχους και της κατάσταση εμβολιασμού, η διαφορά στις περισσότερες μετρικές είναι μικρή. Πιο αναλυτικά, η AUC τιμές και η ισορροπημένη ορθότητα παρέμειναν κοντά στο 50% με εύρη τιμών 50% έως 52% κι 50% έως 51% αντίστοιχα. Η απλή ορθότητα παρουσίασε χαμηλότερες τιμές με την μέγιστη τιμή της να ήταν 50% στην περίπτωση του μοντέλου Naive Bayes και ελάχιστη τιμή 44% στο MLP. Η ανάκληση παρουσίασε και αυτή χαμηλότερες τιμές από ότι στην προηγούμενη περίπτωση με μικρότερη απόκλιση μεταξύ των μοντέλων καθώς η ελάχιστη τιμή της ήταν 35% και η μέγιστη 47%. Η μετρική που

παρουσίασε την μεγαλύτερη αύξηση είναι η ακρίβεια η οποία κυμάνθηκε στο εύρος 72% με 73% για όλα τα μοντέλα, ενώ αντίστοιχα αύξηση παρουσίασε και η F1-Score με την μέγιστη τιμή της να ήταν 60% με το μοντέλο Naive Bayes. Τέλος, η λογαριθμική απώλεια παρέμεινε υψηλή για όλα τα μοντέλα.

5.1.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Πίνακας 5.1 Αποτελέσματα βήγα και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP	KNN	SVM	Naive Bayes	Logistic Regression	Random Forest
ROC AUC	0,53	0,54	0,54	0,52	0,53	0,54
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,52	0,53	0,53	0,52	0,53	0,53
Ορθότητα	0,49	0,55	0,52	0,55	0,51	0,50
Ανάκληση	0,62	0,48	0,55	0,42	0,57	0,60
Ακρίβεια	0,32	0,34	0,33	0,32	0,33	0,33
F1-Score	0,42	0,39	0,41	0,37	0,41	0,42
Λογαριθμική Απώλεια	17,80	15,40	16,68	15,39	16,87	17,24

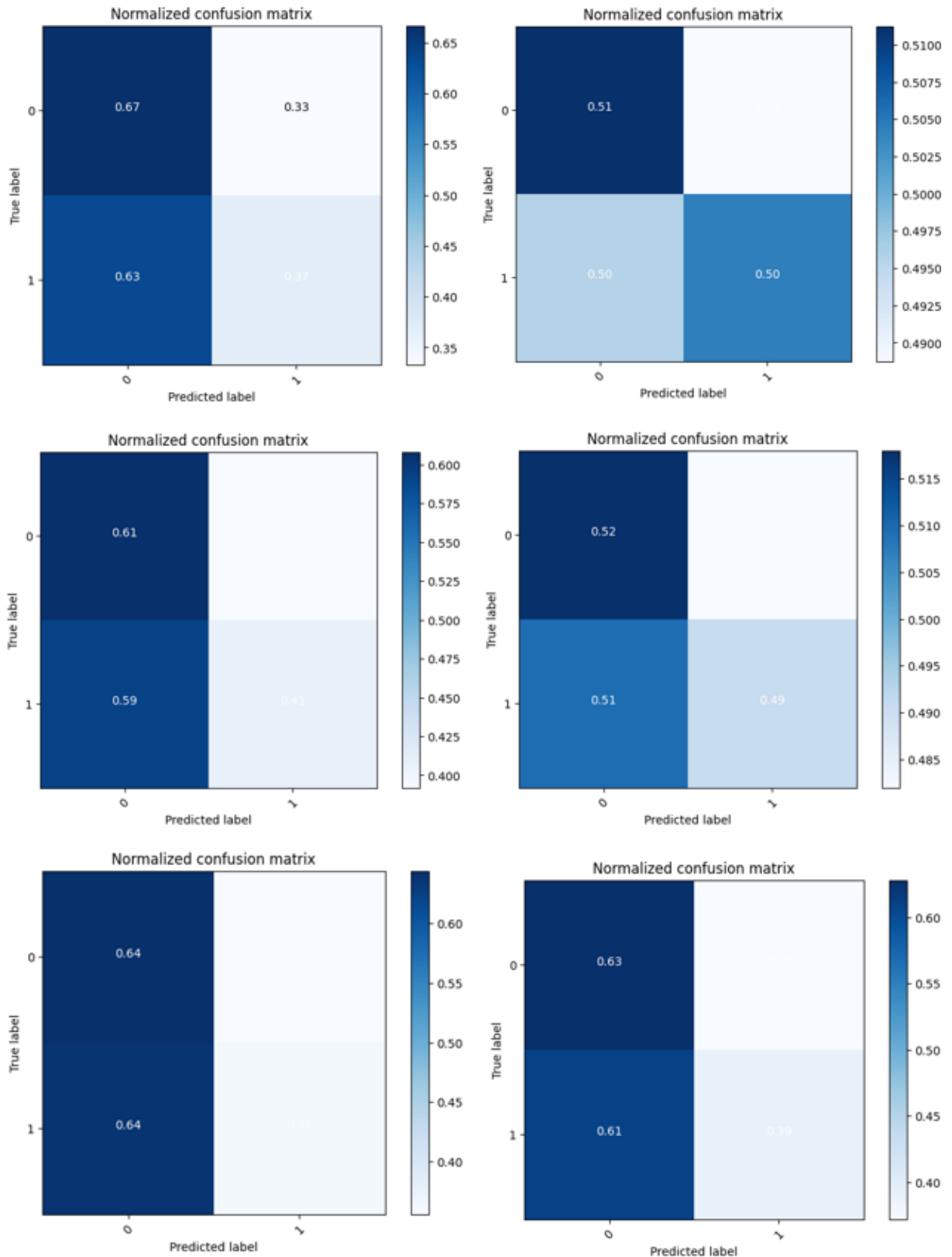


Εικόνα 5.1 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.1.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Πίνακας 5.2 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP	KNN	SVM	Naive Bayes	Logistic Regression	Random Forest
ROC AUC	0,51	0,51	0,52	0,50	0,51	0,52
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,51	0,50	0,51	0,51	0,50	0,51
Ορθότητα	0,44	0,49	0,47	0,50	0,44	0,46
Ανάκληση	0,35	0,47	0,42	0,50	0,36	0,38
Ακρίβεια	0,73	0,72	0,73	0,72	0,72	0,73
F1-Score	0,48	0,57	0,53	0,60	0,48	0,50
Λογαριθμική Απώλεια	19,32	17,59	18,37	17,16	19,26	18,79



Εικόνα 5.2 Πίνακες σύγχυσης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

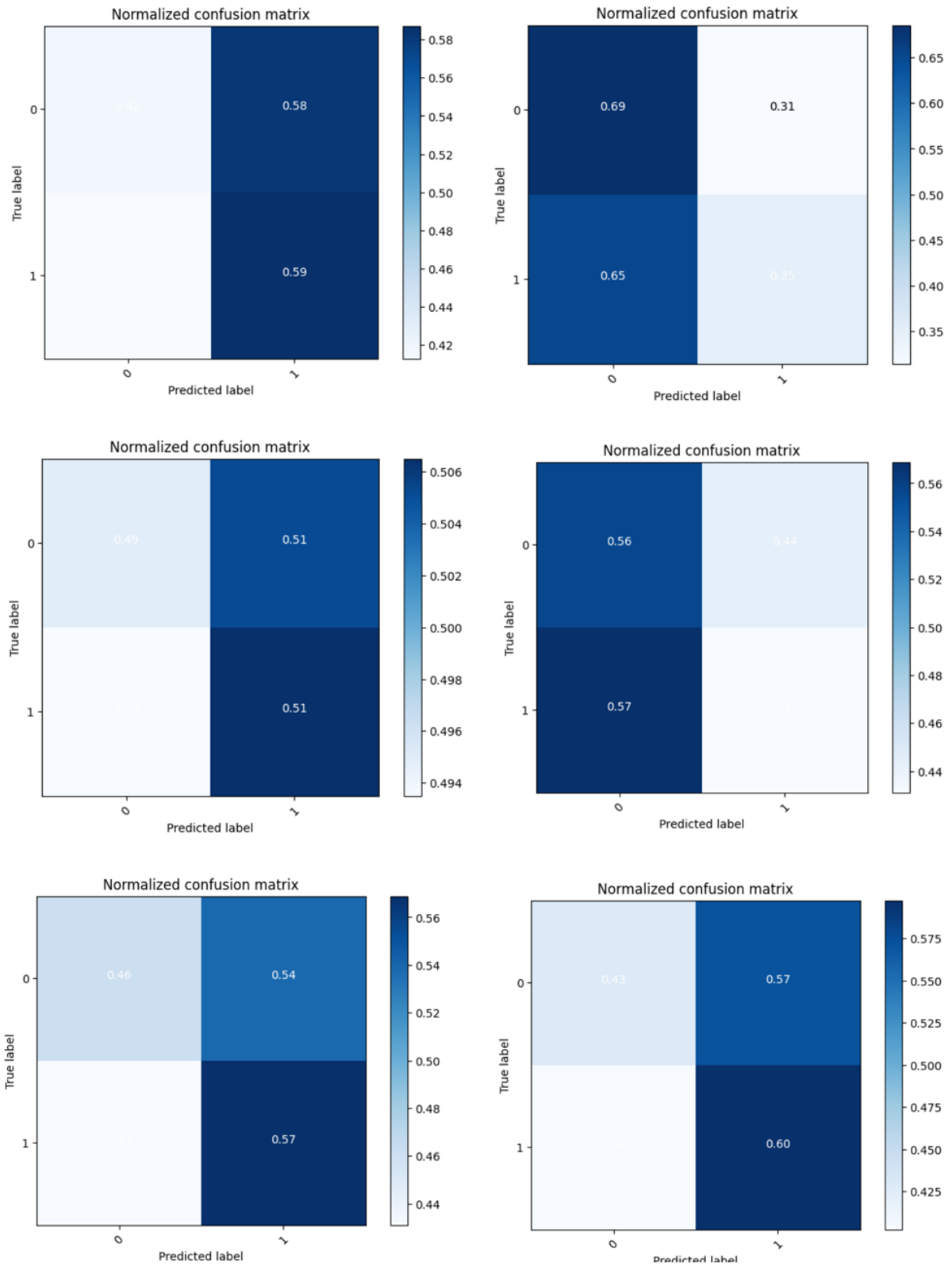
5.2. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τις ηχητικές καταγραφές φωνής ως δεδομένα εισόδου στα μοντέλα. Όπως γίνεται φανερό από τους παρακάτω πίνακες, τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τις ηχητικές καταγραφές φωνής, και στις δυο περιπτώσεις του διαχωρισμού των κλάσεων, είναι αντίστοιχα με τα αποτελέσματα των ηχητικών καταγραφών βήχα που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, με μικρές διαφοροποιήσεις της τάξης του 2%.

5.2.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Πίνακας 5.3 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP	KNN	SVM	Naive Bayes	Logistic Regression	Random Forest
ROC AUC	0,51	0,52	0,50	0,50	0,51	0,51
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,50	0,51	0,50	0,50	0,51	0,50
Ορθότητα	0,47	0,56	0,49	0,52	0,49	0,48
Ανάκληση	0,61	0,40	0,52	0,43	0,54	0,57
Ακρίβεια	0,31	0,32	0,31	0,31	0,32	0,31
F1-Score	0,41	0,35	0,39	0,36	0,40	0,40
Λογαριθμική Απώλεια	19,28	16,02	18,27	17,18	18,22	18,81

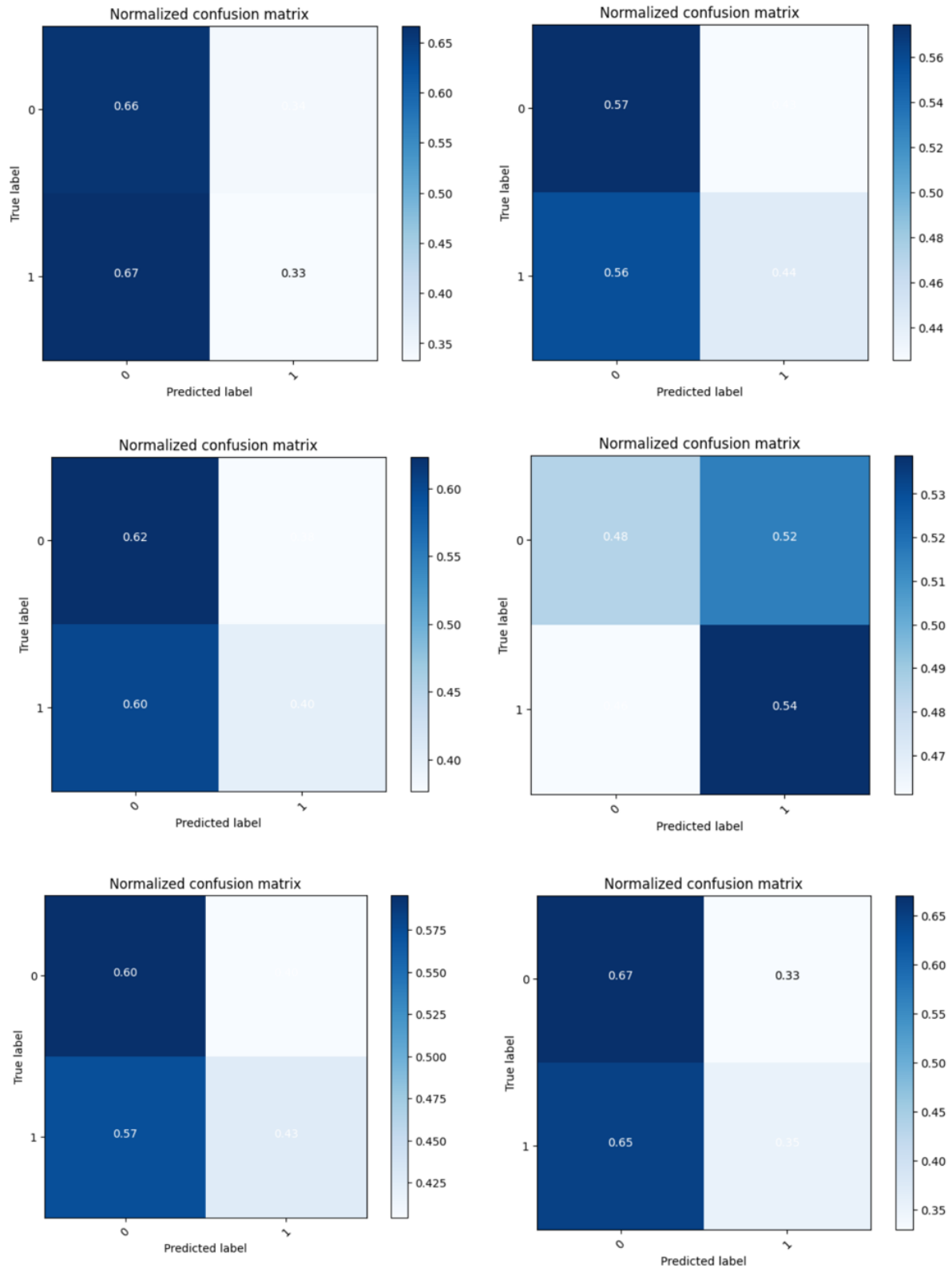


Εικόνα 5.3 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής σε κλάσεις βάσει του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.2.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Πίνακας 5.4 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP	KNN	SVM	Naive Bayes	Logistic Regression	Random Forest
ROC AUC	0,50	0,51	0,51	0,51	0,50	0,51
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,50	0,50	0,52	0,51	0,52	0,51
Ορθότητα	0,43	0,49	0,47	0,52	0,45	0,44
Ανάκληση	0,35	0,48	0,40	0,53	0,37	0,36
Ακρίβεια	0,73	0,74	0,75	0,74	0,75	0,74
F1-Score	0,48	0,58	0,52	0,61	0,49	0,48
Λογαριθμική Απώλεια	20,40	18,25	19,22	17,48	19,95	20,17



Εικόνα 5.4 Πίνακες σύγχυσης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.3. Αποτελέσματα Διαχωρισμού του Συνόλου Δεδομένων Βάση Ηλικιακής Κατηγορίας

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν σύμφωνα με την μεθοδολογία η οποία αναλύθηκε στο κεφάλαιο 4.8. Τα αποτελέσματα αυτής της μεθοδολογία, προσέγγισαν τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την χρήση του αρχικού συνόλου δεδομένων, όπως παρουσιάστηκαν παραπάνω, ωστόσο μερικές μετρικές παρουσίασαν μια αύξηση. Στην περίπτωση του διαχωρισμού των κλάσεων με βάση των συνδυασμό των επιπέδων άγχους και της κατάστασης εμβολιασμού και τη χρήση των καταγραφών φωνής, η ηλικιακή κατηγορία των κάτω των 50 χρονών παρουσίασαν καλύτερες τιμές σε σύγκριση με την ηλικιακή κατηγορία των άνω των 50 και του αρχικού συνόλου δεδομένων.

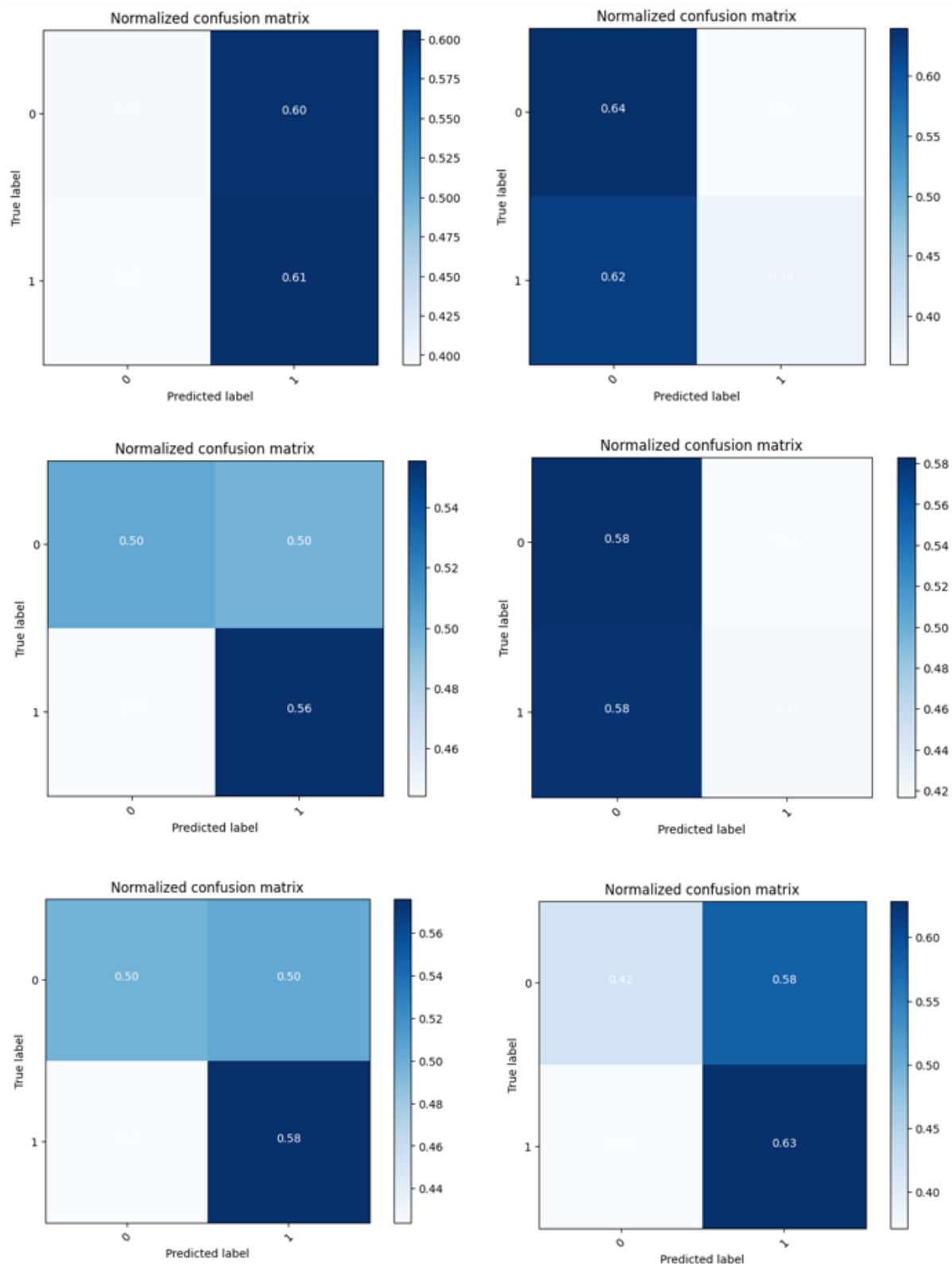
Λόγω αυτού, δοκιμάστηκε και ο διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων στο υποσύνολο των συμμετεχόντων κάτω των 30 χρονών και εκείνων άνω των 60 ετών. Χρησιμοποιώντας αυτόν τον διαχωρισμό και ως είσοδο τις ηχητικές καταγραφές φωνής, τα μοντέλα μηχανικής μάθησης εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας τις κλάσεις βάση των επιπέδων άγχους καθώς και τις κλάσεις που προκύπτουν από τον συνδυασμό των επιπέδων άγχους με την κατάσταση εμβολιασμού. Όλα τα μοντέλα παρουσίασαν αισθητά αυξημένη διακριτική ικανότητα στην περίπτωση της ταξινόμησης βάση των κλάσεων συνδυασμού άγχους και κατάστασης εμβολιασμού, με το μοντέλο Λογιστικής Παλινδρόμησης να πετυχαίνει τις καλύτερες τιμές AUC και ισορροπημένης ορθότητας όλων των δοκιμών, 62% και 58% αντίστοιχα.

5.3.1. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Βήχα

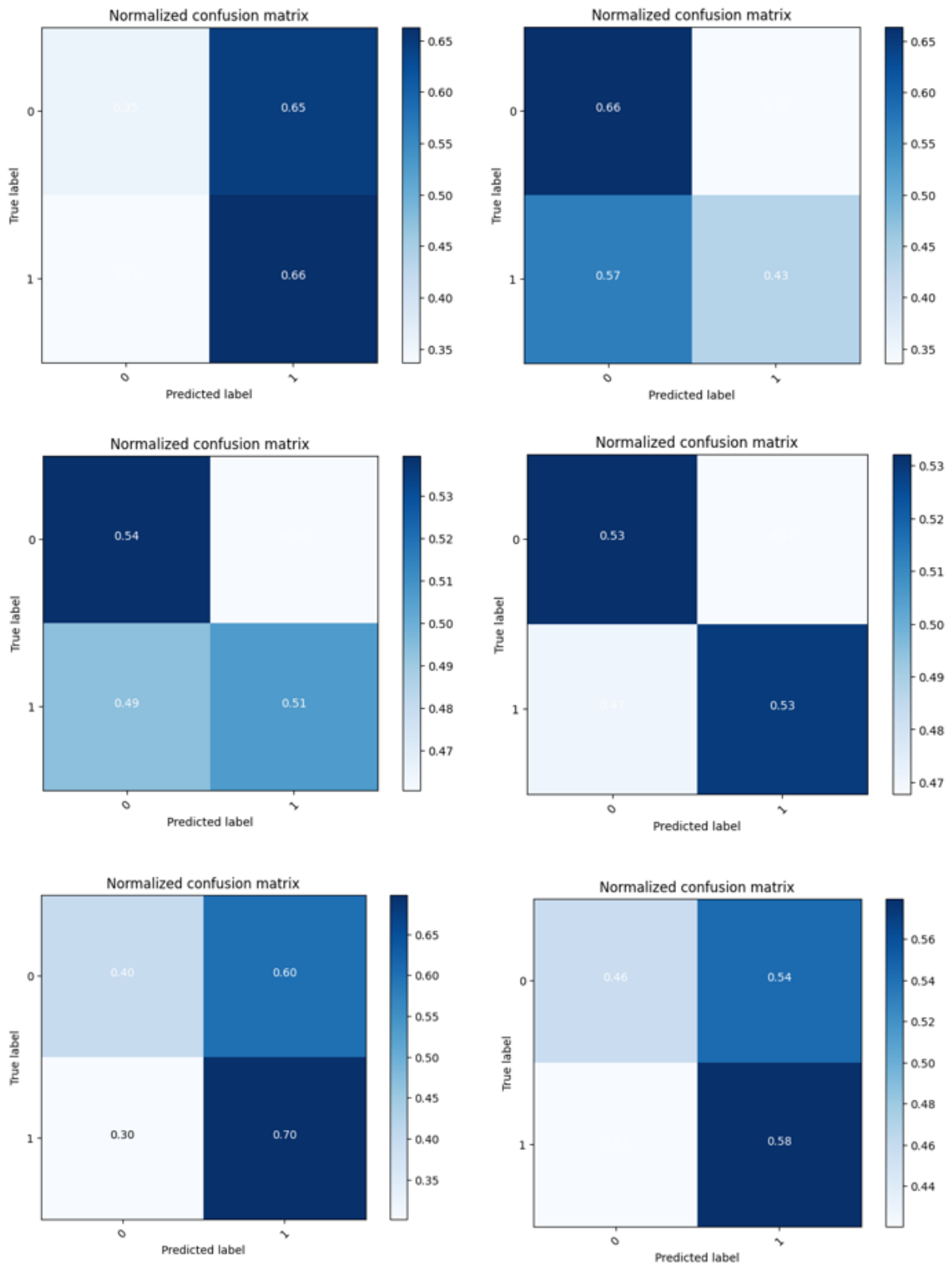
5.3.1.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Πίνακας 5.5 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,51	0,51	0,51	0,54	0,52	0,52	0,50	0,53	0,53	0,54	0,53	0,52
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,50	0,49	0,50	0,54	0,51	0,51	0,49	0,53	0,53	0,53	0,51	0,51
Ορθότητα	0,45	0,44	0,52	0,55	0,50	0,50	0,52	0,53	0,51	0,49	0,48	0,47
Ανάκληση	0,62	0,62	0,44	0,50	0,54	0,55	0,41	0,52	0,59	0,61	0,60	0,61
Ακρίβεια	0,28	0,28	0,30	0,32	0,29	0,28	0,30	0,30	0,33	0,30	0,30	0,29
F1-Score	0,39	0,39	0,35	0,39	0,37	0,37	0,35	0,38	0,42	0,40	0,40	0,39
Λογαριθμική Απώλεια	19,12	19,28	16,48	15,45	17,21	17,41	16,51	16,24	17,03	17,62	18,04	18,22



Εικόνα 5.5 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για την ηλικιακή κατηγορία κάτω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

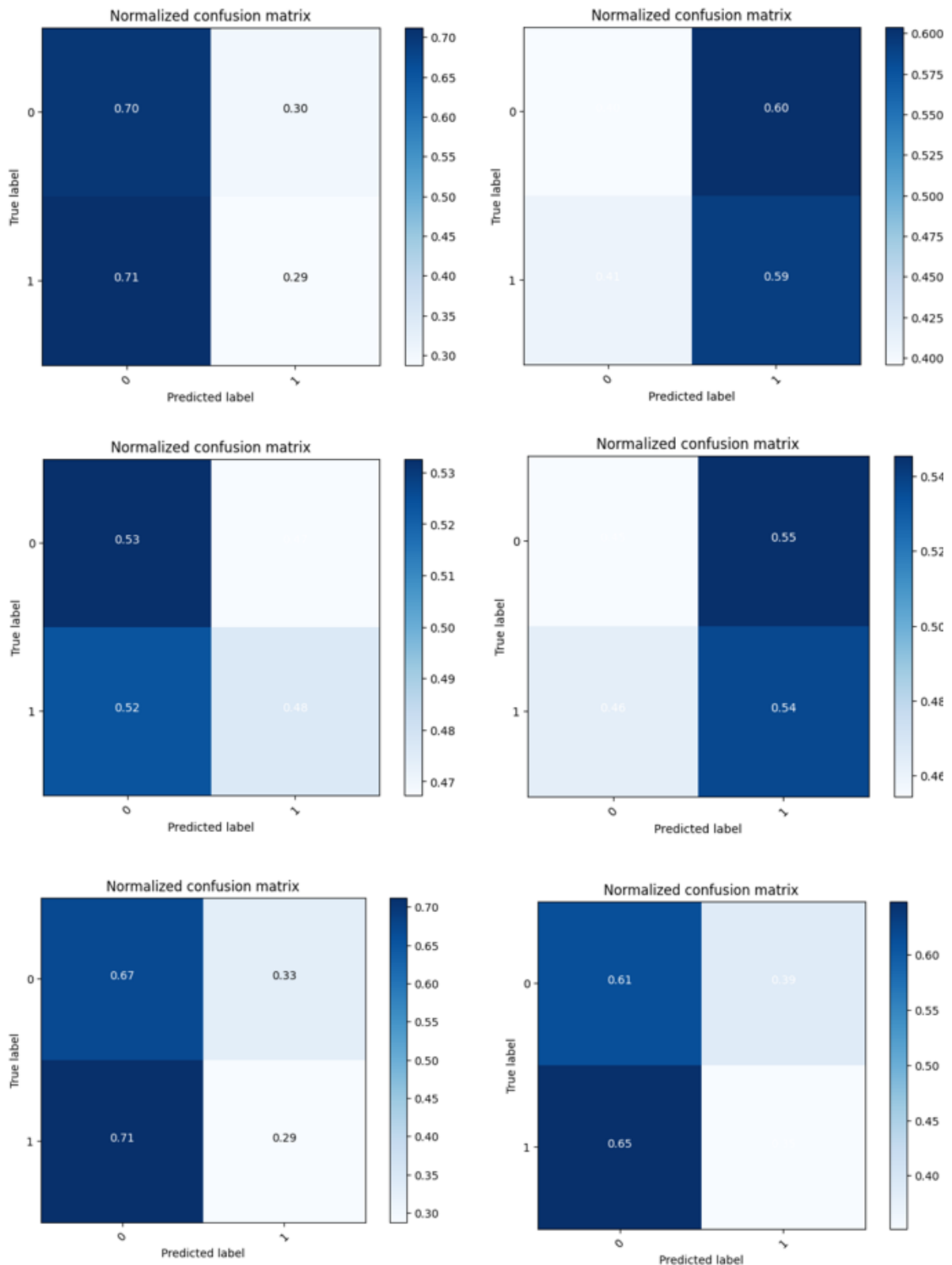


Εικόνα 5.6 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για την ηλικιακή κατηγορία άνω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

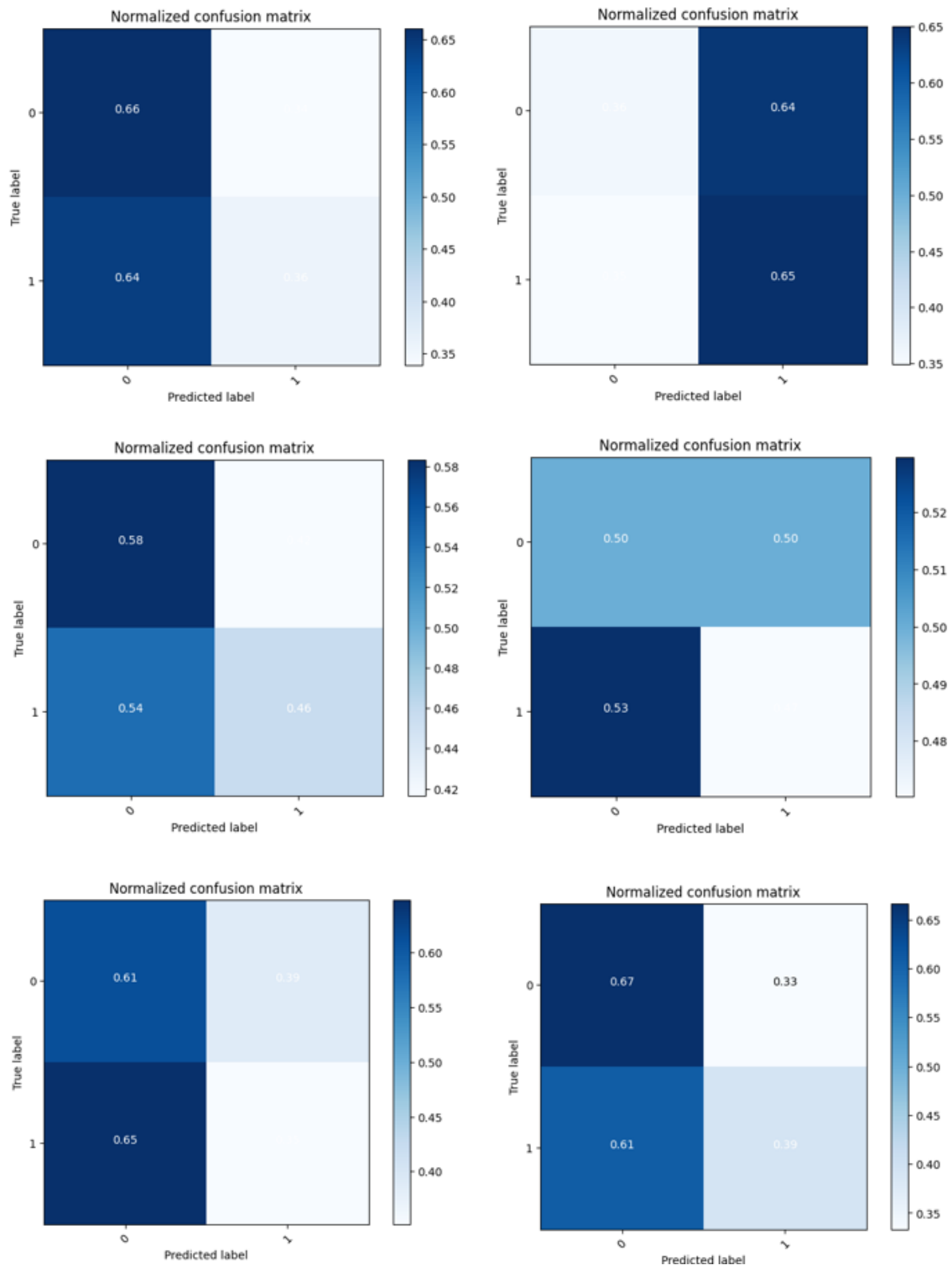
5.3.1.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Πίνακας 5.6 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,50	0,51	0,48	0,53	0,50	0,52	0,48	0,49	0,48	0,53	0,48	0,53
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,50	0,50	0,48	0,52	0,49	0,50	0,48	0,50	0,48	0,52	0,49	0,51
Ορθότητα	0,41	0,40	0,49	0,60	0,45	0,44	0,50	0,49	0,44	0,49	0,42	0,41
Ανάκληση	0,32	0,35	0,49	0,63	0,40	0,42	0,52	0,49	0,38	0,48	0,36	0,37
Ακρίβεια	0,73	0,80	0,71	0,84	0,74	0,84	0,72	0,84	0,72	0,84	0,74	0,85
F1-Score	0,46	0,49	0,58	0,72	0,52	0,56	0,60	0,61	0,49	0,61	0,48	0,52
Λογαριθμική Απώλεια	20,23	20,62	17,75	13,97	19,16	19,18	17,36	17,55	19,51	17,59	19,89	20,16



Εικόνα 5.7 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για την ηλικιακή κατηγορία κάτω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).



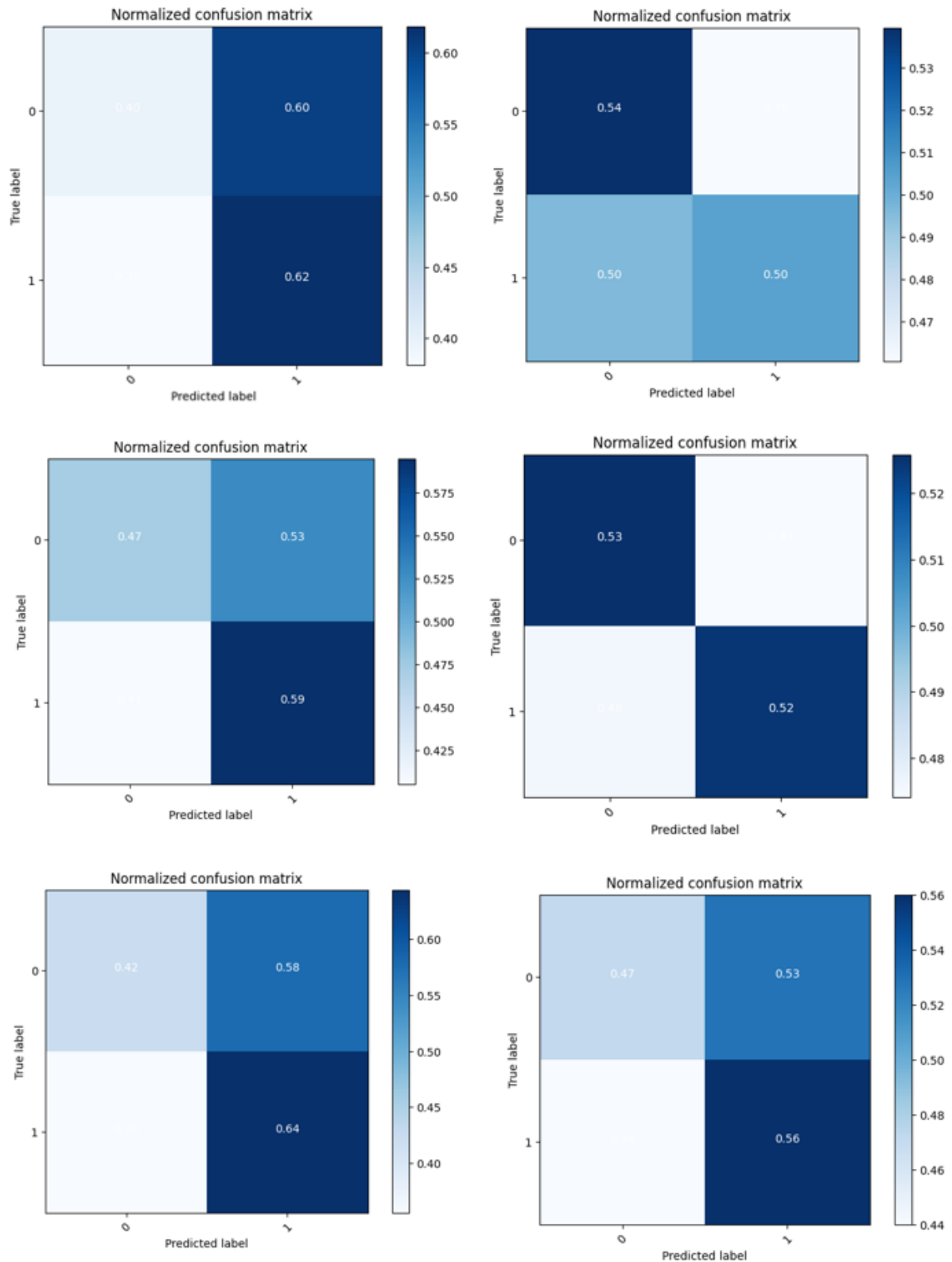
Εικόνα 5.8 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για την ηλικιακή κατηγορία άνω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.3.2. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής

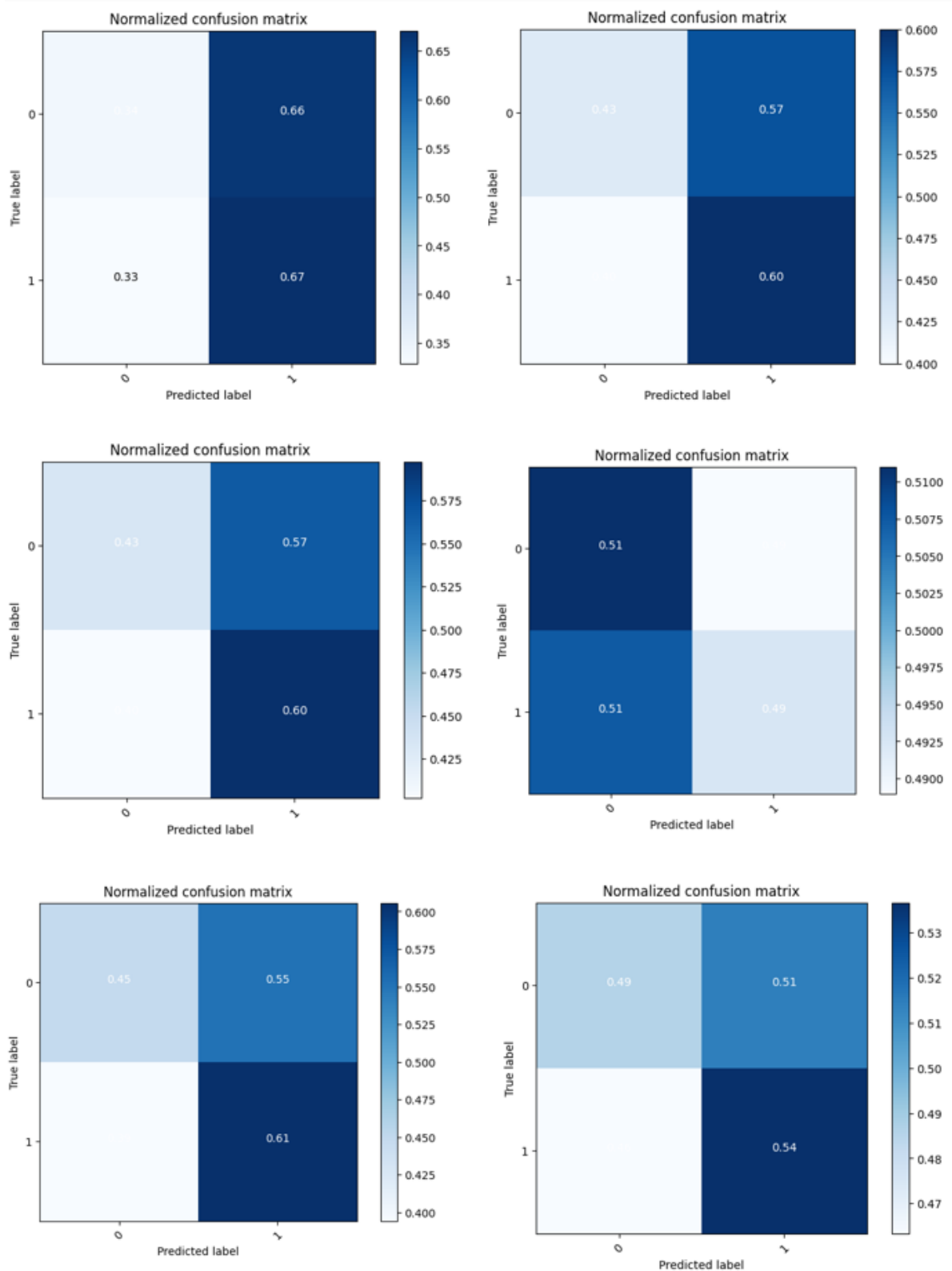
5.3.2.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Πίνακας 5.7 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,51	0,49	0,52	0,51	0,53	0,52	0,53	0,50	0,53	0,52	0,52	0,50
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,50	0,49	0,52	0,51	0,53	0,52	0,52	0,51	0,52	0,51	0,52	0,51
Ορθότητα	0,45	0,43	0,53	0,47	0,50	0,48	0,54	0,53	0,50	0,48	0,49	0,48
Ανάκληση	0,61	0,63	0,49	0,61	0,59	0,60	0,48	0,47	0,57	0,57	0,59	0,58
Ακρίβεια	0,29	0,27	0,30	0,29	0,30	0,29	0,30	0,26	0,31	0,27	0,30	0,28
F1-Score	0,39	0,38	0,37	0,39	0,39	0,39	0,37	0,34	0,40	0,36	0,40	0,38
Λογαριθμική Απώλεια	19,83	20,58	17,00	19,12	18,06	18,87	16,75	17,01	17,94	18,68	18,45	18,63



Εικόνα 5.9 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία κάτω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

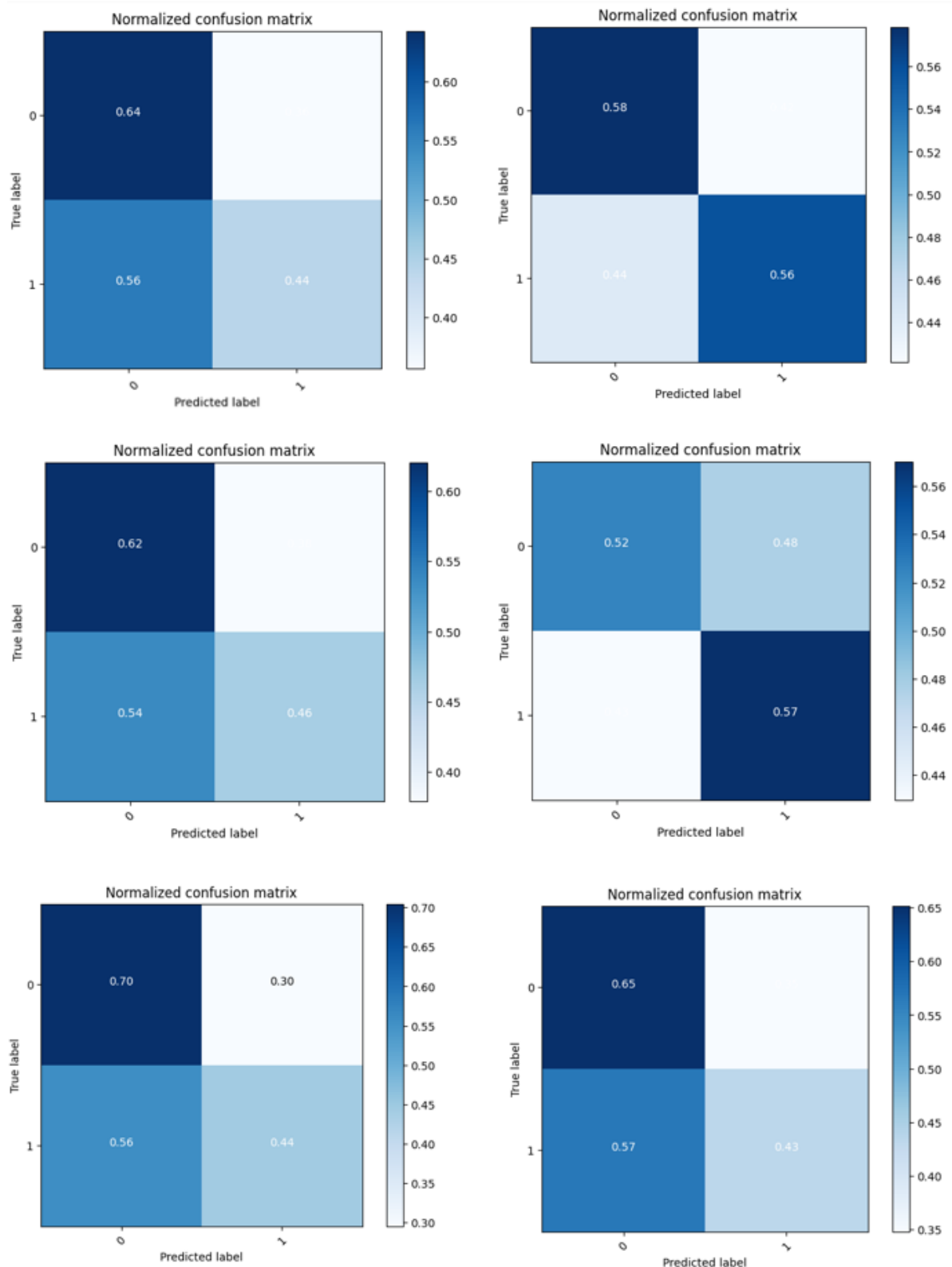


Εικόνα 5.10 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία άνω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

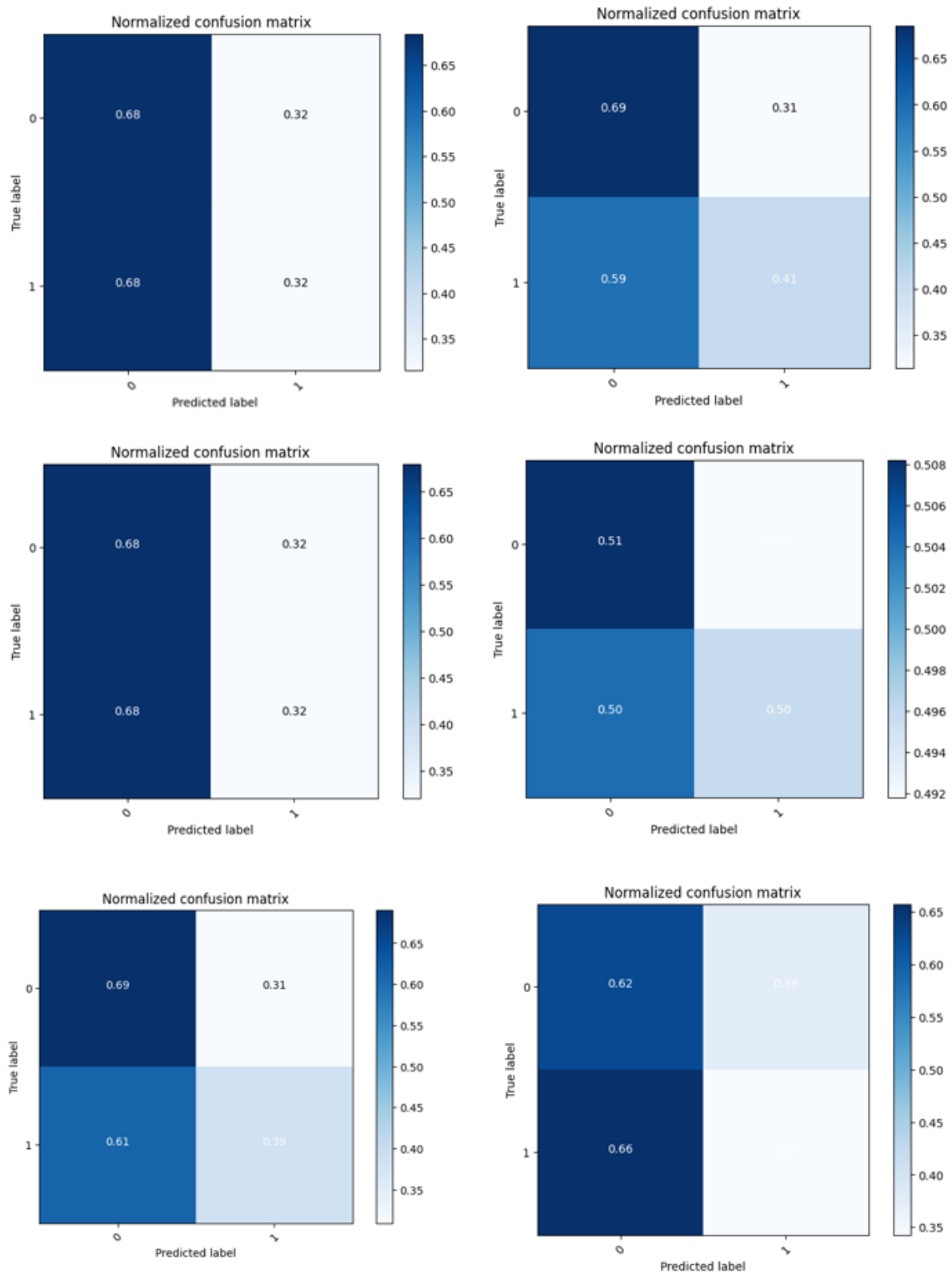
5.3.2.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Πίνακας 5.8 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ηλικιακή κατηγορία

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+	50-	50+
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,54	0,50	0,57	0,53	0,55	0,50	0,55	0,50	0,57	0,53	0,55	0,49
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,52	0,52	0,55	0,51	0,53	0,51	0,54	0,50	0,55	0,53	0,53	0,50
Ορθότητα	0,46	0,37	0,54	0,48	0,50	0,41	0,55	0,48	0,53	0,43	0,47	0,41
Ανάκληση	0,39	0,31	0,54	0,46	0,47	0,35	0,56	0,47	0,50	0,38	0,42	0,36
Ακρίβεια	0,77	0,86	0,78	0,84	0,77	0,84	0,77	0,82	0,79	0,86	0,77	0,83
F1-Score	0,52	0,45	0,64	0,60	0,58	0,50	0,65	0,60	0,61	0,53	0,54	0,50
Λογαριθμική Απώλεια	19,61	22,73	16,44	18,77	18,01	21,41	16,29	18,67	17,08	20,66	18,98	21,34



Εικόνα 5.11 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία κάτω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).



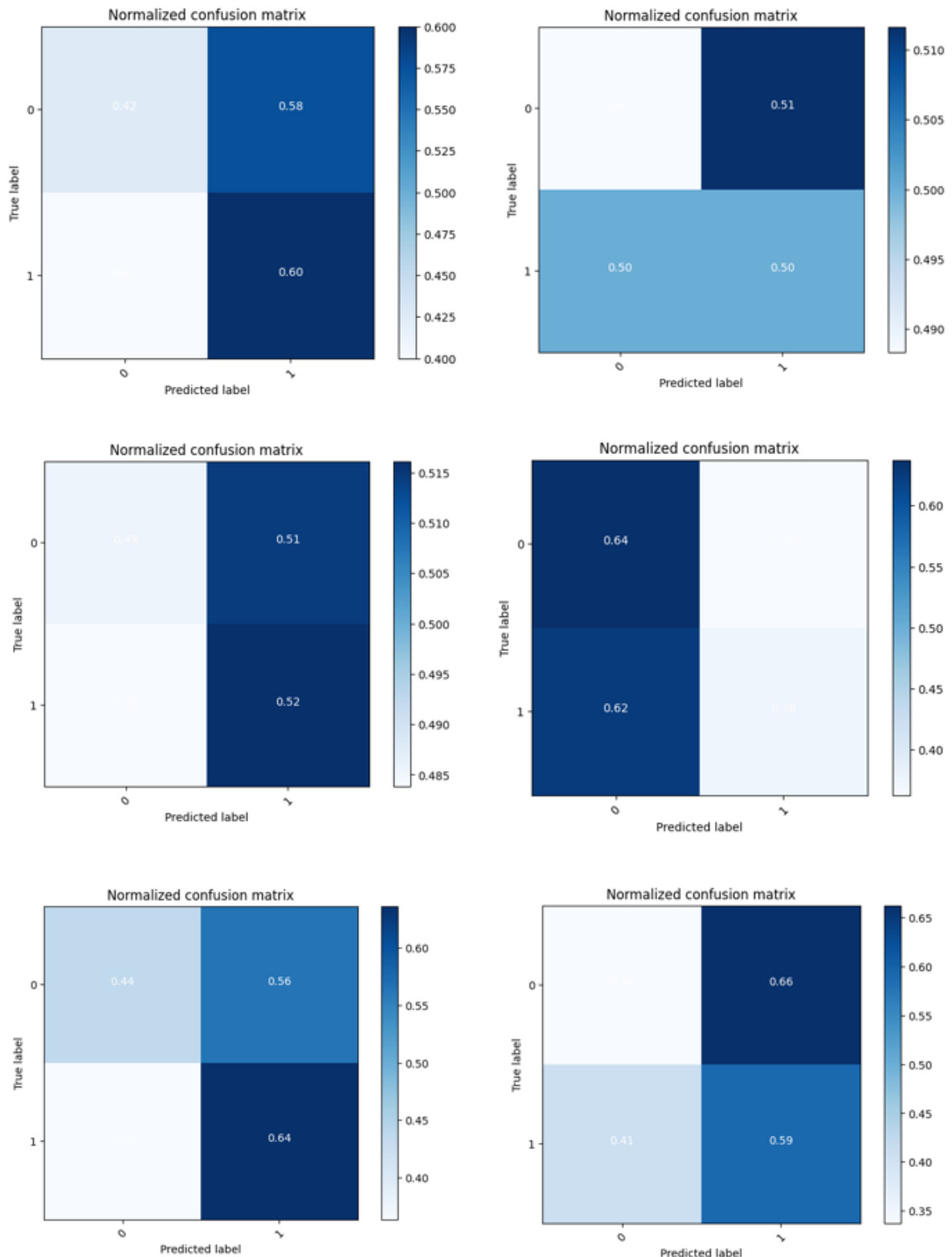
Εικόνα 5.12 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία άνω των 50 χρονών, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.3.3. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής Για Ακραίες Ηλικιακές Κατηγορίες

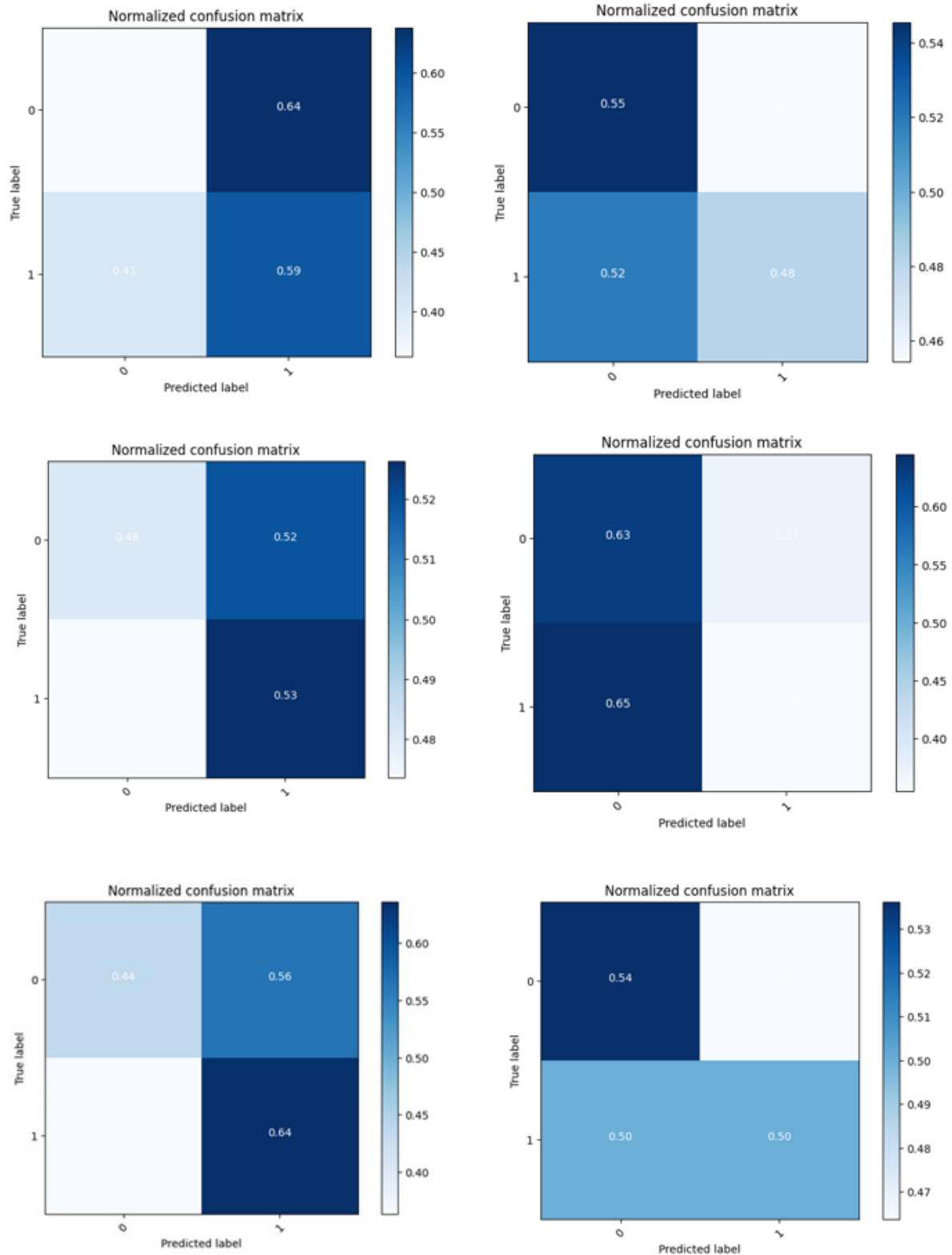
5.3.3.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Πίνακας 5.9 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ακραία ηλικιακή κατηγορία

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	30-	60+	30-	60+	30-	60+	30-	60+	30-	60+	30-	60+
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,52	0,48	0,49	0,52	0,51	0,50	0,50	0,49	0,53	0,55	0,47	0,51
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,51	0,49	0,48	0,51	0,49	0,49	0,48	0,48	0,54	0,53	0,46	0,51
Ορθότητα	0,45	0,43	0,48	0,51	0,49	0,48	0,52	0,51	0,49	0,51	0,43	0,48
Ανάκληση	0,62	0,63	0,48	0,51	0,52	0,53	0,45	0,42	0,63	0,57	0,53	0,58
Ακρίβεια	0,28	0,30	0,26	0,33	0,25	0,30	0,28	0,28	0,28	0,33	0,24	0,31
F1-Score	0,38	0,40	0,33	0,40	0,34	0,39	0,34	0,33	0,39	0,42	0,33	0,40
Λογαριθμική Απώλεια	19,70	20,47	18,73	17,69	18,81	18,91	17,30	17,67	18,21	17,71	20,48	18,77



Εικόνα 5.13 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία κάτω των 30 χρονών, σε κλάσεις βάσει του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

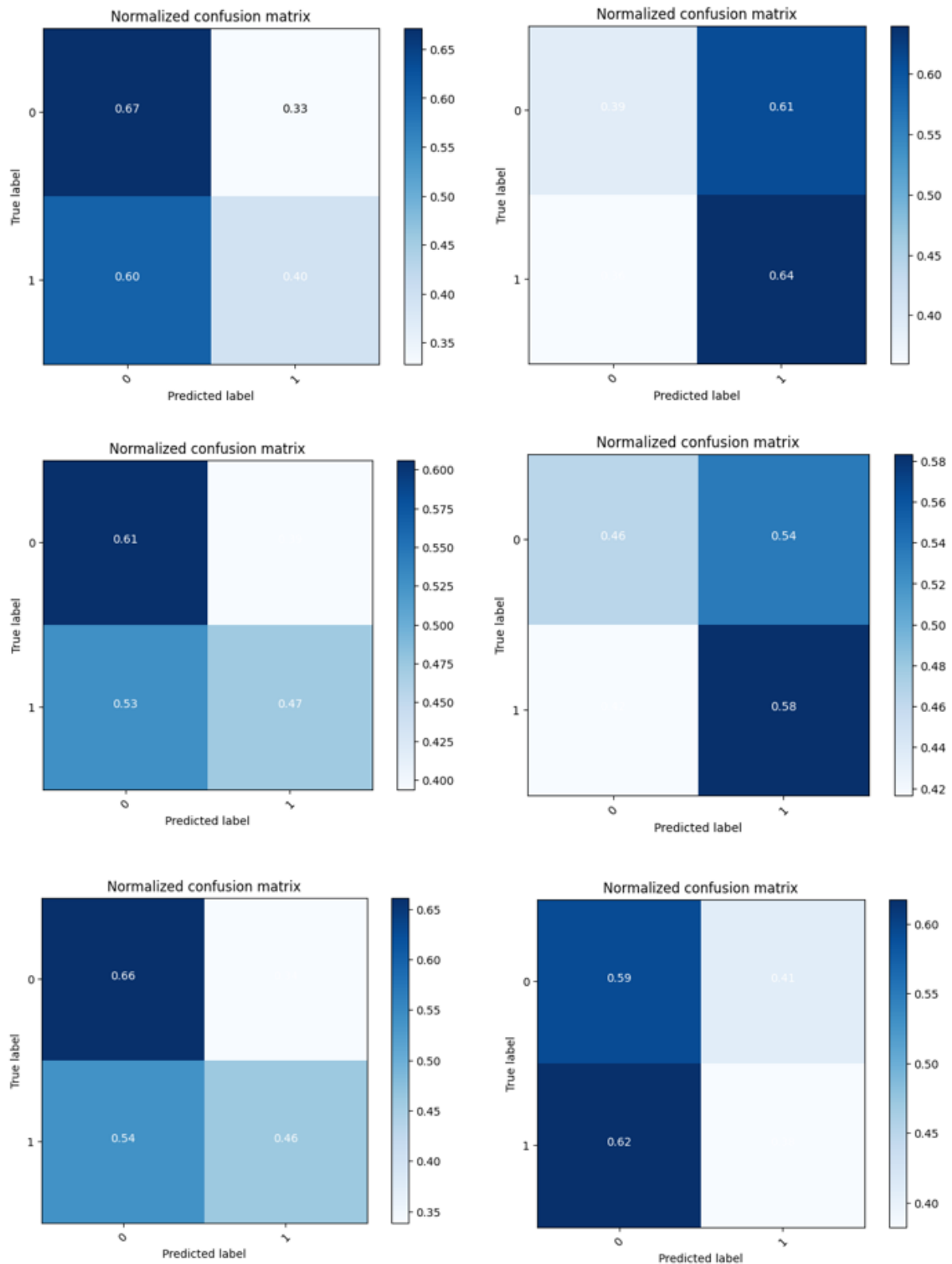


Εικόνα 5.14 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για την ηλικιακή κατηγορία άνω των 60 χρονών, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

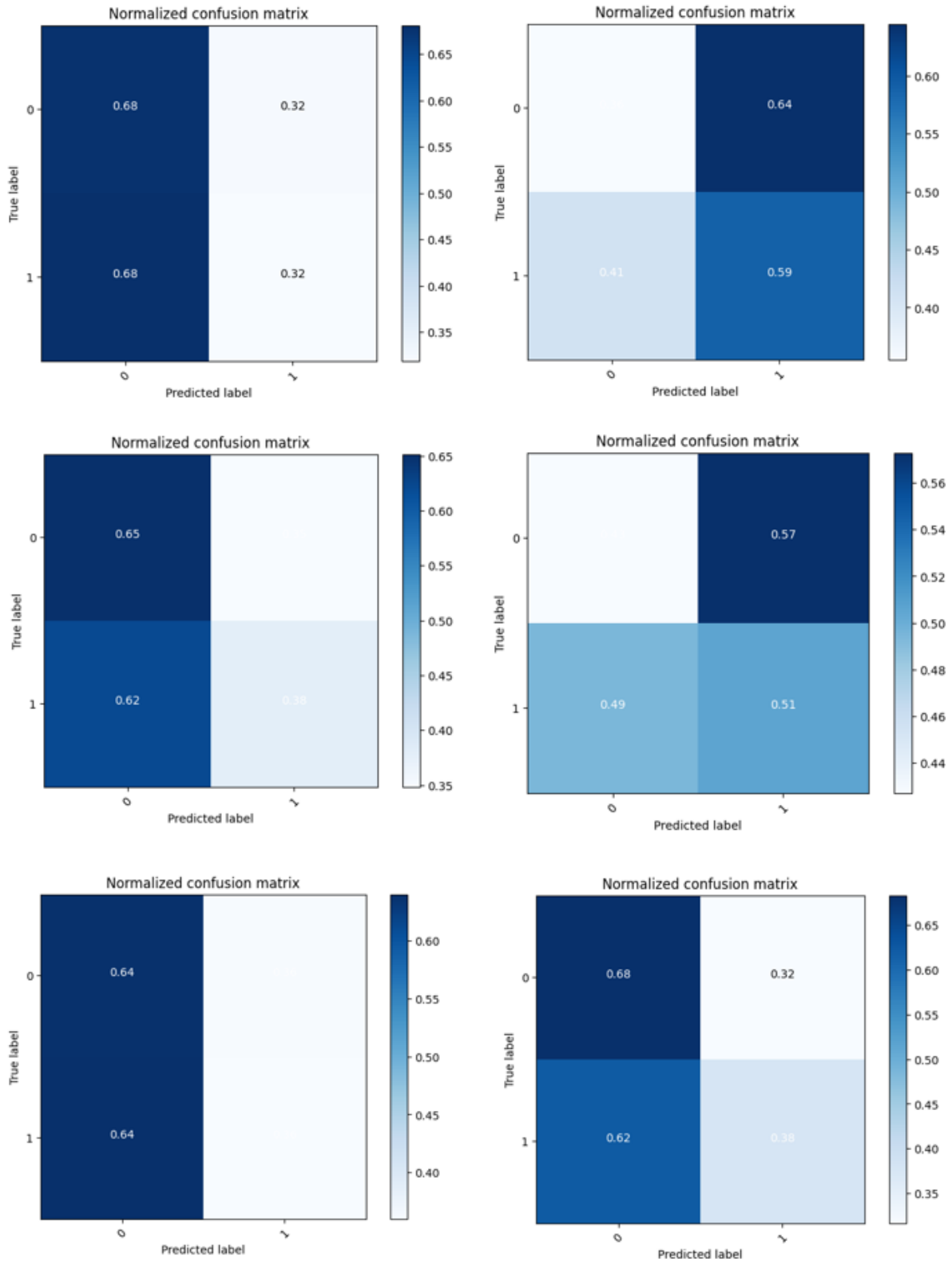
5.3.3.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Πίνακας 5.10 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανά ακραία ηλικιακή κατηγορία

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	30-	60+	30-	60+	30-	60+	30-	60+	30-	60+	30-	60+
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,58	0,52	0,54	0,53	0,58	0,50	0,57	0,50	0,62	0,50	0,61	0,56
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,54	0,52	0,53	0,52	0,54	0,49	0,57	0,50	0,58	0,49	0,55	0,52
Ορθότητα	0,50	0,43	0,56	0,52	0,56	0,43	0,59	0,50	0,55	0,42	0,53	0,45
Ανάκληση	0,44	0,37	0,60	0,53	0,58	0,38	0,64	0,49	0,52	0,39	0,50	0,41
Ακρίβεια	0,75	0,82	0,73	0,84	0,74	0,80	0,74	0,82	0,77	0,81	0,74	0,83
F1-Score	0,55	0,51	0,65	0,65	0,65	0,51	0,68	0,61	0,62	0,52	0,60	0,54
Λογαριθμική Απώλεια	18,07	20,51	15,94	17,16	15,80	20,72	14,71	18,11	16,25	20,77	17,01	19,79



Εικόνα 5.15 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).



Εικόνα 5.16 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων βήχα, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.4. Αποτελέσματα Διαχωρισμού του Συνόλου Δεδομένων Βάση Υποκείμενων Νοσημάτων

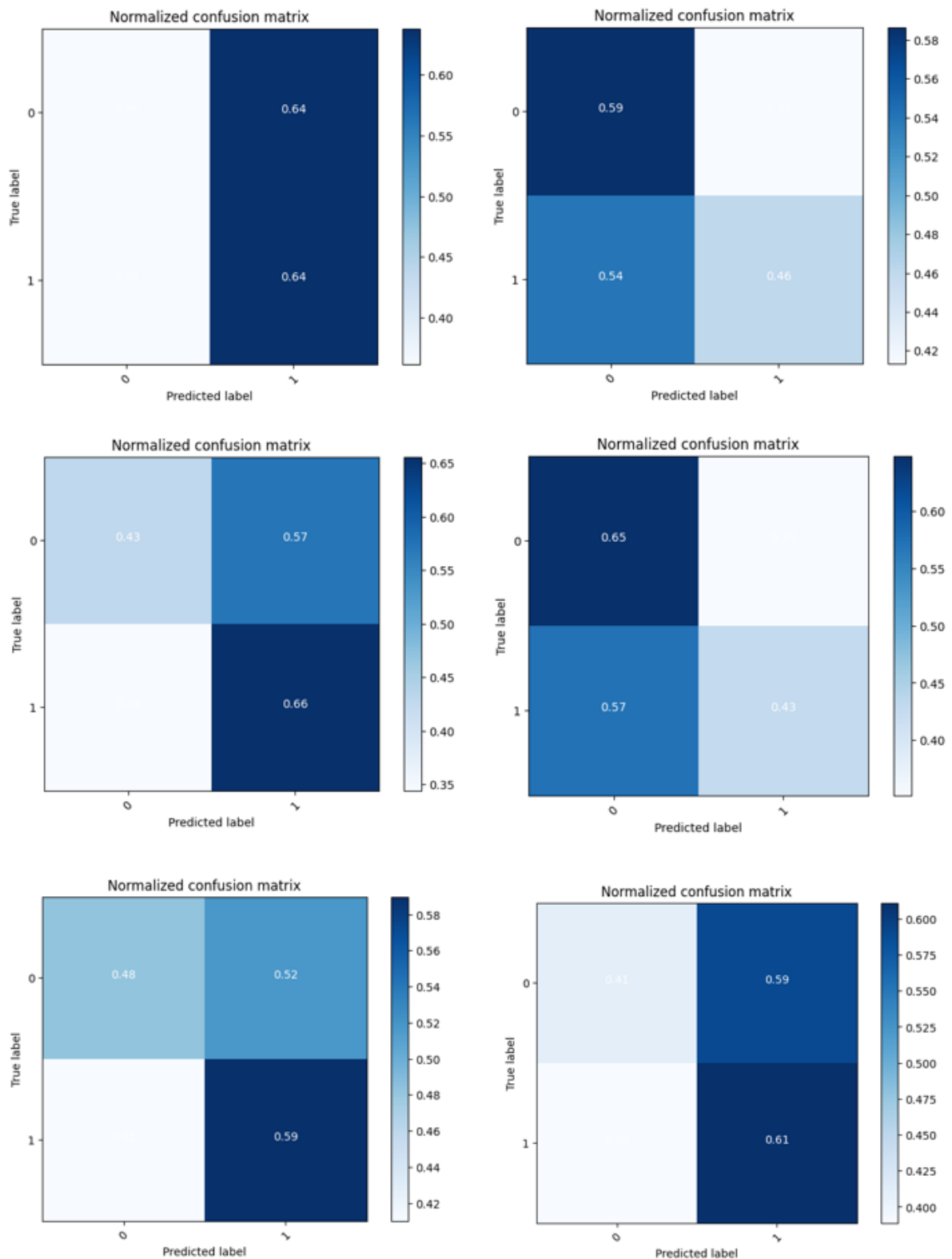
Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν σύμφωνα με την μεθοδολογία η οποία αναλύθηκε στο κεφάλαιο 4.9 για τον διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων βάση της ύπαρξης κάποιου υποκείμενου νοσήματος. Στην περίπτωση των ηχητικών καταγραφών βήχα, η εκπαίδευση των μοντέλων με τη χρήση του συνόλου δεδομένων των συμμετεχόντων οι οποίοι δεν έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα παρουσίασε βελτιωμένες τιμές στις περισσότερες μετρικές, και στις δυο περιπτώσεις διαχωρισμού κλάσεων, συγκριτικά με το υποσύνολο δεδομένων των συμμετεχόντων οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, και κυρίως στην περίπτωση του διαχωρισμού των κλάσεων βάση των επιπέδων άγχους.

5.4.1. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Βήχα

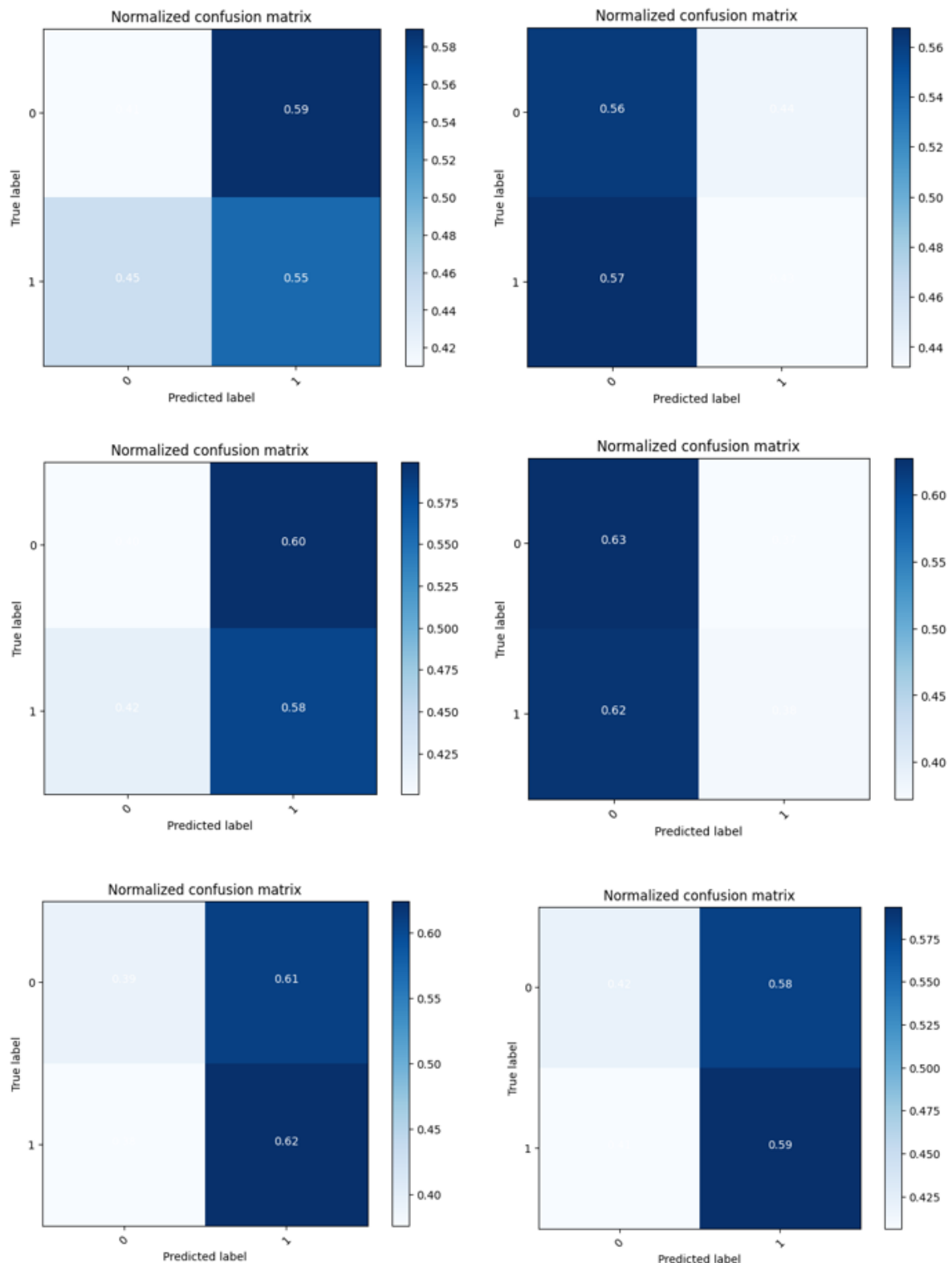
5.4.1.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Πίνακας 5.11 Αποτελέσματα βήχα και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με την ύπαρξη υποκείμενων νοσημάτων

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,53	0,48	0,54	0,50	0,55	0,49	0,55	0,50	0,55	0,50	0,54	0,50
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,50	0,48	0,52	0,49	0,54	0,49	0,53	0,50	0,53	0,51	0,51	0,50
Ορθότητα	0,44	0,44	0,54	0,53	0,49	0,46	0,58	0,53	0,49	0,46	0,46	0,46
Ανάκληση	0,65	0,59	0,48	0,39	0,63	0,56	0,44	0,42	0,62	0,62	0,63	0,58
Ακρίβεια	0,28	0,29	0,29	0,29	0,28	0,30	0,31	0,30	0,31	0,29	0,29	0,29
F1-Score	0,39	0,39	0,36	0,32	0,39	0,39	0,36	0,35	0,41	0,40	0,40	0,39
Λογαριθμική Απώλεια	19,34	19,46	15,83	16,22	17,56	18,67	14,68	16,27	17,54	18,59	18,61	18,49



Εικόνα 5.17 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

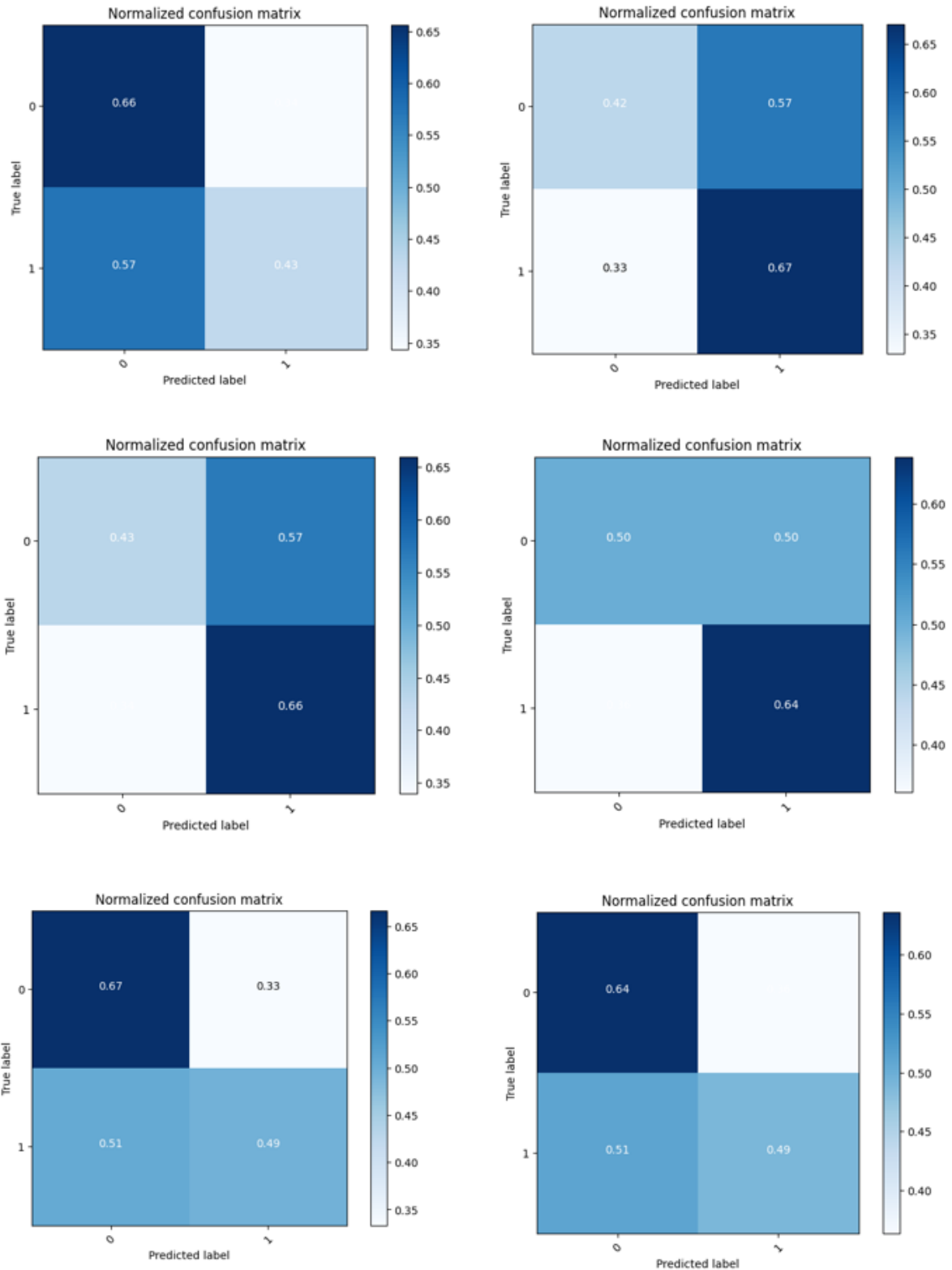


Εικόνα 5.18 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

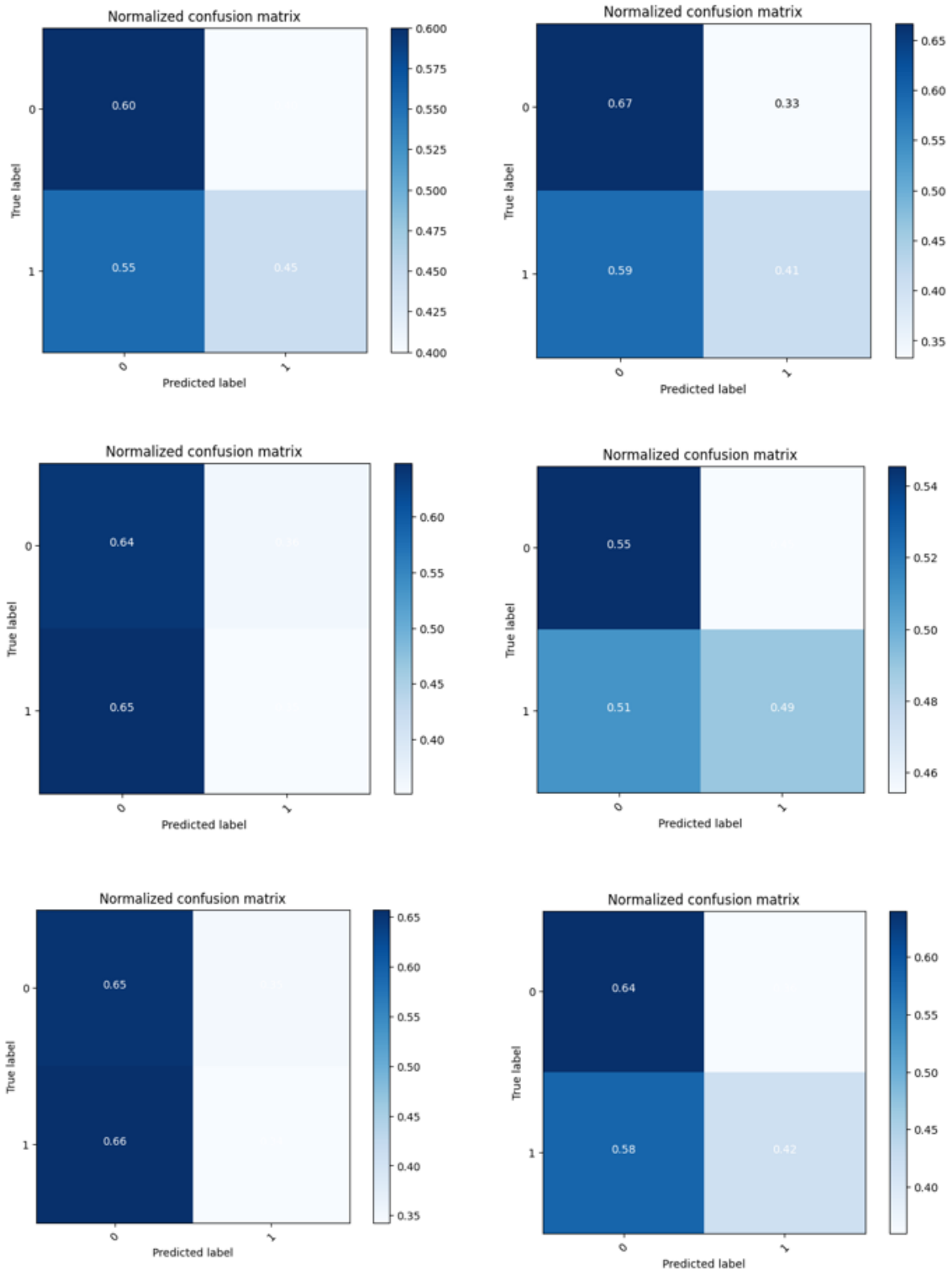
5.4.1.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Πίνακας 5.12 Αποτελέσματα βήγα και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα την ύπαρξη υποκείμενων νοσημάτων

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,53	0,49	0,53	0,47	0,54	0,50	0,53	0,47	0,57	0,50	0,55	0,49
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,52	0,50	0,53	0,48	0,53	0,50	0,52	0,47	0,56	0,51	0,53	0,50
Ορθότητα	0,44	0,42	0,56	0,50	0,47	0,45	0,54	0,49	0,51	0,44	0,42	0,43
Ανάκληση	0,39	0,34	0,58	0,53	0,44	0,39	0,56	0,51	0,49	0,36	0,34	0,40
Ακρίβεια	0,83	0,75	0,81	0,73	0,83	0,75	0,82	0,73	0,85	0,74	0,82	0,75
F1-Score	0,53	0,47	0,68	0,61	0,57	0,51	0,66	0,60	0,62	0,48	0,48	0,50
Λογαριθμική Απώλεια	19,35	20,15	15,25	17,18	18,33	19,09	15,77	17,57	16,83	19,47	19,99	19,65



Εικόνα 5.19 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).



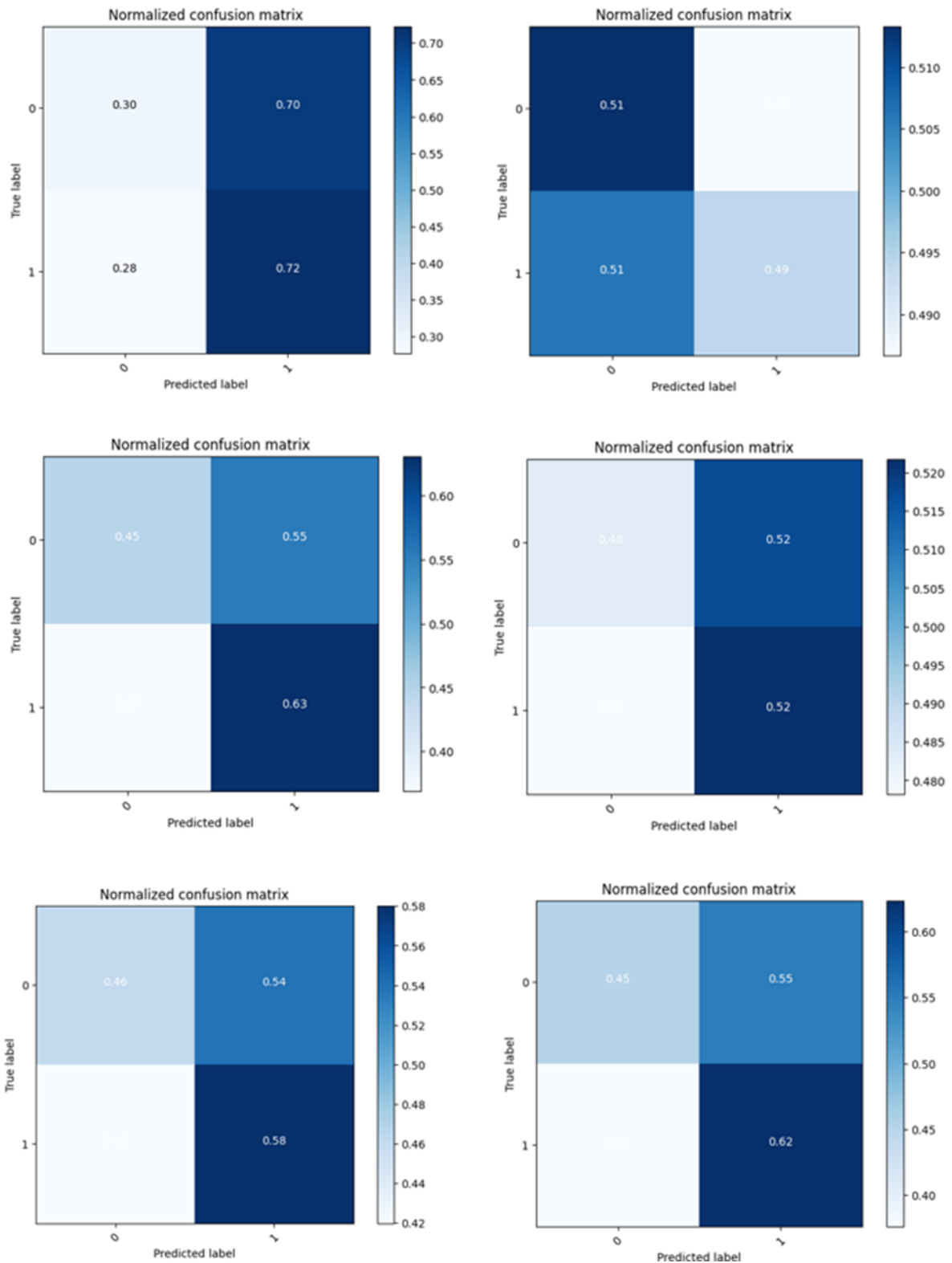
Εικόνα 5.20 Πίνακες Σύγχυσης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.4.2. Αποτελέσματα Ηχητικών Καταγραφών Φωνής

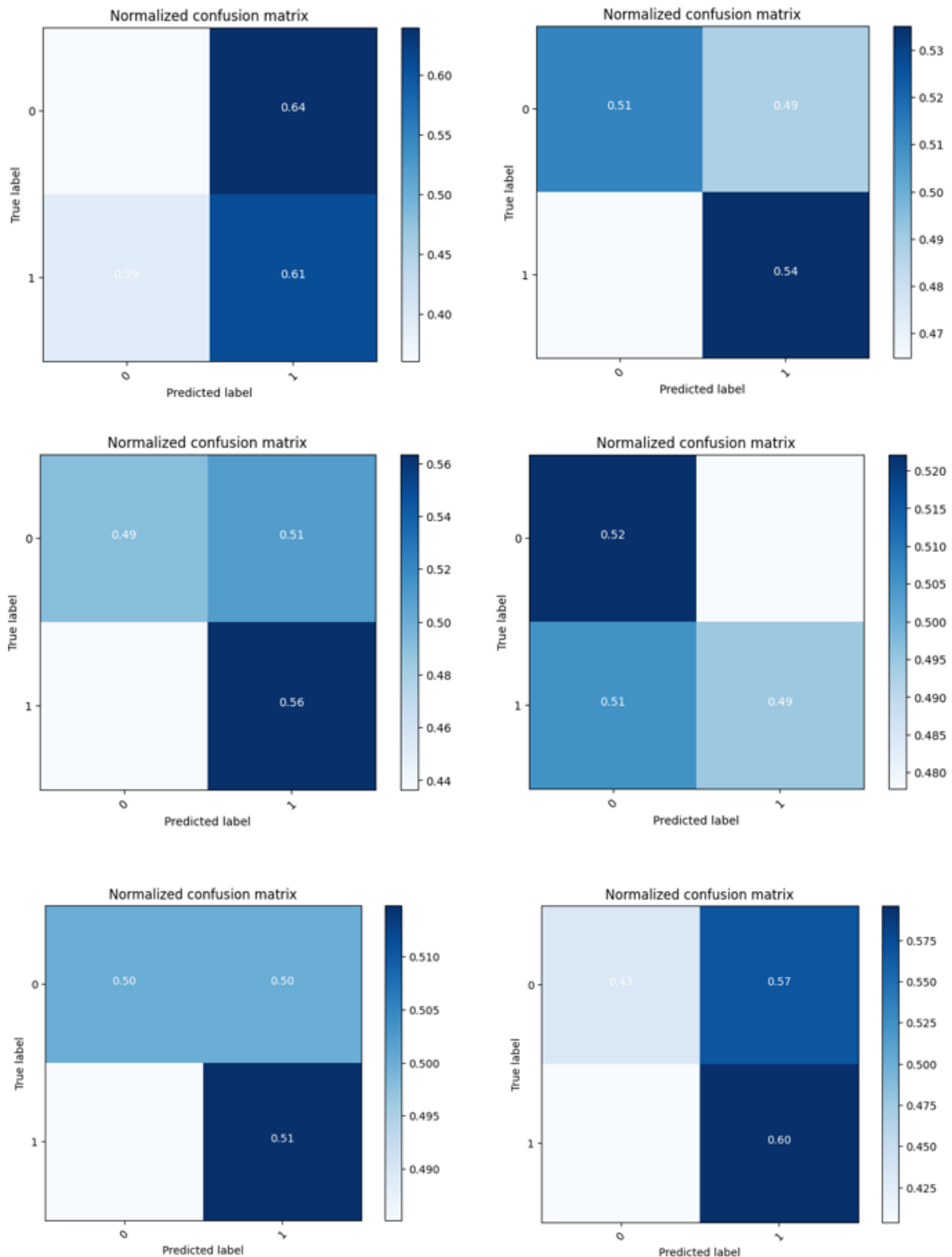
5.4.2.1. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση Επιπέδων Άγχους

Πίνακας 5.13 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση άγχους για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με την ύπαρξη κάποιου υποκείμενου νοσήματος

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι
Σύνολο Δεδομένων												
ROC AUC	0,51	0,51	0,51	0,52	0,53	0,52	0,52	0,53	0,52	0,53	0,55	0,51
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,51	0,49	0,50	0,52	0,53	0,52	0,51	0,51	0,52	0,51	0,53	0,50
Ορθότητα	0,43	0,46	0,49	0,53	0,48	0,51	0,53	0,52	0,49	0,50	0,49	0,48
Ανάκληση	0,67	0,61	0,53	0,50	0,64	0,55	0,48	0,47	0,59	0,56	0,62	0,55
Ακρίβεια	0,26	0,31	0,25	0,31	0,29	0,32	0,27	0,31	0,27	0,30	0,28	0,29
F1-Score	0,37	0,41	0,34	0,38	0,40	0,41	0,34	0,37	0,37	0,39	0,39	0,38
Λογαριθμική Απώλεια	26,61	19,61	19,39	17,06	18,64	17,64	17,03	17,27	18,44	18,09	18,46	18,86



Εικόνα 5.21 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

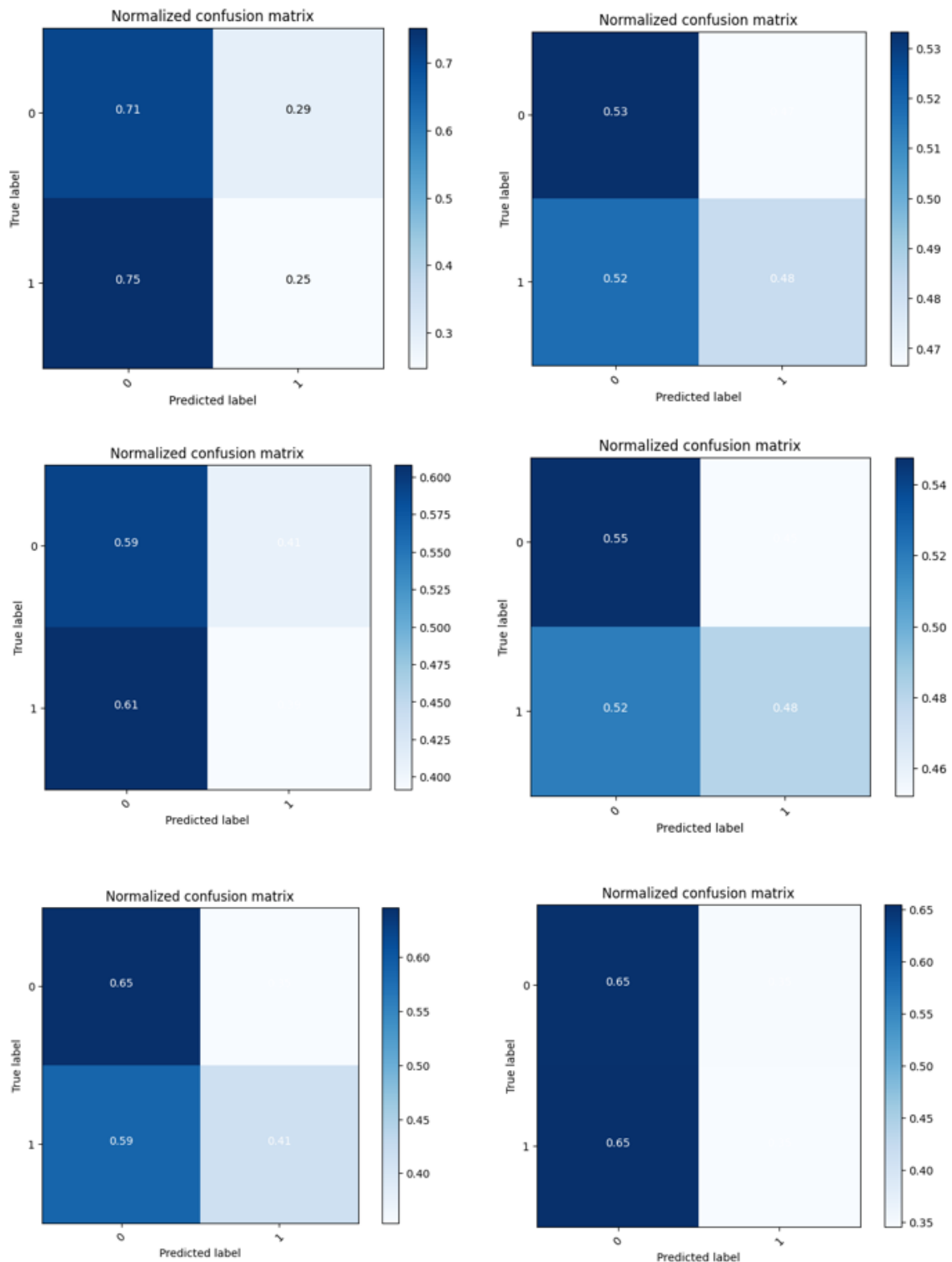


Εικόνα 5.22 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του άγχους για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

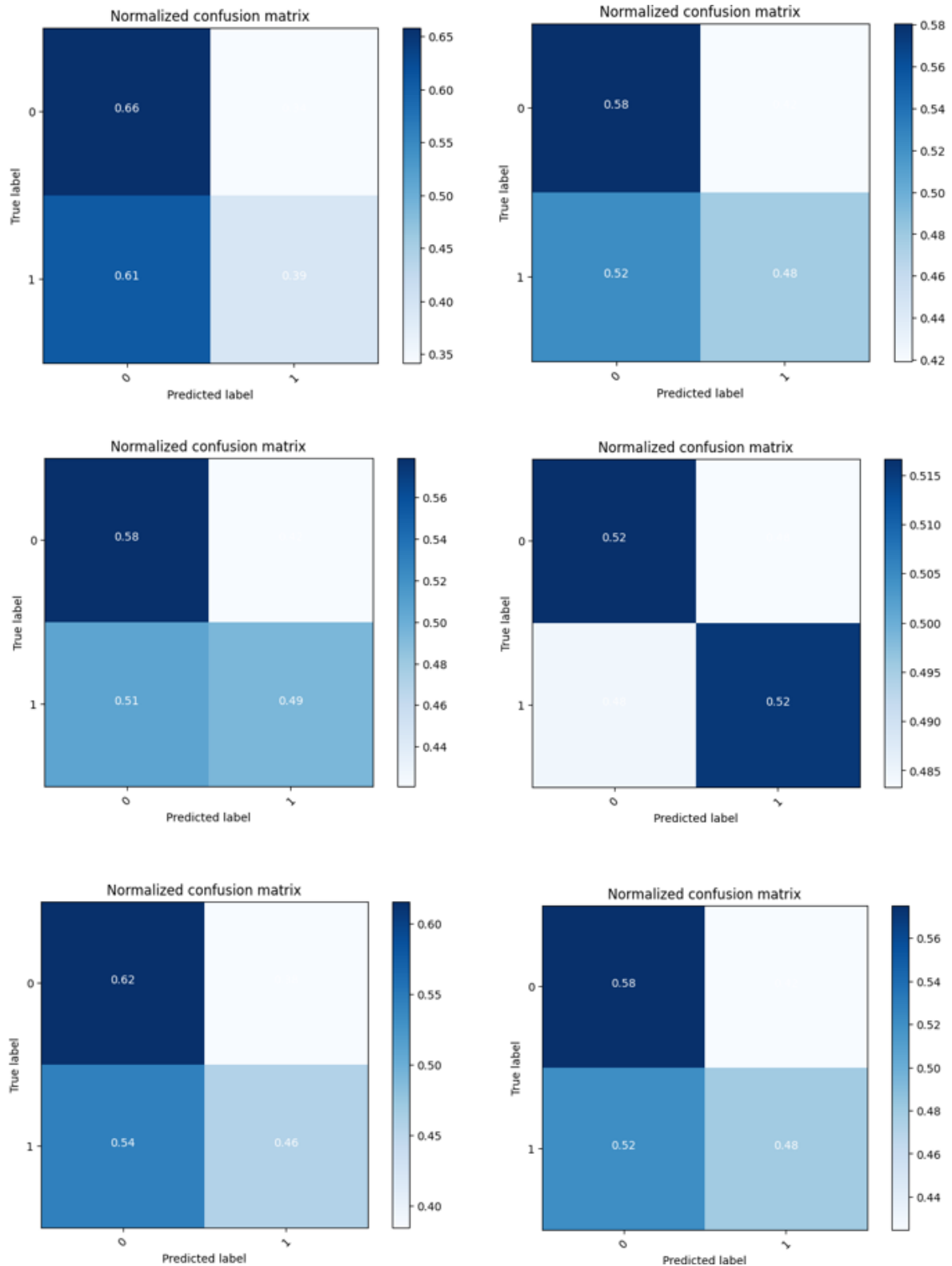
5.4.2.2. Διαχωρισμός Κλάσεων Βάση της Συσχέτισης Μεταξύ Επιπέδων Άγχους και Κατάστασης Εμβολιασμού

Πίνακας 5.14 Αποτελέσματα φωνής και διαχωρισμού κλάσεων βάση συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για όλα τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με την ύπαρξη κάποιου υποκείμενου νοσήματος

Μετρικές Αξιολόγησης	MLP		KNN		SVM		Naive Bayes		Logistic Regression		Random Forest	
	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι	Όχι	Ναι
ROC AUC	0,47	0,49	0,51	0,54	0,50	0,54	0,51	0,52	0,54	0,56	0,50	0,56
Ισορροπημένη Ορθότητα	0,49	0,48	0,51	0,53	0,49	0,54	0,51	0,52	0,53	0,54	0,50	0,53
Ορθότητα	0,38	0,42	0,48	0,52	0,43	0,50	0,50	0,54	0,46	0,48	0,40	0,49
Ανάκληση	0,31	0,36	0,46	0,51	0,39	0,47	0,49	0,56	0,43	0,40	0,33	0,44
Ακρίβεια	0,79	0,73	0,82	0,78	0,79	0,78	0,81	0,76	0,83	0,79	0,80	0,76
F1-Score	0,44	0,48	0,59	0,62	0,52	0,59	0,61	0,64	0,56	0,56	0,47	0,56
Λογαριθμική Απώλεια	22,51	20,80	18,91	17,28	20,56	17,98	18,12	16,61	19,36	18,91	21,66	18,55



Εικόνα 5.23 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι δεν έχουν κανένα υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).



Εικόνα 5.24 Πίνακες Σύγκρισης για την ταξινόμηση δεδομένων φωνής, για τους συμμετέχοντες οι οποίοι έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, σε κλάσεις βάση του συνδυασμού άγχους και εμβολιασμού για τα μοντέλα: MLP (πάνω αριστερά), KNN (πάνω δεξιά), SVM (κέντρο αριστερά), Naive Bayes (κέντρο δεξιά), Λογιστική Παλινδρόμηση (κάτω αριστερά), Τυχαία Δάση (κάτω δεξιά).

5.5. Αποτελέσματα Διαχωρισμού Συνόλου Δεδομένων Βάση Διαφορετικών Μεταβλητών

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν σύμφωνα με την μεθοδολογία η οποία αναλύθηκε στο κεφάλαιο 4.9 για τον διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων βάση του φύλου των συμμετεχόντων, του δείκτη μάζας σώματος και τις καπνιστικές τους συνήθειες. Σε όλους αυτούς τους διαχωρισμούς, η διακριτική ικανότητα των μοντέλων μηχανικής μάθησης δεν βελτιώθηκε σημαντικά σε σχέση με την περίπτωση χρήσης του συνολικού συνόλου δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, στην περίπτωση των υποσυνόλων βάση φύλου, τα αποτελέσματα ήταν αντίστοιχα του αρχικού συνόλου δεδομένων και δεν παρατηρήθηκε κάποια διαφορά στην απόδοση των μοντέλων μηχανικής μάθησης μεταξύ των δυο υποσυνόλων. Αντίστοιχα, ο διαχωρισμός βάση του δείκτη μάζας σώματος δεν παρουσίασε διαφορά μεταξύ του αρχικού συνόλου και των δυο νέων υποσυνόλων, καθώς οι τιμές των μετρικών των υποσυνόλων προσέγγιζαν την αντίστοιχη μετρική του αρχικού συνόλου για όλα τα μοντέλα που δοκιμάστηκαν. Τέλος, από τον διαχωρισμό του αρχικού συνόλου δεδομένων σε τρία υποσύνολα βάση των καπνιστικών συνηθειών των συμμετεχόντων, φάνηκε μια μικρή βελτίωση της διακριτικής ικανότητας στην περίπτωση των πρώην καπνιστών, ενώ η χειρότερη επίδοση προέκυψε στην χρήση του υποσυνόλου των καπνιστών, με το υποσύνολο στο οποίο ανήκουν όσοι δεν έχουν καπνίσει ποτέ να πετυχαίνει τιμές ενδιάμεσα των άλλων δυο.

6. Συμπεράσματα

Στην παρούσα διπλωματική εργασία υλοποιήθηκε μια μέθοδος ανάπτυξης μοντέλων μηχανικής μάθησης με σκοπό την αναγνώριση του άγχους μέσω ηχητικών καταγραφών. Αρχικά, πραγματοποιήθηκε διερευνητική στατιστική ανάλυση των δεδομένων τα οποία συλλέχθηκαν από την εφαρμογή SmartyforCovid για την μελέτη των διαφορετικών μελέτη των διαφορετικών μεταβλητών του συνόλου δεδομένων, καθώς και η συσχέτιση σου τους με τα επίπεδα άγχους, σύμφωνα με την υποκειμενική δήλωση άγχους των συμμετεχόντων. Τα αποτελέσματα της στατιστικής ανάλυσης παρείχαν σημαντικές πληροφορίες, όπως ότι η γυναίκες παρουσίασαν αυξημένο άγχος σε σύγκριση με τους άνδρες και ότι οι πλήρως εμβολιασμένοι συμμετέχοντες δήλωσαν υψηλά επίπεδα άγχους σε σύγκριση με τους μη εμβολιασμένους. Αυτή η συσχέτιση οδήγησε στην δοκιμή ενός εναλλακτικού τρόπου διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων σε κλάσεις. Πιο αναλυτικά, πέρα του απλού διαχωρισμού βάση των επιπέδων άγχους, δοκιμάστηκε και ο διαχωρισμός βάση συνδυασμού τους με την κατάσταση εμβολιασμού των συμμετεχόντων. Οι κλάσεις αυτές αξιοποιήθηκαν ως κλάσεις ταξινόμησης για την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης.

Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε η σχεδίαση και ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης με σκοπό την ανίχνευση του άγχους βάση των ηχητικών καταγραφών φωνής και βήχα τις οποίες υπέβαλλαν οι συμμετέχοντες κατά την συμπλήρωση του ερωτηματολογίου. Αρχικά, προεπεξεργάστηκαν οι ηχητικές καταγραφές και εξήχθησαν MFCC συντελεστές οι οποίοι αποτέλεσαν την είσοδο των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Πραγματοποιήθηκαν δοκιμές βάση του τύπου των ηχητικών καταγραφών και των κλάσεων ταξινόμησης. Παρατηρήθηκε ότι στο αρχικό σύνολο δεδομένων, ανεξαρτήτως της επιλογής των κλάσεων ταξινόμησης, τόσο με τη χρήση των ηχητικών καταγραφών βήχα όσο και με της φωνής, τα μοντέλα δεν ανέπτυξαν διακριτική ικανότητα, με τις τιμές της ισορροπημένης ορθότητας να κυμαίνονται μεταξύ 50% και 53%.

Λόγω αυτών των αποτελεσμάτων δοκιμάστηκε ο διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα σύμφωνα με τις μεταβλητές σχετικά με το φύλο, τον δείκτη μάζας σώματος, τις καπνιστικές συνήθειες, τα υποκείμενα νοσήματα και την ηλικιακή κατηγορία. Στην περίπτωση των τριών πρώτων διαχωρισμών τα αποτελέσματα παρέμειναν κοντά στα προηγούμενα με μικρές διαφοροποιήσεις. Ο διαχωρισμός βάση της ύπαρξης υποκείμενων νοσημάτων υπέδειξε μια βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης, στην περίπτωση της χρήση των ηχητικών καταγραφών βήχα, στο υποσύνολο των συμμετεχόντων οι οποίοι δεν έχουν κάποιο υποκείμενο νόσημα, ενώ στην φωνή δεν υπήρξε διαφορά μεταξύ των δυο υποσυνόλων. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον είχαν τα αποτελέσματα τα οποία προέκυψαν από τον διαχωρισμό του αρχικού συνόλου δεδομένων βάση της ηλικιακής κατηγορίας. Κατά το διαχωρισμό των συμμετεχόντων σε δυο υποσύνολα, κάτω των 50,

δηλαδή 18-49, και άνω των 50 ετών, έγινε φανερή η βελτίωση της διακριτικής ικανότητας στην περίπτωση του πρώτου υποσυνόλου που αποτελείται από τους συμμετέχοντες μικρότερης ηλικίας κατά τη χρήση των ηχητικών καταγραφών φωνής. Για την επιβεβαίωση αυτού του αποτελέσματος δοκιμάστηκε ο διαχωρισμός σε δυο νέα, ακραία, υποσύνολο σύμφωνα με την ηλικιακή κατηγορία. Στο πρώτο σύνολο ανήκουν οι συμμετέχοντες ηλικίας 18-29 ετών, ενώ στο δεύτερο εκείνοι οι οποίοι είναι άνω των 60 ετών. Τα αποτελέσματα αυτού του διαχωρισμού επιβεβαίωσαν την προηγούμενη παρατήρηση συγκεκριμένα για την ταξινόμηση στις συνδυαστικές κλάσεις άγχους και κατάστασης εμβολιασμού. Στο υποσύνολο των νεότερων ατόμων τα μοντέλα μηχανικής μάθησης είχαν αισθητά βελτιωμένη διακριτική ικανότητα με την ισορροπημένη ορθότητα να έχει μέγιστη τιμή 58% στην περίπτωσης της Λογιστικής Παλινδρόμησης, έναντι 49% στο υποσύνολο των ατόμων άνω των 60, γεγονός το οποίο συμφωνεί με την υπάρχουσα βιβλιογραφία.

Ωστόσο, παρόλη την βελτιωμένη απόδοση στην περίπτωση η οποία αναλύθηκε παραπάνω, συνολικά η διακριτική ικανότητα των μοντέλων μηχανικής μάθησης παραμένει χαμηλή. Η μέγιστη τιμή ανάκλησης όλων των δοκιμών ήταν 67% το οποίο υποδηλώνει την λανθασμένη ταξινόμηση των ατόμων με υψηλό άγχος, δηλαδή υπάρχουν πολλά ψευδώς αρνητικά αποτελέσματα. Υπάρχουν ποικίλοι παράγοντες οι οποίοι μπορεί να συμβάλλουν στην χαμηλή διακριτική ικανότητα των μοντέλων. Αρχικά, οι ηχητικές καταγραφές λόγω του τρόπου συλλογής τους, μέσω κινητού από διαφορετικά περιβάλλοντα, είναι ετερογενείς και απαιτεί προσοχή κατά την προεπεξεργασία τους. Επίσης, ένας πολύ σημαντικός παράγοντας είναι η υποκειμενική αναφορά των επιπέδων άγχους από τους συμμετέχοντες. Η υποκειμενική επισήμανση μειώνει την αξιοπιστία του συνόλου δεδομένων το οποίο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης, καθώς το καθιστά ευάλωτο σε λανθασμένες επισημάνσεις. Επομένως, η έλλειψη αντικειμενικότητας στην επισήμανση οδηγεί στην χαμηλή διακριτική ικανότητα των μοντέλων καθώς και στην δυσκολία αναπαραγωγής των αποτελεσμάτων με χρήση άλλων συνόλων δεδομένων.

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, σκοπός ήταν η διερεύνηση διαφορετικών μοντέλων, διαχωρισμών κλάσεων, υπερπαραμέτρων και υποσυνόλων με αποτέλεσμα την επιλογή ρηχών μοντέλων μηχανικής μάθησης. Η χρήση μοντέλων βαθιάς μάθησης μπορεί να επιφέρει βελτιωμένα αποτελέσματα, καθώς τα βαθιά μοντέλα έχουν καλύτερη απόκριση σε ηχητικές καταγραφές. Επίσης, μελλοντική προέκταση της παρούσας εργασίας είναι και η εφαρμογή μιας πολυτροπικής προσέγγισης, δηλαδή την χρήσης ετερόκλητων δεδομένων με σκοπό την βελτίωση της διακριτικής ικανότητας των μοντέλων.

Η ανάπτυξη εργαλείων αναγνώρισης άγχους μέσω απομακρυσμένων τρόπων, όπως το εργαλείο το οποίο υλοποιήθηκε στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας βασισμένο σε απομακρυσμένες ηχητικές καταγραφές, για την χρήση τους συνδυαστικά με άλλες μεθόδους, αποτελεί έναν τρόπο βελτίωση της ποιότητας της ζωής και της ψυχικής υγείας των ανθρώπων στην σύγχρονη εποχή της ψηφιοποίησης. Η δυνατότητα χρήσης

απομακρυσμένων εργαλείων, όπως οι εφαρμογές κινητών και οι φορητές συσκευές οι οποίες επιτρέπουν την συνεχή και αδιάκοπη παρακολούθηση των βιομετρικών και συμπεριφορικών δεδομένων, προσφέρει την ευκαιρία για έγκαιρη ανίχνευση όχι μόνο του άγχους αλλά και πληθώρα άλλων συναισθημάτων. Η αναγνώριση συναισθημάτων με απομακρυσμένους τρόπους ενισχύει την πρόσβαση σε ψυχολογική υποστήριξη, ανεξαρτήτως γεωγραφικής τοποθεσίας, μειώνοντας τα εμπόδια που σχετίζονται με την παραδοσιακή φροντίδα ψυχικής υγείας. Συνεπώς, η ανάπτυξη και βελτίωση τέτοιων εργαλείων αποτελεί ένα σημαντικό βήμα προς μια πιο υγιή και ισορροπημένη κοινωνία.

7. Βιβλιογραφία

- [1] “SMARTY 4 COVID.” Accessed: Apr. 09, 2024. [Online]. Available: <https://www.smarty4covid.org/>
- [2] F. E. Payne, “A definition of emotions,” *J Biblic Ethics Med*, vol. 3, no. 4, pp. 1–9, 1989.
- [3] “Science of Emotion: The Basics of Emotional Psychology | UWA.” Accessed: May 05, 2024. [Online]. Available: <https://online.uwa.edu/news/emotional-psychology/>
- [4] S. Söderkvist, K. Ohlén, and U. Dimberg, “How the Experience of Emotion is Modulated by Facial Feedback,” *J Nonverbal Behav*, vol. 42, no. 1, pp. 129–151, Mar. 2018, doi: 10.1007/S10919-017-0264-1/FIGURES/3.
- [5] H. Saarimäki *et al.*, “Discrete Neural Signatures of Basic Emotions,” *Cerebral Cortex*, vol. 26, no. 6, pp. 2563–2573, Jun. 2016, doi: 10.1093/CERCOR/BHV086.
- [6] A. Bystritsky and D. Kronemyer, “Stress and anxiety: Counterpart elements of the stress/anxiety complex,” Dec. 01, 2014, *W.B. Saunders*. doi: 10.1016/j.psc.2014.08.002.
- [7] “Causes of stress - Mind,” Mind - <https://www.mind.org.uk/information-support/types-of-mental-health-problems/stress/causes-of-stress/>. Accessed: May 06, 2024. [Online]. Available: <https://www.mind.org.uk/information-support/types-of-mental-health-problems/stress/causes-of-stress/>
- [8] E. S. Epel *et al.*, “More than a feeling: A unified view of stress measurement for population science,” Apr. 01, 2018, *Academic Press Inc*. doi: 10.1016/j.yfrne.2018.03.001.
- [9] A. S. Masarik and R. D. Conger, “Stress and child development: a review of the Family Stress Model,” *Curr Opin Psychol*, vol. 13, pp. 85–90, Feb. 2017, doi: 10.1016/J.COPSYC.2016.05.008.
- [10] M. Shah, S. Hasan, S. Malik, and C. T. Sreeramareddy, “Perceived stress, sources and severity of stress among medical undergraduates in a Pakistani medical school,” *BMC Med Educ*, vol. 10, no. 1, pp. 1–8, Jan. 2010, doi: 10.1186/1472-6920-10-2/TABLES/3.
- [11] T. Babazadeh, R. Sarkhoshi, F. Bahadori, F. Moradi, F. Shariat, and Y. Sherizadeh, “Prevalence of depression, anxiety and stress disorders in elderly people residing in Khoy, Iran (2014-2015),” *Journal of Research in Clinical Medicine*, vol. 4, no. 2, pp. 122–128, May 2016, doi: 10.15171/JARCM.2016.020.
- [12] “Anxiety and panic attacks,” Mind - <https://www.mind.org.uk/information-support/types-of-mental-health-problems/anxiety-and-panic-attacks/symptoms/>, 2021.
- [13] “Diagnosing Anxiety Disorders | NYU Langone Health,” <https://nyulangone.org/conditions/anxiety-disorders/diagnosis>.
- [14] F. S. Hussenoeder *et al.*, “Connecting chronic stress and anxiety: a multi-dimensional perspective,” *Psychol Health Med*, vol. 29, no. 3, pp. 427–441, 2024, doi: 10.1080/13548506.2022.2124292.

- [15] B. S. McEwen, “Neurobiological and Systemic Effects of Chronic Stress,” *Chronic Stress*, vol. 1, Apr. 2017, doi: 10.1177/2470547017692328/ASSET/IMAGES/LARGE/10.1177_2470547017692328-FIG1.JPEG.
- [16] M. F. Marin *et al.*, “Chronic stress, cognitive functioning and mental health,” *Neurobiol Learn Mem*, vol. 96, no. 4, pp. 583–595, Nov. 2011, doi: 10.1016/J.NLM.2011.02.016.
- [17] N. Schneiderman, G. Ironson, and S. D. Siegel, “Stress and health: Psychological, behavioral, and biological determinants,” *Annu Rev Clin Psychol*, vol. 1, no. Volume 1, 2005, pp. 607–628, Apr. 2005, doi: 10.1146/ANNUREV.CLINPSY.1.102803.144141/CITE/REFWORKS.
- [18] P. L. Schnall, P. A. Landsbergis, and D. Baker, “Job strain and cardiovascular disease,” *Annu Rev Public Health*, vol. 15, pp. 381–411, 1994, doi: 10.1146/ANNUREV.PU.15.050194.002121.
- [19] P. M. Lantz, J. S. House, J. M. Lepkowski, D. R. Williams, R. P. Mero, and J. Chen, “Socioeconomic factors, health behaviors, and mortality: results from a nationally representative prospective study of US adults,” *JAMA*, vol. 279, no. 21, pp. 1703–1708, Jun. 1998, doi: 10.1001/JAMA.279.21.1703.
- [20] E. D. Eaker, “PSYCHOSOCIAL RISK FACTORS FOR CORONARY HEART DISEASE IN WOMEN,” *Cardiol Clin*, vol. 16, no. 1, pp. 103–111, Feb. 1998, doi: 10.1016/S0733-8651(05)70387-8.
- [21] K. Orth-Gomér, S. P. Wamala, M. Horsten, K. Schenck-Gustafsson, N. Schneiderman, and M. A. Mittleman, “Marital stress worsens prognosis in women with coronary heart disease: The Stockholm Female Coronary Risk Study,” *JAMA*, vol. 284, no. 23, pp. 3008–3014, Dec. 2000, doi: 10.1001/JAMA.284.23.3008.
- [22] O. Bjerkeset, “Stress, the Brain and Depression,” *BMJ : British Medical Journal*, vol. 329, no. 7472, p. 983, Oct. 2004, Accessed: Jun. 12, 2024. [Online]. Available: /pmc/articles/PMC524161/
- [23] S. Cohen, D. Janicki-Deverts, and G. E. Miller, “Psychological Stress and Disease,” *JAMA*, vol. 298, no. 14, pp. 1685–1687, Oct. 2007, doi: 10.1001/JAMA.298.14.1685.
- [24] “Covid-19 - Οδηγίες - Εθνικός Οργανισμός Δημόσιας Υγείας.” Accessed: May 06, 2024. [Online]. Available: <https://eody.gov.gr/neos-koronaivos-covid-19/>
- [25] M. Athanasiou, G. Fragkozidis, K. Zarkogianni, and K. S. Nikita, “Long Short-term Memory-Based Prediction of the Spread of Influenza-Like Illness Leveraging Surveillance, Weather, and Twitter Data: Model Development and Validation,” *J Med Internet Res*, vol. 25, 2023, doi: 10.2196/42519.
- [26] “Artificial intelligence in clinical care amidst COVID-19 pandemic: A systematic review • BioSim.” Accessed: Jul. 17, 2024. [Online]. Available: <https://www.biosim.ntua.gr/en/publication/558>
- [27] “Parenting Styles and Psychosocial Factors of Mother--Child Dyads Participating in the ENDORSE Digital Weight Management Program for Children and Adolescents during the COVID-19 Pandemic • BioSim.” Accessed: Jul. 17, 2024. [Online]. Available: <https://www.biosim.ntua.gr/en/publication/616>

- [28] T. Hale *et al.*, “A global panel database of pandemic policies (Oxford COVID-19 Government Response Tracker),” *Nat Hum Behav*, vol. 5, no. 4, pp. 529–538, Apr. 2021, doi: 10.1038/S41562-021-01079-8.
- [29] T. Hale *et al.*, “Coronavirus Pandemic (COVID-19),” *Our World in Data*, vol. 5, no. 4, pp. 529–538, Mar. 2020, doi: 10.1038/S41562-021-01079-8.
- [30] F. Vatavali, Z. Gareiou, F. Kehagia, and E. Zervas, “Impact of COVID-19 on Urban Everyday Life in Greece. Perceptions, Experiences and Practices of the Active Population”, doi: 10.3390/su12229410.
- [31] X. Wang *et al.*, “Depression and anxiety symptoms to COVID-19 outbreak among the public, medical staff and patients during the initial phase of the pandemic: an online questionnaire survey by a WeChat Mini Program,” *BMJ Open*, vol. 11, p. 46350, 2021, doi: 10.1136/bmjopen-2020-046350.
- [32] M. Passavanti *et al.*, “The psychological impact of COVID-19 and restrictive measures in the world,” *J Affect Disord*, vol. 283, pp. 36–51, Mar. 2021, doi: 10.1016/J.JAD.2021.01.020.
- [33] F. Pashazadeh Kan *et al.*, “A systematic review of the prevalence of anxiety among the general population during the COVID-19 pandemic,” *J Affect Disord*, vol. 293, pp. 391–398, Oct. 2021, doi: 10.1016/J.JAD.2021.06.073.
- [34] D. Kavvadas *et al.*, “Stress, Anxiety and Depression Prevalence among Greek University Students during COVID-19 Pandemic: A Two-Year Survey,” *J Clin Med*, vol. 11, no. 15, Aug. 2022, doi: 10.3390/jcm11154263.
- [35] I. Solomou and F. Constantinidou, “Prevalence and predictors of anxiety and depression symptoms during the COVID-19 pandemic and compliance with precautionary measures: Age and sex matter,” *Int J Environ Res Public Health*, vol. 17, no. 14, pp. 1–19, Jul. 2020, doi: 10.3390/ijerph17144924.
- [36] J. Antonijevic, I. Binic, O. Zikic, S. Manojlovic, S. Tomic-Golubovic, and N. Popovic, “Mental health of medical personnel during the COVID-19 pandemic,” *Brain Behav*, vol. 10, no. 12, Dec. 2020, doi: 10.1002/BRB3.1881.
- [37] K. Wanigasooriya *et al.*, “Mental health symptoms in a cohort of hospital healthcare workers following the first peak of the COVID-19 pandemic in the UK,” *BJPsych Open*, vol. 7, no. 1, Jan. 2020, doi: 10.1192/BJO.2020.150.
- [38] H. Kim *et al.*, “College Mental Health Before and During the COVID-19 Pandemic: Results From a Nationwide Survey,” *Cognit Ther Res*, vol. 46, no. 1, p. 1, Feb. 2022, doi: 10.1007/S10608-021-10241-5.
- [39] S. Sun, S. B. Goldberg, D. Lin, S. Qiao, and D. Operario, “Psychiatric symptoms, risk, and protective factors among university students in quarantine during the COVID-19 pandemic in China,” *Global Health*, vol. 17, no. 1, pp. 1–14, Dec. 2021, doi: 10.1186/S12992-021-00663-X/TABLES/5.
- [40] A. Bendau, J. Plag, M. B. Petzold, and A. Ströhle, “COVID-19 vaccine hesitancy and related fears and anxiety,” *Int Immunopharmacol*, vol. 97, p. 107724, Aug. 2021, doi: 10.1016/J.INTIMP.2021.107724.
- [41] A. Šorgo, N. Crnković, K. Cesar, Š. Selak, M. Vrdelja, and B. Gabrovec, “The influence of anxiety and fear of COVID-19 on vaccination hesitancy among postsecondary students,” *Scientific Reports* /, vol. 12, p. 20564, 123AD, doi: 10.1038/s41598-022-25221-2.

- [42] H. Sheikh, C. Prins, and E. Schrijvers, “Artificial Intelligence: Definition and Background,” pp. 15–41, 2023, doi: 10.1007/978-3-031-21448-6_2.
- [43] J. Bell, “What Is Machine Learning?,” *Machine Learning and the City*, pp. 207–216, May 2022, doi: 10.1002/9781119815075.CH18.
- [44] I. H. Sarker, “Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions,” *SN Comput Sci*, vol. 2, no. 3, pp. 1–21, May 2021, doi: 10.1007/S42979-021-00592-X/FIGURES/11.
- [45] F. Murtagh, “Multilayer perceptrons for classification and regression,” *Neurocomputing*, vol. 2, no. 5–6, pp. 183–197, Jul. 1991, doi: 10.1016/0925-2312(91)90023-5.
- [46] G. Guo, H. Wang, D. Bell, Y. Bi, and K. Greer, “KNN Model-Based Approach in Classification,” *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 2888, pp. 986–996, 2003, doi: 10.1007/978-3-540-39964-3_62.
- [47] K. Y. Aram, S. S. Lam, and M. T. Khasawneh, “Linear Cost-sensitive Max-margin Embedded Feature Selection for SVM,” *Expert Syst Appl*, vol. 197, p. 116683, Jul. 2022, doi: 10.1016/J.ESWA.2022.116683.
- [48] I. Wickramasinghe and H. Kalutarage, “Naive Bayes: applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation,” *Soft comput*, vol. 25, no. 3, pp. 2277–2293, Feb. 2021, doi: 10.1007/S00500-020-05297-6/FIGURES/2.
- [49] K. Shah, H. Patel, D. Sanghvi, and M. Shah, “A Comparative Analysis of Logistic Regression, Random Forest and KNN Models for the Text Classification,” *Augmented Human Research*, vol. 5, doi: 10.1007/s41133-020-00032-0.
- [50] A. Parmar, R. Katariya, and V. Patel, “A Review on Random Forest: An Ensemble Classifier,” *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol. 26, pp. 758–763, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-03146-6_86/FIGURES/1.
- [51] B. Wang, J. Sharma, J. Chen, and P. Persaud, “Ensemble Machine Learning Assisted Reservoir Characterization Using Field Production Data—An Offshore Field Case Study,” *Energies 2021, Vol. 14, Page 1052*, vol. 14, no. 4, p. 1052, Feb. 2021, doi: 10.3390/EN14041052.
- [52] S. Zhao, G. Jia, J. Yang, G. Ding, and K. Keutzer, “Emotion Recognition from Multiple Modalities: Fundamentals and Methodologies,” *IEEE Signal Process Mag*, vol. 38, no. 6, pp. 59–73, Aug. 2021, doi: 10.1109/msp.2021.3106895.
- [53] M. Minsky, “The society of mind,” p. 339, 1986, Accessed: May 07, 2024. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/Society_Of_Mind.html?hl=en&id=bLDLlIfRpdkC
- [54] D. Schuller and B. W. Schuller, “The Age of Artificial Emotional Intelligence,” *Computer (Long Beach Calif)*, vol. 51, no. 9, pp. 38–46, Sep. 2018, doi: 10.1109/MC.2018.3620963.
- [55] T. Bänziger, D. Grandjean, and K. R. Scherer, “Emotion Recognition From Expressions in Face, Voice, and Body: The Multimodal Emotion Recognition Test (MERT),” *Emotion*, vol. 9, no. 5, pp. 691–704, Oct. 2009, doi: 10.1037/A0017088.

- [56] I. R. Murray and J. L. Arnott, "Toward the simulation of emotion in synthetic speech: A review of the literature on human vocal emotion," *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 93, no. 2, pp. 1097–1108, 1993, doi: 10.1121/1.405558.
- [57] T. Polzehl, A. Schmitt, F. Metze, and M. Wagner, "Anger recognition in speech using acoustic and linguistic cues," *Speech Commun*, vol. 53, no. 9–10, pp. 1198–1209, Nov. 2011, doi: 10.1016/J.SPECOM.2011.05.002.
- [58] K. H. Lee, H. Kyun Choi, B. T. Jang, and D. H. Kim, "A Study on Speech Emotion Recognition Using a Deep Neural Network," *ICTC 2019 - 10th International Conference on ICT Convergence: ICT Convergence Leading the Autonomous Future*, pp. 1162–1165, Oct. 2019, doi: 10.1109/ICTC46691.2019.8939830.
- [59] A. Anupam, N. J. Mohan, S. Sahoo, and S. Chakraborty, "Preliminary diagnosis of COVID-19 based on cough sounds using machine learning algorithms," *Proceedings - 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2021*, pp. 1391–1397, May 2021, doi: 10.1109/ICICCS51141.2021.9432324.
- [60] A. Ponomarchuk *et al.*, "Project Achoo: A Practical Model and Application for COVID-19 Detection From Recordings of Breath, Voice, and Cough," *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, vol. 16, no. 2, pp. 175–187, Feb. 2022, doi: 10.1109/JSTSP.2022.3142514.
- [61] M. M. R. Mashhadi and K. Osei-Bonsu, "Speech emotion recognition using machine learning techniques: Feature extraction and comparison of convolutional neural network and random forest," *PLoS One*, vol. 18, no. 11 November, Nov. 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0291500.
- [62] K. Zarkogianni *et al.*, "The smarty4covid dataset and knowledge base as a framework for interpretable physiological audio data analysis," *Sci Data*, vol. 10, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1038/s41597-023-02646-6.
- [63] K. Zarkogianni, E. Dervakos, G. Filandrianos, T. Ganitidis, G. Stamou, and K. Nikita, "Smarty4Covid Dataset," Aug. 2023, *Zenodo*. doi: 10.5281/zenodo.8301142.
- [64] W. Mckinney, "pandas: a Foundational Python Library for Data Analysis and Statistics", Accessed: Apr. 15, 2024. [Online]. Available: <http://pandas.sf.net>
- [65] M. Hasan, M. Jamil, G. Rabbani, and Md. S. Rahman, "Speaker Identification Using Mel Frequency Cepstral Coefficients," *Proceedings of the 3rd International Conference on Electrical and Computer Engineering (ICECE 2004)*, Jun. 2004.
- [66] B. Mcfee *et al.*, "librosa: Audio and Music Signal Analysis in Python," *PROC. OF THE 14th PYTHON IN SCIENCE CONF*, 2015, Accessed: Jun. 03, 2024. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=MhOdbtPhbLU>
- [67] N. M. Jyothi and S. Madhusudhanan, "Cough Audio Signal-Based Clinical Emergency Classification of Corona Variant Infected Patients Using Multiclass SVM," *Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 959, pp. 333–350, 2023, doi: 10.1007/978-981-19-6581-4_26/FIGURES/18.
- [68] Y. Wang, X. Wang, H. Nishizaki, and M. Li, "Low Pass Filtering and Bandwidth Extension for Robust Anti-spoofing Countermeasure Against Codec Variabilities," *2022 13th International Symposium on Chinese Spoken Language Processing, ISCSLP 2022*, pp. 438–442, 2022, doi: 10.1109/ISCSLP57327.2022.10038240.
- [69] S. B. Kotsiantis, D. Kanellopoulos, and P. E. Pintelas, "Data preprocessing for supervised learning," *Int J Comp Sci*, vol. 1, no. 2, pp. 111–117, 2006.

- [70] I. T. Jolliffe and J. Cadima, “Principal component analysis: A review and recent developments,” *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 374, no. 2065, Apr. 2016, doi: 10.1098/RSTA.2015.0202.
- [71] H. Kaur, H. S. Pannu, and A. K. Malhi, “A Systematic Review on Imbalanced Data Challenges in Machine Learning,” *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 52, no. 4, Aug. 2019, doi: 10.1145/3343440.
- [72] D. Berrar, “Cross-Validation,” *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics*, vol. 1–3, pp. 542–545, Jan. 2019, doi: 10.1016/B978-0-12-809633-8.20349-X.
- [73] P. Probst and B. Bischl, “Tunability: Importance of Hyperparameters of Machine Learning Algorithms,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 20, pp. 1–32, 2019, Accessed: Jun. 03, 2024. [Online]. Available: <http://jmlr.org/papers/v20/18-444.html>.
- [74] M. Grandini, E. Bagli, and G. Visani, “Metrics for Multi-Class Classification: an Overview,” Aug. 2020, Accessed: May 21, 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2008.05756v1>
- [75] M. A. Campion and E. D. Campion, “Machine learning applications to personnel selection: Current illustrations, lessons learned, and future research,” *Pers Psychol*, vol. 76, no. 4, pp. 993–1009, Dec. 2023, doi: 10.1111/PEPS.12621.
- [76] M. Amorim, A. Anikin, A. J. Mendes, C. F. Lima, S. A. Kotz, and A. P. Pinheiro, “Changes in vocal emotion recognition across the life span.,” *Emotion*, vol. 21, no. 2, pp. 315–325, Mar. 2021, doi: 10.1037/emo0000692.