



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Ανίχνευση και Κατηγοριοποίηση Τρόμου σε Ασθενείς με Νόσο του Πάρκινσον μέσω Μεθόδων Μηχανικής Μάθησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Κωνσταντίνος Β. Ντόγκας

Επιβλέπουσα : Ιωάννα Ρουσσάκη

Αναπλ. Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Ανίχνευση και Κατηγοριοποίηση Τρόμου σε Ασθενείς με Νόσο του Πάρκινσον μέσω Μεθόδων Μηχανικής Μάθησης

Κωνσταντίνος Β. Ντόγκας

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Επιβλέπουσα : Ιωάννα Ρουσσάκη

Αναπλ. Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 22^η Ιουλίου 2024

.....
Ιωάννα Ρουσσάκη
Αναπλ. Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Μιλτιάδης Αναγνώστου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2024

.....
Κωνσταντίνος Β. Ντόγκας

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

Copyright © Κωνσταντίνος Β. Ντόγκας
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

Στην παρούσα μελέτη εφαρμόζουμε τεχνικές μηχανικής και βαθιάς μάθησης στο ALAMEDA Tremor Dataset για να προβλέψουμε τις καταστάσεις τρόμου σε ασθενείς με τη νόσο του Parkinson. Η νόσος του Parkinson είναι μια χρόνια νευροεκφυλιστική διαταραχή με κινητικά και μη κινητικά συμπτώματα. Το dataset περιλαμβάνει δεδομένα από επιταχυνσιόμετρα που είναι ενσωματωμένα σε έξυπνα ρολόγια που φοριούνται στους καρπούς των ασθενών. Χρησιμοποιώντας μεθόδους μηχανικής μάθησης, επιδιώκουμε να προβλέψουμε τις καταστάσεις τρόμου σε τέσσερις κατηγορίες, τόσο μεμονωμένα όσο και συνδυαστικά, για να βελτιώσουμε τη διαχείριση της νόσου και τη δόσολογία της λεβοντόπα. Συγκρίνουμε την απόδοση πέντε διαφορετικών μοντέλων: Λογιστική Παλινδρόμηση, Δέντρα Αποφάσεων, Τυχαία Δάση, Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων και Νευρωνικά Δίκτυα. Αυτή η προσέγγιση διευκολύνει τη συνεχή παρακολούθηση της πορείας της νόσου, σε αντίθεση με τις τρέχουσες επισκέψεις ανά δύο έως τρεις μήνες. Επιπλέον, η συλλογή δεδομένων από έξυπνα ρολόγια παρέχει πιο αντικειμενικά δεδομένα, αποφεύγοντας την υποτίμηση ή υπερτίμηση των συμπτωμάτων από τους ασθενείς.

Λέξεις Κλειδιά:

Parkinson, Πάρκινσον, Μηχανική Μάθηση, Τεχνητή Νοημοσύνη, Πρόβλεψη καταστάσεων τρόμου, ALAMEDA Tremor Dataset, Κινητικά Συμπτώματα, Επιταχυνσιόμετρο, Έξυπνα Ρολόγια, Πολυετικετικά Πολυκατηγορικά Μοντέλα

Abstract

In this thesis, we apply machine and deep learning techniques to the Alameda Tremor Dataset to predict the states of tremor in patients with Parkinson's disease. Parkinson's disease is a chronic neurodegenerative disorder with both motor and non-motor symptoms. The dataset includes data from accelerometers collected from smartwatches worn by PD patients. Using machine learning methods, we aim to predict the state of tremor in four categories, both individually and concurrently. This process will improve the management of disease progression and levodopa dosage. We compare the performance of five different models: Logistic Regression, Decision Trees, Random Forests, Support Vector Machines, and Neural Networks. This approach will aid doctors and patients by providing more continuous monitoring of disease progression, in contrast to the typical clinical visit interval of 2-3 months. Additionally, collecting data through smartwatches provides more accurate and objective data, avoiding the underestimation or overestimation of symptoms by patients.

Keywords:

Parkinson's Disease, Machine Learning, Artificial Intelligence (AI), Tremor State Prediction, ALAMEDA Tremor Dataset, Motor Symptoms, Accelerometer, Smartwatches, Multilabel Multiclass Models

Ευχαριστίες

Θέλω να ευχαριστήσω την επιβλέπουσα καθηγήτριά μου, κυρία Ιωάννα Ρουσσάκη για την πολύτιμη βοήθεια που μου προσέφερε σε όποιο πρόβλημα αντιμετώπισα κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας. Μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα πολύ ενδιαφέρον αντικείμενο και απέκτησα πολύτιμα εφόδια για το μέλλον. Θέλω επίσης να ευχαριστήσω την υποψήφια διδάκτορα Κωνσταντίνα Γιαννακοπούλου για την καλή μας συνεργασία σε όλη την διάρκεια της εργασίας. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές Μιλτιάδη Αναγνώστου και Συμεών Παπαβασιλείου που συνέθεσαν την τριμελή επιτροπή της διπλωματικής μου εργασίας.

Θα ήταν μεγάλη παράλειψη από μέρους μου να μην ευχαριστήσω τους ανθρώπους που ήταν δίπλα μου σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου και συνέβαλλαν στο να είμαι ο άνθρωπος που είμαι σήμερα. Αρχικά τους γονείς μου, Βασίλη και Ελένη και τα αδέρφια μου Αναστασία και Νίκο για την αγάπη και την στήριξη που μου παρείχαν όλα αυτά τα χρόνια και που πάντοτε πίστευαν σε εμένα και στις δυνατότητές μου. Τέλος, θέλω να ευχαριστήσω την Άντζελα και τους φίλους μου Άγγελο, Θεώνη, Γιώργο Σ., Θανάση, Σωτήρη, Γιώργο Ι., Κωστή, Δημήτρη και Ηλία για τις όμορφες στιγμές που γέμισαν την φοιτητική μου ζωή και για την στήριξή τους σε όλες τις δύσκολες στιγμές μου.

Κωνσταντίνος Ντόγκας
Αθήνα, 22 Ιουλίου 2024

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	5
Abstract.....	7
Ευχαριστίες	9
Κατάλογος Πινάκων	15
Κατάλογος Εικόνων.....	18
1 Εισαγωγή.....	19
1.1 Κίνητρο Εργασίας	19
1.2 Εστίαση Διπλωματικής.....	20
1.3 Δομή Εργασίας	21
2 Συναφής Βιβλιογραφία.....	23
3 Η νόσος του Parkinson.....	27
3.1 Ορισμός.....	27
3.2 Επιδημιολογικά Στοιχεία.....	27
3.2.1 Ηλικία και Φύλο	27
3.2.2 Γενετικοί Παράγοντες και Κληρονομικότητα	28
3.2.3 Έκθεση σε Τοξικές Ουσίες.....	28
3.2.4 Κρανιοεγκεφαλικές Κακώσεις	29
3.2.5 Τρόπος Ζωής	30
3.3 Παθοφυσιολογία της Νόσου	30
3.4 Κλινική Εικόνα – Συμπτώματα	32
3.4.1 Κινητικά Συμπτώματα.....	33
3.4.2 Μη Κινητικά Συμπτώματα	35
3.5 Διάγνωση – Κλίμακες Κλινικής Αξιολόγησης.....	38
3.6 Θεραπεία.....	41
3.7 Προβλήματα στην διαχείριση με τις τωρινές μεθόδους.....	42

4	Μεθοδολογία	45
4.1	Σύνολο Δεδομένων (Dataset)	46
4.1.1	Πηγή Δεδομένων	47
4.1.2	Περιγραφή Δεδομένων	47
4.1.3	Προεπεξεργασία Δεδομένων.....	48
4.1.4	Ανάλυση Ετικετών.....	48
4.1.5	Αξιολόγηση Μοντέλου	50
4.1.6	Μητρώο Συνύπαρξης (Co-Occurrence Matrix)	54
4.1.7	Ανάλυση Μητρώου Συνύπαρξης.....	54
4.1.8	Επιπτώσεις στην Έρευνα και τη Μοντελοποίηση	57
4.2	Εφαρμοσμένες Μέθοδοι Προσέγγισης.....	57
4.3	Ταξινομητές και Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης	59
4.3.1	Εποπτευόμενη Μάθηση.....	60
4.3.2	Αλγόριθμοι Ταξινόμησης που Χρησιμοποιήθηκαν	60
4.3.3	Support Vector Machine (SVM)	61
4.3.4	Νευρωνικά Δίκτυα	66
4.3.5	Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression).....	71
4.3.6	Πολυωνυμική Λογιστική Παλινδρόμηση (Multinomial Logistic Regression) 72	
4.3.7	Δέντρα Απόφασης (Decision Trees)	76
4.3.8	Τυχαία Δάση.....	80
4.4	Πλαίσιο Εκπαίδευσης και Αξιολόγησης.....	83
4.4.1	Διαχωρισμός Δεδομένων	83
4.4.2	Διαδικασία Εκπαίδευσης	83
4.4.3	Ρύθμιση Υπερπαραμέτρων.....	84
4.4.4	Επικύρωση.....	85
4.4.5	Μετρικές Αξιολόγησης.....	86
4.5	Επιλογή Χαρακτηριστικών στο Σύνολο Δεδομένων	88
4.5.1	Οφέλη της Επιλογής Χαρακτηριστικών (Feature Selection).....	89
4.5.2	Τεχνικές Επιλογής Χαρακτηριστικών που Εφαρμόστηκαν.....	89
4.5.3	Άλλες Μέθοδοι Επιλογής Χαρακτηριστικών.....	90

5	Πειράματα και Αποτελέσματα	93
5.1	Ρύθμιση Υπερπαραμέτρων	93
5.1.1	Δέντρα Αποφάσεων	93
5.1.2	Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVMs)	94
5.1.3	Λογιστική Παλινδρόμηση.....	95
5.1.4	Τυχαία Δάση.....	95
5.2	Αποτελέσματα.....	96
5.2.1	SVM	97
5.2.2	Λογιστική Παλινδρόμηση.....	99
5.2.3	Τυχαίο Δάσος	101
5.2.4	Νευρωνικά Δίκτυα	104
5.2.5	Δέντρα Αποφάσεων	106
6	Συμπεράσματα.....	109
6.1	Μελλοντικές Κατευθύνσεις και Εργασία	111
	Βιβλιογραφία.....	115

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Περίληψη της Κατανομής Ετικετών του ALAMEDA PD Tremor Dataset.....	49
Πίνακας 2: : Κατανομή Συχνότητας Ετικετών στο ALAMEDA_PD_Tremor_Dataset	49
Πίνακας 3:Συνοπτική παρουσίαση της τελικής αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου	71
Πίνακας 4: Οι διαφορετικοί αλγόριθμοι για τη δημιουργία ενός Δέντρου Απόφασης.....	77
Πίνακας 5: Καλύτερες Παράμετροι για Δέντρα Αποφάσεων Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών.	94
Πίνακας 6: Καλύτερες Παράμετροι για Δέντρα Αποφάσεων Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών	94
Πίνακας 7: Καλύτερες Παράμετροι για SVM Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών.....	94
Πίνακας 8: Καλύτερες Παράμετροι για SVM Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών.....	94
Πίνακας 9: Καλύτερες Παράμετροι Για Λογιστική Παλινδρόμηση Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών	95
Πίνακας 10: Καλύτερες Παράμετροι για Λογιστική Παλινδρόμηση Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών	95
Πίνακας 11: Καλύτερες Παράμετροι για Τυχαία Δάση Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών	95
Πίνακας 12: Καλύτερες Παράμετροι για Τυχαία Δάση Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών	96
Πίνακας 13: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του Ταξινομητή SVM πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών.....	97
Πίνακας 14: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του Ταξινομητή SVM μετά την επιλογή Χαρακτηριστικών	97
Πίνακας 15: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του ταξινομητή Λογιστικής Παλινδρόμησης πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών	100
Πίνακας 16: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του ταξινομητή Λογιστικής Παλινδρόμησης μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών.....	100
Πίνακας 17: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του Ταξινομητή Τυχαίου Δάσους πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών.....	102
Πίνακας 18: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για ταξινομητή Τυχαίου Δάσους μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών	103

Πίνακας 19: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για το Νευρωνικό Δίκτυο πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών.....	104
Πίνακας 20: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για το Νευρωνικό Δίκτυο μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών	105
Πίνακας 21: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για Δέντρα Αποφάσεων πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών.....	107
Πίνακας 22: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για Δέντρα Αποφάσεων μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών	108
Πίνακας 23: Συγκεντρωμένα Αποτελέσματα των Μοντέλων, Αλγορίθμων και της Επιλογής Χαρακτηριστικών με τις μέσες τιμές των μετρικών για κάθε περίπτωση.	109

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1: Σωματίο Lewy, σε απεικόνιση από μικροσκόπιο	32
Εικόνα 2: Κινητικά και μη Κινητικά Συμπτώματα της Νόσου Parkinson.....	33
Εικόνα 3: Η Κλίμακα Αξιολόγησης MDS-UPDRS.....	40
Εικόνα 4: Κατανομή Σταθερότητας Ανάπαυσης	49
Εικόνα 5: Κατανομή Τρόμου Ανάπαυσης	50
Εικόνα 6: Κατανομή του Στατικού Τρόμου	51
Εικόνα 7: Κατανομή του Κινητικού Τρόμου	52
Εικόνα 8: Αριθμός των Συνθηκών που Πληρούνται	53
Εικόνα 9: Μητρώο Συνύπαρξης Ετικετών	55
Εικόνα 10: Κανονικοποιημένο Μητρώο Συνύπαρξης Ετικετών.....	56
Εικόνα 11: Απεικόνιση SVM για Ταξινόμηση Πολλαπλών Ετικετών	62
Εικόνα 12: Χώρος Εισόδου και Χώρος Χαρακτηριστικών σε SVM και Διάκριση Κατηγοριών	65
Εικόνα 13: Βιολογικός Νευρώνας έναντι Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου	66
Εικόνα 14: Απεικόνιση της δομής ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ANN)	67
Εικόνα 15: Καμπύλη Κόστους.....	69
Εικόνα 16: Λογιστικό Μοντέλο έναντι Γραμμικού Μοντέλου	74
Εικόνα 17: Δομή Δέντρου Απόφασης.....	78
Εικόνα 18: Αλγόριθμος Τυχαίων Δασών	80
Εικόνα 19: Cross Validation	86
Εικόνα 20: Διαγραμμα Venn Επιλογής Χαρακτηριστικών.....	90
Εικόνα 21: AUC ROC Curve	88

1 Εισαγωγή

Αυτό το κεφάλαιο εστιάζει στο κίνητρο που οδήγησε στην εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας και τα προβλήματα που προσπαθεί να επιλύσει. Επιπροσθέτως παρουσιάζεται και η δομή της εργασίας

1.1 Κίνητρο Εργασίας

Η νόσος του Πάρκινσον είναι μια χρόνια νευροεκφυλιστική νόσος που παρουσιάζει τόσο κινητικά όσο και μη κινητικά συμπτώματα στους ασθενείς που πάσχουν από αυτήν. Τα πιο συνήθη και κοινώς αναγνωρίσιμα συμπτώματα είναι τα κινητικά, όπως ο τρόμος στα άκρα των χεριών κατά τη διάρκεια ανάπαυσης ή κινήσεων. Την ίδια στιγμή όμως συνυπάρχουν και πολλά συμπτώματα που δεν είναι άμεσα εμφανή, όπως διάφορα ψυχολογικά συμπτώματα, διαταραχές ύπνου κ.ά.. Μάλιστα πολλές φορές τα τελευταία εμφανίζονται προτού εμφανιστούν τα κινητικά συμπτώματα και προτού γίνει η διάγνωση της νόσου.

Παρ' όλη την πρόοδο και την μελέτη πάνω στη νόσο του Πάρκινσον, τα ακριβή αίτια δεν έχουν ακόμα διασαφηνιστεί. Για αυτόν τον λόγο δεν υπάρχει θεραπεία για την αναστροφή του εκφυλισμού των νευρώνων, αλλά μόνο για την αντιμετώπιση των συμπτωμάτων της. Η κύρια φαρμακευτική αγωγή που ακολουθείται είναι η λεβοντόπα, καθώς σε ασθενείς που πάσχουν από Πάρκινσον δεν είναι δυνατή η είσοδος της ντοπαμίνης στο κεντρικό νευρικό σύστημα. Η ίδια η λεβοντόπα όμως μπορεί να προκαλέσει αντίστοιχα συμπτώματα με τη νόσο σε περίπτωση υπερδοσολογίας (levodopa induced tremor). Ακόμα η θεραπεία μπορεί να παρουσιάσει μειωμένη αποτελεσματικότητα, με τα συμπτώματα να εμφανίζονται πιο έντονα (OFF-state) και οδηγεί στην ανάγκη για άμεση ρύθμιση της δοσολογίας της φαρμακευτικής αγωγής. Με τις σημερινές ιατρικές πρακτικές, κάθε ασθενής μετά την διάγνωση επισκέπτεται τον κλινικό ιατρό του περίπου κάθε 3 με 6 μήνες. Κατά τη διάρκεια της επίσκεψης ο γιατρός κάνει εκτίμηση των συμπτωμάτων και της πορείας της νόσου βάσει συγκεκριμένων κριτηρίων, όπως της κλίμακας Hoehn Yahr και της MD-UPDRS. Κατά την επίσκεψη συμπληρώνονται ερωτηματολόγια από τον ασθενή, από τον φροντιστή του αλλά και πραγματοποιούνται ειδικά κινητικά τεστ από τον γιατρό ώστε να διαπιστωθεί το στάδιο της νόσου. Όμως λόγω της συχνότητας επισκέψεων είναι πολύ συχνό να εμφανίζονται παραπλανητικά

αποτελέσματα. Είναι πιθανό ο ασθενής να βρίσκεται σε OFF-state, και ο γιατρός να λάβει λανθασμένη εικόνα για την πορεία των συμπτωμάτων. Επιπρόσθετα, λόγω της ανθρώπινης φύσης η αντιμετώπιση των συμπτωμάτων από τον κάθε ασθενή μπορεί να ποικίλλει. Κάποιος μπορεί να υποτιμά τα συμπτώματα και να τα περιγράφει πιο ήπια από ότι είναι στην πραγματικότητα, ενώ κάποιος άλλος μπορεί να τα υπερεκτιμά και να τα μεγαλοποιεί.

Κρίνεται αναγκαίο λοιπόν, τόσο για τους ασθενείς όσο και για το ιατρικό προσωπικό που τους παρακολουθεί, να υπάρχει μια πιο αντικειμενική καταγραφή των συμπτωμάτων, καθώς και μια συνεχής παρακολούθησή τους. Ακόμα, η πρόβλεψη της πορείας των συμπτωμάτων, και πώς αυτά θα ανταποκριθούν στην φαρμακευτική αγωγή, θα συμβάλλει σημαντικά στον καθορισμό και την επιλογή της δοσολογίας, προσωποποιημένη στον κάθε ασθενή και στο δικό του ιατρικό ιστορικό.

1.2 Εστίαση Διπλωματικής

Στην παρούσα διπλωματική επικεντρωθήκαμε σε ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων, που ονομάζεται “Alameda Tremor Dataset”. Αυτό το σύνολο δεδομένων αποτελείται από στοιχεία που συλλέχθηκαν από 12 ασθενείς και φορούσαν στους καρπούς επιταχυνσιόμετρα και γυροσκόπια ενσωματωμένα σε έξυπνα ρολόγια (smartwatches). Το dataset παρουσιάζει τα στοιχεία έπειτα από προεπεξεργασία, και έχει 4 διακριτές δυαδικές ετικέτες που συνδέονται με 4 διαφορετικές καταστάσεις τρόμου. Σε κάθε ασθενή μπορεί να εμφανίζεται μόνο μια ή να συνυπάρχουν και πολλαπλές μαζί, υποδεικνύοντας ενδεχομένως το προχωρημένο στάδιο της νόσου.

Με τη χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης που εφαρμόστηκαν πάνω σε αυτό το σύνολο δεδομένων, προσπαθήσαμε να αποκτήσουμε περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τη δυνατότητα πρόβλεψης της κάθε κατάστασης τρόμου χωριστά, αλλά και όλων μαζί. Αυτό έγινε με δύο διαφορετικές προσεγγίσεις, ώστε να διαπιστώσουμε τυχόν εξαρτήσεις των καταστάσεων μεταξύ τους. Δοκιμάστηκαν 5 διαφορετικά μοντέλα μηχανικής και βαθιάς μάθησης: Λογιστική Παλινδρόμηση, Δέντρα Αποφάσεων, Τυχαία Δάση, Μηχανές Διανυσμάτων Στήριξης και Νευρωνικά Δίκτυα. Ακόμα λόγω της ανισορροπίας των

κλάσεων του συνόλου δεδομένων, πραγματοποιήθηκε επιλογή χαρακτηριστικών (feature selection) ώστε να διαπιστωθεί αν τα μοντέλα λειτουργούν καλύτερα και να γίνει μείωση των υπολογιστικών πόρων που απαιτούνται για την εκπαίδευση των μοντέλων.

1.3 Δομή Εργασίας

Η δομή της παρούσας διπλωματικής έγινε ως εξής: Στο 2^ο Κεφάλαιο παρουσιάζεται συνοπτικά η συναφής βιβλιογραφία που μελετήσαμε σχετικά με το θέμα της νόσου του Πάρκινσον, την μηχανική μάθηση και φορητές συσκευές. Στο 3^ο Κεφάλαιο παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο της νόσου του Πάρκινσον, που είναι απαραίτητο ώστε να γίνουν κατανοητά τα προβλήματα που καλείται να αντιμετωπίσει η συγκεκριμένη εργασία. Στο 4^ο Κεφάλαιο γίνεται μια περιγραφή της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε, του συνόλου δεδομένων και της κατανομής των ετικετών και του τρόπου αξιολόγησης των μοντέλων. Αναφέρουμε το θεωρητικό υπόβαθρο για τις μεθόδους που ακολουθήθηκαν και τα πλαίσια εκπαίδευσης των μοντέλων. Στο 5^ο Κεφάλαιο παρουσιάζουμε τα πειράματα, τη δομή του κάθε μοντέλου και τα αποτελέσματα αυτών, καθώς και μια πιο αναλυτική περιγραφή των μετρικών αξιολόγησής τους. Τέλος στο 6^ο Κεφάλαιο αναλύουμε τα συμπεράσματα που αποκτήσαμε με βάση τα αποτελέσματα, καθώς και προοπτικές για συνέχιση της παρούσας διπλωματικής, προβλήματα και τρόποι που θα μπορούσαν να αντιμετωπιστούν και μελλοντική δουλειά που μπορεί να γίνει πάνω στο θέμα γενικότερα.

2 Συναφής Βιβλιογραφία

Κατά την εκπόνηση της διπλωματικής, αναζητήσαμε παρόμοιες μελέτες που να ασχολούνται στην παρακολούθηση ή την διάγνωση της Νόσου του Πάρκινσον μέσω μεθόδων μηχανικής μάθησης. Ενδεικτικά αναφέρουμε μερικά ευρήματα παρακάτω.

Το 2017 οι Hyoseon Jeon κ.ά. [1] τοποθέτησαν σε 85 ασθενείς με τη νόσο του Πάρκινσον ένα ρολόι στον καρπό που περιείχε δύο ειδών αισθητήρες: ένα επιταχυνσιόμετρο και ένα γυροσκόπιο. Μέσα από τις μετρήσεις που λάβανε, εφάρμοσαν 5 διαφορετικά μοντέλα μηχανικής μάθησης: δέντρο απόφασης, μηχανή υποστήριξης διανυσμάτων (SVM), διακριτική ανάλυση (Discriminant Analysis), τυχαία δάση και K-κοντινοί γείτονες (k-nearest neighbors). Εξέτασαν τα μοντέλα με βάση την ακρίβεια, την ευστοχία και την ανάκληση, και διαπίστωσαν ότι το δέντρο απόφασης παρουσίαζε σταθερά την υψηλότερη ακρίβεια, με ποσοστό 85.55%.

Το 2020 οι Weiguang Huo κ.ά. [2] δημιούργησαν ένα πρωτότυπο σύστημα φορητών αισθητήρων με το οποίο μπορούν να παίρνουν μετρήσεις και να εξετάζουν και τις τρεις βασικές κατηγορίες συμπτωμάτων της νόσου: δυσκαμψία, τρόμο και βραδυκινησία. Το σύστημα περιλαμβάνει έναν αισθητήρα δύναμης, τρεις μονάδες αδρανειακής μέτρησης (IMUs), και τέσσερις προσαρμοσμένους αισθητήρες μηχανομυογραφίας (MMG). Το πρωτότυπο αυτό σύστημα αισθητήρων συμπληρώνεται από τη χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα εξετάστηκαν 13 διαφορετικοί ταξινομητές, από τους οποίους επιλέχθηκαν οι τρεις με τις κορυφαίες ακρίβειες (κατά μέσο όρο σε όλα τα συμπτώματα) και ενσωματώθηκαν χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο ταξινόμησης με ψήφο. Αυτοί ήταν ο ταξινομητής 1-κοντινού γείτονα (1-NN), ένα νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων και ο ταξινομητής Adaboost. Τα αποτελέσματα της μελέτης ήταν να προβλέπει και τις τρεις βασικές κατηγορίες συμπτωμάτων με ακρίβεια 84.5% και να διαχωρίζει ανάμεσα σε υγιή δείγματα και ασθενείς με ακρίβεια 96.6%.

Το 2021 οι Murtadha D. Hssayeni κ.ά. [3] προσπάθησαν να δημιουργήσουν μια εναλλακτική του τρίτου μέρους της εξέτασης της κλίμακας UPDRS (UPDRS-III). Η εξέταση αυτή κανονικά προϋποθέτει την εκτέλεση συγκεκριμένων ενεργειών και κινήσεων, κατά

την επίσκεψη στον κλινικό γιατρό. Σε αντίθεση, προτείνουν την χρήση ενός συνδυασμού δύο αισθητήρων αδράνειας, που φοριούνται στον καρπό και στον αστράγαλο που είναι περισσότερο επηρεασμένοι από τη νόσο. Η συλλογή δεδομένων γίνεται μη παρεμβατικά, κατά την εκτέλεση απλών καθημερινών ενεργειών, σε ένα σύνολο δεδομένων 24 ασθενών. Πάνω στα δεδομένα που συλλέχθηκαν χρησιμοποιήθηκαν τρία μοντέλα βαθιάς μάθησης: ένα Long Short-Term Memory (LSTM) διπλού καναλιού για χειροποίητα χαρακτηριστικά, ένα Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο μίας διάστασης (1D CNN-LSTM) για ακατέργαστα δεδομένα και ένα Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο δύο διαστάσεων (2D CNN-LSTM) για δεδομένα χρόνου – συχνότητας. Τα μοντέλα αυτά και ο συνδυασμός τους συγκρίθηκαν με μια κλασική μέθοδο μηχανικής μάθησης, το Gradient Tree Boosting. Ο συνδυασμός των τριών μεθόδων σταθερά υπερείχε, τόσο σε σχέση με τα μεμονωμένα μοντέλα όσο και με τις κλασικές μεθόδους μηχανικής μάθησης. Οι εκτιμώμενες βαθμολογίες UPDRS-III είχαν συσχέτιση 0.79 ($p < 0.0001$) και μέσο απόλυτο σφάλμα 5.95 σε σχέση με τις βαθμολογίες που πάρθηκαν από τις κλινικές εξετάσεις. Είναι πολύ σημαντικό ότι τα αποτελέσματα αυτά λήφθηκαν χωρίς να χρειάζεται οι ασθενείς να επισκεφθούν συγκεκριμένο ιατρείο και να εκτελέσουν συγκεκριμένες κινήσεις, αλλά κατά την εκτέλεση καθημερινών ενεργειών, κάνοντας έτσι την διαδικασία πιο απλή και λιγότερο ψυχοφθόρα για τους ασθενείς, βοηθώντας παράλληλα τους γιατρούς στο έργο τους.

Το 2022 οι Konstantina-Maria Giannakopoulou, Ioanna Roussaki, και Konstantinos Demestichas [4] δημοσίευσαν ένα state-of-the-art review πάνω σε τεχνολογίες Internet of Things, μηχανική μάθηση και Πάρκινσον. Η έρευνα άντλησε στοιχεία από 770 μελέτες, από τις οποίες οι 112 επιλέχθηκαν για συστηματική μελέτη. Τα περισσότερα άρθρα χρησιμοποιούσαν κάποιου είδους αδρανειακούς αισθητήρες (IMUs), όπως επιταχυνσιόμετρα, γυροσκόπια, μαγνητόμετρα κ.ά.. Παρουσιάζονται πολύ επιτυχημένα μοντέλα που χρησιμοποιούν διαφόρων ειδών τεχνικές. Αναφέρεται ότι τα χαρακτηριστικά αντλούνται από τα δεδομένα είτε χειροκίνητα ώστε να εκπαιδεύσουν συμβατικά μοντέλα μηχανικής μάθησης, είτε αυτόματα ώστε να εκπαιδευτούν μοντέλα βαθιάς μάθησης όπως συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (CNNs). Ανάλογα την έρευνα που εξετάζεται, διάφορες τεχνικές έχουν υψηλή ακρίβεια ή κατανομή AUC-ROC. Ενδεικτικά αναφέρεται το νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων (MLP), το συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο, τα τυχαία δάση η λογιστική παλινδρόμηση κ.ά.

Το 2023 οι Sahand Hamzehei κ.ά. [5] δημοσίευσαν στο “Journal of Cloud Computing” μια μελέτη που εξέταζε την πρόβλεψη της βαθμολογίας στην Ενοποιημένη Βαθμολογική Κλίμακα της Νόσου του Parkinson (UPDRS) βασισμένη στην μηχανική μάθηση και σε τεχνολογίες νέφους (cloud computing). Σε αυτήν την έρευνα χρησιμοποίησαν 4 διαφορετικές μεθόδους γραμμικής παλινδρόμησης: Linear Least Squares (LLS), Conjugate Gradient, Αλγόριθμο Βελτιστοποίηση Adam και Ridge Regression. Το σύνολο δεδομένων πάνω στο οποίο εκπαιδεύτηκαν προέρχεται από το αποθετήριο “UC Irvine ML Repository”, και οι μετρικές αξιολόγησης των μεθόδων ήταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) και ο συντελεστής προσδιορισμού (R^2). Και οι 4 μέθοδοι απέδωσαν το ίδιο καλά, με τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Adam να παρουσιάζει ελαφρώς καλύτερη επίδοση. Η χρήση τεχνολογιών νέφους προσέφερε σημαντικά οφέλη τόσο σε χρήση υπολογιστικών πόρων, όσο και στην αποδοτικότητα των μοντέλων. Η μελέτη έδειξε ότι το χαρακτηριστικό της κίνησης (UPDRS motor) της κλίμακας ήταν αυτό που έδειξε την μεγαλύτερη συσχέτιση με την τελική βαθμολογία, ενώ το χαρακτηριστικό της φωνής επηρέαζε αρνητικά την διαδικασία εκπαίδευσης των μοντέλων.

Το 2023 οι Charalampos Sotirakis κ.ά. [6] ερευνήσανε την πρόοδο της νόσου του Πάρκινσον με χρήση φορητών συσκευών και μηχανικής μάθησης. Από 74 ασθενείς και σε περιόδους τριών μηνών, έλαβαν μετρήσεις κατά το περπάτημα (2 λεπτά) και τη στάση (30 δευτερόλεπτα με κλειστά μάτια). Για τη συλλογή των δεδομένων χρησιμοποίησαν έξι αισθητήρες αδράνειας (IMUs). Εφάρμοσαν την μέθοδο της Λογιστικής Παλινδρόμησης και των Τυχαίων Δασών, σε συνδυασμό με διάφορες μεθόδους αυτόματης επιλογής χαρακτηριστικών. Έτσι κατέληξαν σε 7 διαφορετικούς αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Το μοντέλο των Τυχαίων Δασών αποδείχθηκε πιο αποδοτικό από τα υπόλοιπα. Επίσης αξίζει να αναφερθεί ότι όλα τα μοντέλα παρατηρήσανε σημαντική πρόοδο της νόσου 15 μήνες μετά την πρώτη επίσκεψη, ενώ δεν παρατηρήθηκε αυτό με τις συμβατικές μεθόδους, επιδεικνύοντας έτσι την αξία του συνδυαστικού συστήματος φορητών συσκευών και μηχανικής μάθησης.

Ενδιαφέρον παρουσιάζει και η έρευνα των Md Saiful Islam κ.ά. [7] το 2023 που έγινε σε 250 συμμετέχοντες (172 ασθενείς και 78 άτομα δείγμα ελέγχου). Χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης (LightGBM Regressor) επιχείρησαν να εκτιμήσουν την

κινητική ικανότητα ασθενών απομακρυσμένα, μέσα από μια καθορισμένη ενέργεια που περιλαμβάνει το χτύπημα του δείκτη στον αντίχειρα (finger tapping) και των δύο χεριών μπροστά από μία κάμερα υπολογιστή. Έπειτα από την καταγραφή των βίντεο, αξιολογήθηκαν οι κινητικές ικανότητες των ασθενών σε κλίμακα 0-4, σύμφωνα με την κλίμακα MDS-UPDRS, τόσο από εξειδικευμένους νευρολόγους, όσο και από πιστοποιημένους βαθμολογητές με βάση την ίδια κλίμακα. Το μοντέλο ξεπέρασε σε ακρίβεια δύο βαθμολογητές, με μέσο απόλυτο σφάλμα 0.58, συγκρινόμενο με το μέσο απόλυτο σφάλμα του 0.83 των γιατρών. Ωστόσο, αξίζει να αναφερθεί πως συμπεριφέρθηκε ελαφρώς χειρότερα από τους εξειδικευμένους γιατρούς, που παρουσίασαν μέσο απόλυτο σφάλμα 0.53.

Επίσης το 2023, οι Mehar Singh κ.ά. [8] ακολούθησαν λίγο διαφορετική κατεύθυνση και εξέτασαν την επίδραση που έχει η αύξηση του συνόλου εκπαίδευσης με την προσθήκη υγιών ηλικιωμένων δειγμάτων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας το μοντέλο βαθιάς μάθησης XceptionTime έδειξαν ότι υπάρχει πρόοδος της τάξης του 12.2% όταν στο σύνολο εκπαίδευσης προστίθενται υγιείς ηλικιωμένοι. Τα τεστ στους ασθενείς ήταν κινητικά τόσο των άνω άκρων όσο και τον κάτω. Επιπρόσθετα, έδειξαν ότι υπάρχει βελτίωση στα αποτελέσματα του μοντέλου όταν γίνεται προεπεξεργασία των δεδομένων σε περιβάλλον μη εποπτευόμενης μάθησης.

Με την μελέτη της συναφούς βιβλιογραφίας αποκτήσαμε μια ευρύτερη εικόνα για το θέμα και πως μπορούμε να κινηθούμε, τι μοντέλα να αναπτύξουμε και να εξετάσουμε και ποιες μετρικές αξιολόγησης να χρησιμοποιήσουμε. Αυτό μας έδωσε πολύ σημαντικά εφόδια για την εκπόνηση αυτής της διπλωματικής εργασίας που σχετίζεται με τη νόσο του Πάρκινσον. Στο επόμενο κεφάλαιο θα αναλύσουμε περισσότερο τη νόσο, την παθοφυσιολογία και την επιδημιολογία της ώστε να έχουμε το θεωρητικό υπόβαθρο που απαιτείται για να κατανοήσουμε το πρόβλημα που καλούμαστε να αντιμετωπίσουμε.

3 Η νόσος του Parkinson

3.1 Ορισμός

Η νόσος του Parkinson είναι μια χρόνια, προοδευτική, νευροεκφυλιστική νόσος που χαρακτηρίζεται τόσο από κινητικά όσο και από μη κινητικά συμπτώματα. Οι νευροεκφυλιστικές νόσοι χαρακτηρίζονται από προοδευτική απώλεια επιλεκτικά ευάλωτων πληθυσμών νευρώνων, η οποία έρχεται σε αντίθεση με την επιλεκτική στατική νευρωνική απώλεια λόγω μεταβολικών ή τοξικών διαταραχών [9]. Στη σύγχρονη ιατρική υπάρχει μόνο η αντιμετώπιση των συμπτωμάτων της νόσου του Parkinson και δεν μπορεί να γίνει κάτι για την αποτροπή της σταδιακής εκφυλιστικής διαδικασίας, αφού τα αίτια παραμένουν ασαφή. Η διάγνωση γίνεται κυρίως με βάση τα κινητικά συμπτώματα, καθώς η ανίχνευση των μη κινητικών συμπτωμάτων σε πρόωρο χρόνο είναι πάρα πολύ δύσκολη. Όταν το 1817 ο Δρ. James Parkinson περιέγραψε για πρώτη φορά τη νόσο στη δημοσίευση του “Essay on the Shaking Palsy” εξέφρασε την αισιόδοξη πεποίθηση ότι η εξεύρεση θεραπείας τουλάχιστον για την αναστολή της εκφυλιστικής διαδικασίας είναι ένα πολύ ρεαλιστικό ενδεχόμενο [10]. Παρ’ όλη την πρόοδο όμως, αυτό δεν έχει επιτευχθεί με αποκλειστική επιτυχία ακόμα.

3.2 Επιδημιολογικά Στοιχεία

3.2.1 Ηλικία και Φύλο

Η νόσος του Parkinson είναι η δεύτερη πιο συνήθης νευροεκφυλιστική νόσος, πίσω μόνο από το Alzheimer. Υπολογίζεται ότι περίπου 0.3% του συνολικού πληθυσμού παγκοσμίως υποφέρουν από τη νόσο. Υπάρχει αισθητή αύξηση του ποσοστού με την άνοδο της ηλικίας. Η νόσος του Parkinson σε νεαρά άτομα ορίζεται συνήθως για ηλικίες κάτω των 45 ετών και οι αιτίες είναι συνήθως γενετικές, σε ποσοστό 10%. Για εμφάνιση κάτω των 30 ετών, το ποσοστό αυτό ανεβαίνει στο 40% [11]. Στο ηλικιακό πλαίσιο 60-80 ετών υπολογίζεται ότι 1% πάσχει από Parkinson, ενώ από 80 και πάνω το ποσοστό εκτοξεύεται στο 4% δείχνοντας την επίδραση της ηλικίας στην εξέλιξη της νόσου [12]. Η εμφάνιση της είναι πιο συχνή στους άντρες από ότι στις γυναίκες, με κλίμακες που κυμαίνονται από

1.1:1 έως 3:1 δείχνοντας έτσι την διαφορά συνάντησης της νόσου ανά το φύλο [13]. Αυτό ίσως συμβαίνει λόγω των προστατευτικών αποτελεσμάτων των γυναικείων ορμονών (οιστρογόνα και προγεστερόνη) στον γυναικείο οργανισμό, κάποια γενετική διαφοροποίηση ή συγκεκριμένες διαφορές στην έκθεση σε περιβαλλοντικούς κινδύνους [11], [14]. Συγκριτικά με τον υγιή πληθυσμό, δεν παρατηρείται αύξηση θνητότητας κατά την πρώτη δεκαετία της νόσου, αλλά αυξάνεται καθώς αυτή εξελίσσεται και σημειώνεται αύξηση που αγγίζει το 2:1 σε σχέση με τον ανεπηρέαστο πληθυσμό. Ακόμα, υπάρχει σύνδεση με την ηλικία πρωτοεμφάνισης της νόσου και την θνητότητα. Σύμφωνα με τον Ειδικό Δείκτη Θνησιμότητας (SMR - Standard Mortality Rate) για ηλικία εμφάνισης πριν τα 60 ο δείκτης είναι 2.92, ενώ για μετά από 60 είναι 1.74 [15]. Οι πρόσφατες βελτιώσεις στην υγειονομική περίθαλψη έχουν συμβάλει στην αύξηση του προσδόκιμου ζωής, το οποίο με τη σειρά του σχετίζεται με την αύξηση του επιπολασμού της νόσου του Parkinson. Σύμφωνα με μια μελέτη διάρκειας 20 ετών, ο αριθμός των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο του Parkinson αναμένεται να διπλασιαστεί από το 2005 έως το 2030. Η παρατεταμένη επιβίωση των ασθενών, που παρατηρήθηκε από το 1990 έως το 2010, αναμένεται να οδηγήσει σε αυξανόμενη προσωπική, κοινωνική και οικονομική επιβάρυνση λόγω της γήρανσης του παγκόσμιου πληθυσμού [11].

3.2.2 Γενετικοί Παράγοντες και Κληρονομικότητα

Τα αίτια της νόσου του Parkinson στις περισσότερες περιπτώσεις είναι συνδυασμός από περιβαλλοντικούς και γενετικούς παράγοντες. Ωστόσο η γενετική επίδραση είναι αρκετά ασθενέστερη σε σχέση με την περιβαλλοντική. Συγκεκριμένα σε μια έρευνα που εξέταζε τα ποσοστά ομοιότητας σε μονοζυγωτικά και διζυγωτικά δίδυμα υπολόγισε την κληρονομικότητα της νόσου περίπου στο 30% [16].

3.2.3 Έκθεση σε Τοξικές Ουσίες

Πολλές μελέτες έχουν δείξει ότι η έκθεση σε τοξικές και χημικές ουσίες, φυτοφάρμακα, αγροτική εργασία ή αγροτική κατοικία είναι συνδεδεμένα με αυξημένο κίνδυνο εμφάνισης της νόσου του Parkinson [17]. Η επαγγελματική έκθεση, καθώς και η παθητική έκθεση λόγω διαμονής κοντά σε χωράφια που έχουν υποστεί επεξεργασία με φυτοφάρμακα, συνδέεται με μεγαλύτερο κίνδυνο για νόσο του Parkinson. Σε συγκεκριμένες

εργαστηριακές μελέτες έχει προκληθεί πειραματικός παρκινσονισμός με την χρήση συγκεκριμένων φυτοφαρμάκων, γεγονός που υποστηρίζει την πιθανότητα ότι αυτές οι συνδέσεις αντικατοπτρίζουν αιτιατά αποτελέσματα [16], [17]. Αντίστοιχα, ουσίες που χρησιμοποιούνταν παλιότερα για ψυκτικά και λιπαντικά έχουν συσχέτιση με τον παρκινσονισμό σε ζωικά μοντέλα [18], [19]. Αξίζει να αναφερθεί ότι παρόλο που πολλά από αυτά τα φυτοφάρμακα και τις τοξικές ουσίες έχουν παύσει να χρησιμοποιούνται, εξακολουθούν να παραμένουν στο περιβάλλον και συνεχίζουν να αποτελούν συνηθισμένους ρυπαντές του εδάφους και του νερού. Ωστόσο υπάρχουν ακόμα ουσίες που χρησιμοποιούνται μέχρι και σήμερα όπως το τριχλωροαιθυλένιο, που συναντιούνται στο πόσιμο νερό, στον αέρα, στο έδαφος, τα τρόφιμα ακόμα και το μητρικό γάλα [20]. Παρομοίως η εργασία ως συγκολλητής μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα αυξημένο κίνδυνο της νόσου του Parkinson, ίσως λόγω της παρουσίας μαγγανίου στους καπνούς συγκόλλησης, χωρίς όμως η σύνδεση της νόσου με την συγκόλληση να είναι βέβαιη, καθώς τα αποτελέσματα είναι ανάμεικτα [21].

Αξίζει να αναφερθεί ότι μια πιθανή ελλιπή ικανότητα διαχείρισης τοξικών ουσιών λόγω γενετικής ανωμαλίας του οργανισμού μπορεί να ενισχύσει τις επιπτώσεις της έκθεσης σε φυτοφάρμακα όσον αφορά τον κίνδυνο εμφάνισης νόσου του Parkinson. Αυτό αποτελεί και ένα παράδειγμα της σχέσης γονιδίων – περιβάλλοντος, και της αλληλεπίδρασής τους. Αντιθέτως, συμπεριφορές όπως η υιοθέτηση καλών πρακτικών υγιεινής καθώς και η διατήρηση μιας υγιεινής διατροφής ενδέχεται να παρέχουν προστασία από τις αρνητικές επιπτώσεις της έκθεσης σε φυτοφάρμακα και άλλες τοξικές ουσίες [22], [23].

3.2.4 Κρανιοεγκεφαλικές Κακώσεις

Εκτός από την έκθεση σε τοξικές ουσίες όμως υπάρχουν και άλλοι παράγοντες που μπορούν να αυξήσουν τον κίνδυνο εμφάνισης της νόσου του Parkinson. Οι ήπιες έως μέτριες κρανιοεγκεφαλικές κακώσεις που συμβαίνουν ακόμα και δεκαετίες πριν την έναρξη της νόσου σχετίζονται με αυξημένο κίνδυνο εμφάνισης σε αρκετές μελέτες, με τα ποσοστά να ανεβαίνουν ανάλογα με τον αριθμό των τραυματισμών αλλά και γενετικών παραγόντων [24].

3.2.5 Τρόπος Ζωής

Η συχνότητα εμφάνισης της νόσου του Parkinson σχετίζεται άμεσα με τον τρόπο ζωής και τις προσωπικές συνήθειες του ανθρώπου. Η πιο συχνή διάκριση είναι ανάμεσα στους καπνίζοντες και στους μη-καπνίζοντες. Έχει παρατηρηθεί ότι το κάπνισμα, και ενδεχομένως και άλλες μέθοδοι κατανάλωσης καπνού, συνδέεται με μειωμένο κίνδυνο νόσησης, με τον κίνδυνο αυτό να μειώνεται όσο περισσότερα χρόνια είναι κάποιος καπνιστής [25], [26]. Αντίστοιχα η κατανάλωση καφέ, αλλά και τσαγιού συνδέεται με μειωμένα ποσοστά εμφάνισης της νόσου του Parkinson, ειδικά στους άντρες που καταναλώνουν μεγάλες ποσότητες, διάκριση που μπορεί να οφείλεται σε γενετικούς παράγοντες [27]. Η υιοθέτηση μιας ισορροπημένης, υγιεινής διατροφής, πλούσιας σε φρούτα, λαχανικά και καρπούς μειώνει τον κίνδυνο νόσησης, ενώ στον αντίποδα, η υπερκατανάλωση γαλακτοκομικών συνδέεται με αυξημένο κίνδυνο, πιθανώς λόγω των τοξικών ουσιών που συσσωρεύονται στο γάλα [28], [29]. Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι η άθληση προσφέρει σημαντικά οφέλη στην μείωση του κινδύνου εμφάνισης της νόσου, και ιδιαίτερα όταν πρόκειται για υψηλότερης έντασης σωματικές δραστηριότητες. Και εδώ παρατηρούνται αυξημένα οφέλη για τους άντρες [30].

3.3 Παθοφυσιολογία της Νόσου

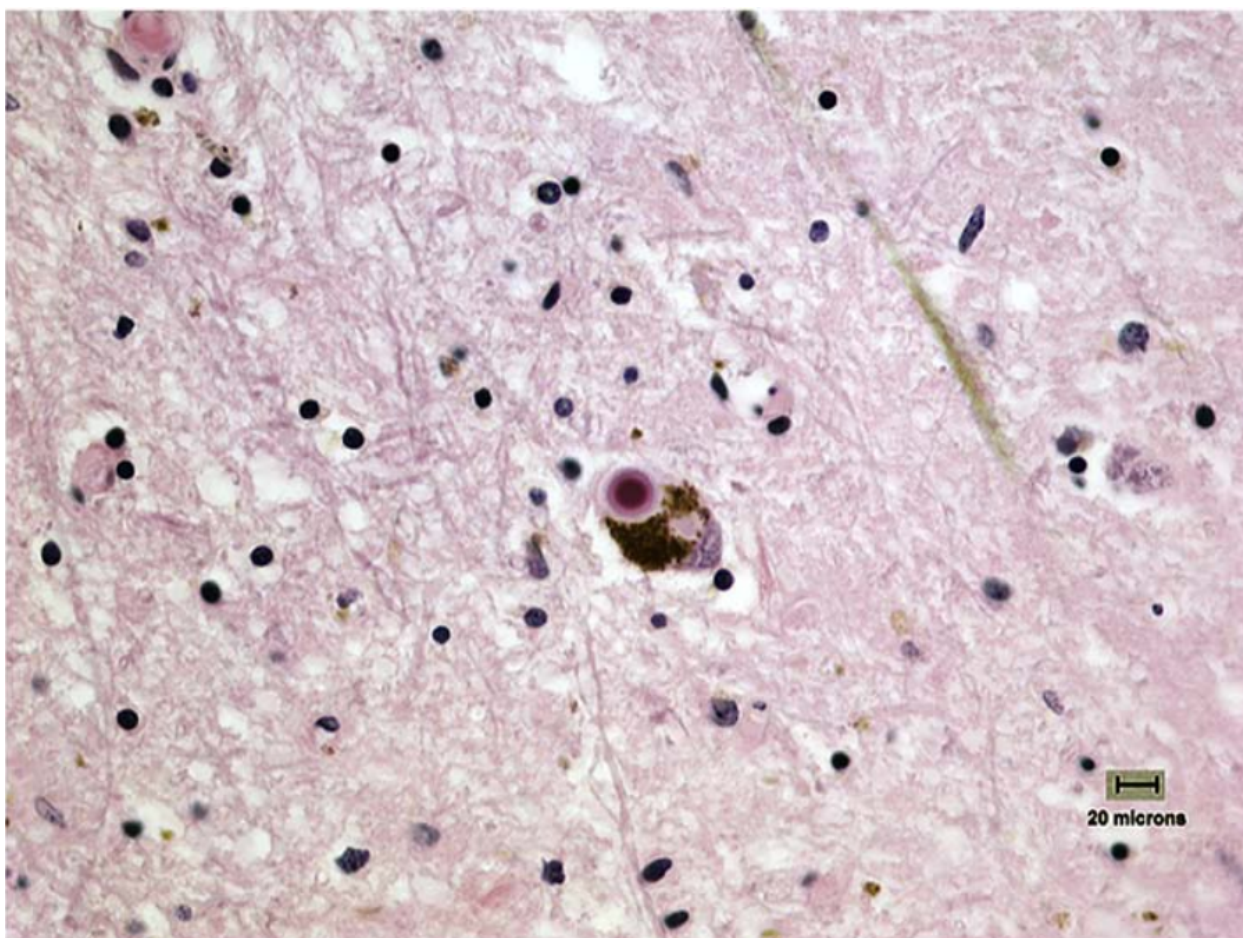
Η νόσος του Parkinson (PD, Parkinson's Disease) είναι μια χρόνια νευροεκφυλιστική διαταραχή χαρακτηριζόμενη από τη σταδιακή απώλεια της επίδρασης του νευροδιαβιβαστή ντοπαμίνη στα βασικά γάγγλια. Τα βασικά γάγγλια (basal ganglia) ή βασικοί πυρήνες (basal nuclei) δεν είναι άλλο παρά πυκνές λειτουργικές συστάδες νευρωνικών σωμάτων που σχηματίζουν σφαίρες φαιάς ουσίας βαθιά στη λευκή ουσία των εγκεφαλικών ημισφαιρίων. Τα βασικά γάγγλια είναι απαραίτητα στον έλεγχο των κινήσεων. Μεταξύ των λειτουργιών που επιτελούν περιέχονται: η ρύθμιση του μυϊκού τόνου του σώματος (όπως αυτή προκύπτει από τη συνισταμένη των διεγερτικών και ανασταλτικών σημάτων που κατευθύνονται στα κύτταρα που εννευρώνουν τους γραμμωτούς μυς), ο προγραμματισμός της στοχοκατευθυνόμενης κίνησης μετά από την αναίρεση των περιττών, ανεπιθύμητων σημάτων και ο επικουρικός ρόλος στη διατήρηση

και τον συγχρονισμό των μυϊκών συσπάσεων για την επίτευξη της στάσης και υποστήριξης του σώματος.

Είναι λογικό, λοιπόν, για τόσο πολύπλοκες διεργασίες τα βασικά γάγγλια να δημιουργούν περίτεχνα δίκτυα τόσο στο εσωτερικό τους όσο και με πολυάριθμες περιοχές του εγκεφάλου. Μια τέτοια διασύνδεση δημιουργεί μάλιστα ανατροφοδοτικό κύκλωμα που περιλαμβάνει τα βασικά γάγγλια, τον φλοιό των ημισφαιρίων (cortex) και τον θάλαμο (thalamus). Πιο συγκεκριμένα, ο φλοιός δίνει το εναρκτήριο λάκτισμα για την εθελούσια κίνηση, αυτή η πληροφορία διέρχεται και υφίσταται επεξεργασία από τα βασικά γάγγλια και ακολούθως επιστρέφει στον εγκεφαλικό φλοιό μέσω του θαλάμου ως ενδιάμεσου σταθμού. Έτσι, η τέλεση της κίνησης μπορεί να ενισχυθεί ή να αποκλειστεί στον παραπάνω κινητικό βρόχο. Αξιοσημείωτο είναι, ωστόσο, ότι τα βασικά γάγγλια δεν προβάλλουν άμεσα στον νωτιαίο μυελό σε αντίθεση με τον φλοιό, ελέγχουν την κίνηση δηλαδή έμμεσα. Καίριο, όμως, ρόλο για να λειτουργήσει αυτό το σύστημα διαδραματίζει η ντοπαμίνη, η οποία παράγεται στη συμπαγή μοίρα της μέλαινας ουσίας του στελέχους (substantia nigra, pars compacta), και εκλύεται στα βασικά γάγγλια.

Στην PD οι ντοπαμινεργικοί νευρώνες υπολειτουργούν ή καταστρέφονται. Ενώ οι ακριβείς παθοφυσιολογικοί μηχανισμοί δεν έχουν ακόμη αποσαφηνιστεί, φαίνεται να υπάρχει συσχέτιση με γενετικούς τόπους, αλλαγές που συντελούνται λόγω γήρανσης και τη συσσωμάτωση αναποτελεσματικά πτυχωμένων πρωτεϊνών, τα σωματία Lewy. Όσον αφορά στα ανεπαρκώς διπλωμένα μακρομόρια, αυτά οδηγούν σε οξειδωτικό στρες και προσβολή των ενεργειακών κέντρων-μιτοχονδρίων και σε βάθος χρόνου στον νευρωνικό θάνατο (με τρόπο προγραμματισμένο όπως στην απόπτωση, ή ξαφνικό, έντονο και φλεγμονώδη που διαταράσσει το κυτταρικό μικροπεριβάλλον, όπως στη νέκρωση) [31].

Στην εικόνα που παρουσιάζεται στην ακόλουθη σελίδα φαίνεται μια απεικόνιση από μικροσκόπιο του Harvard από τα σωματία Lewy.

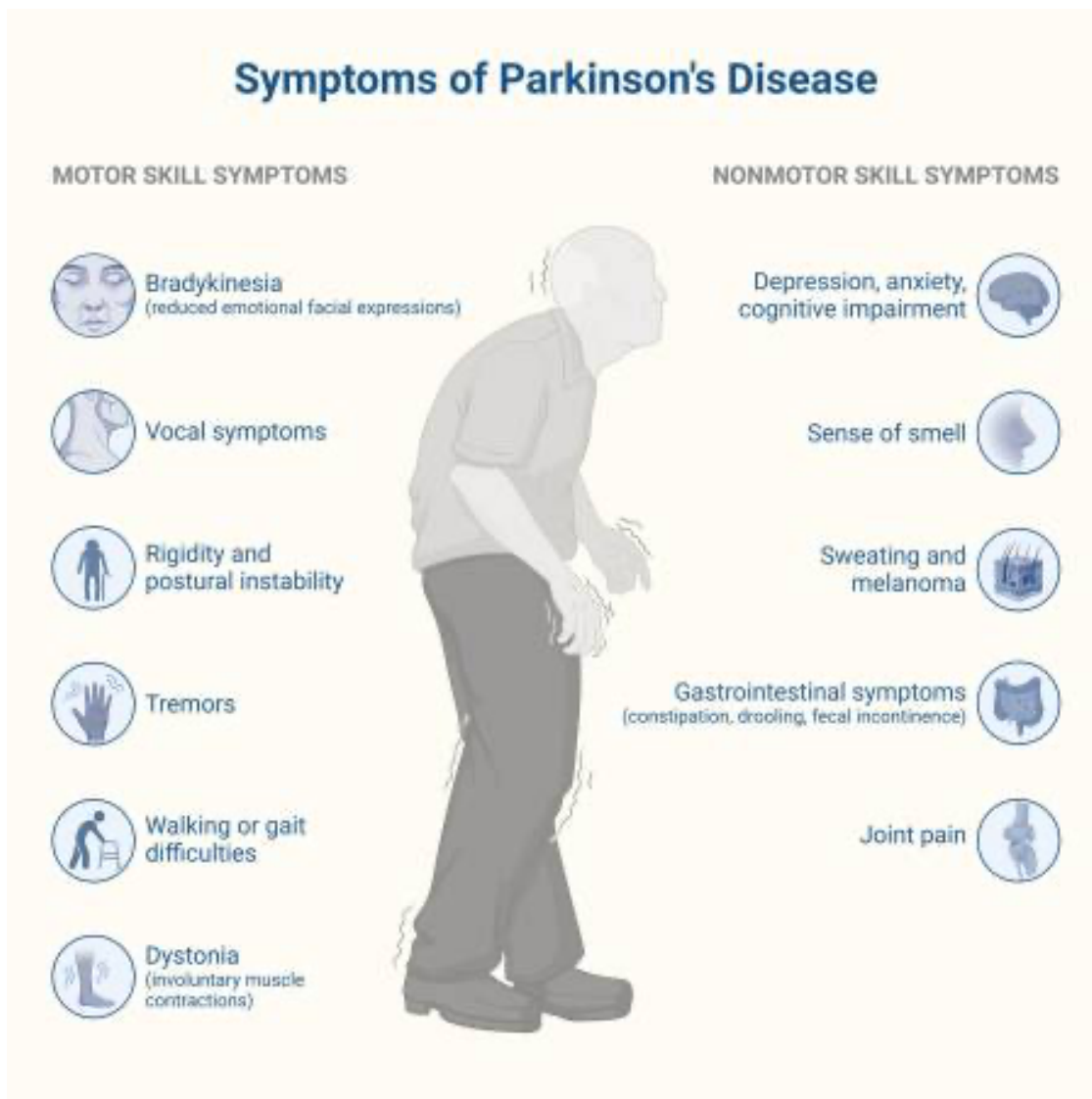


Εικόνα 1: Σωματίο Lewy, σε απεικόνιση από μικροσκόπιο[32]

3.4 Κλινική Εικόνα – Συμπτώματα

Τα κλινικά χαρακτηριστικά στη νόσο του Parkinson αναπτύσσονται αργά, ξεκινώντας συνήθως με διακριτικά συμπτώματα και με την πάροδο του χρόνου γίνονται πιο εμφανή. Έχει περιγραφεί ότι χρειάζονται περίπου 10 χρόνια για να εκδηλωθούν πλήρως τα περισσότερα από τα κλινικά χαρακτηριστικά. Η διάγνωση γίνεται σύμφωνα με τα κριτήρια της Διεθνούς Εταιρείας Πάρκινσον και Διαταραχών Κίνησης (Movement Disorder Society - MDS) και περιγράφεται με το ακρώνυμο TRAP (Tremor, Rigidity, Akinesia, Postural inability - τρόμος, δυσκαμψία, ακινησία ή βραδυκινησία, και αστάθεια θέσης) [33].

Τα συμπτώματα της νόσου του Parkinson χωρίζονται σε κινητικά και μη κινητικά. Έτσι έχουμε δύο μεγάλες κατηγορίες συμπτωμάτων, όπως αναλύονται παρακάτω.



Εικόνα 2: Κινητικά και μη Κινητικά Συμπτώματα της Νόσου Parkinson

3.4.1 Κινητικά Συμπτώματα

Βραδυκινησία (*bradykinesia*): Η βραδυκινησία αναφέρεται στην βραδύτητα της κίνησης και είναι το πιο χαρακτηριστικό κλινικό χαρακτηριστικό της νόσου του Parkinson, αν και μπορεί επίσης να παρατηρηθεί και σε άλλες διαταραχές, όπως η κατάθλιψη [34]. Η βραδυκινησία είναι χαρακτηριστικό των διαταραχών των βασικών γαγγλίων και περιλαμβάνει δυσκολίες στον προγραμματισμό, την έναρξη και την εκτέλεση της κίνησης καθώς και στην εκτέλεση διαδοχικών και ταυτόχρονων εργασιών [35]. Περιλαμβάνει μείωση της ταχύτητας, του εύρους ή την αργή κίνηση, σε κινήσεις που γίνονται με συνεχή τρόπο. Η μείωση αυτή γίνεται εμφανής με την πάροδο του χρόνου. Μπορεί επίσης να είναι παρούσα στη φωνή και στο πρόσωπο (υπομιμία – μειωμένη ικανότητα αλλαγής

εκφράσεων του προσώπου). Ωστόσο, η βραδυκινησία στα άκρα πρέπει να είναι παρούσα για να καθοριστεί με κάποια σιγουριά η διάγνωση [31]. Το αρχικό σύμπτωμα είναι συχνά η βραδύτητα στην εκτέλεση των καθημερινών δραστηριοτήτων και οι αργές κινήσεις και χρόνοι αντίδρασης [36].

Τρόμος ανάπαυσης (*resting tremor*): Ο τρόμος ανάπαυσης είναι το πιο κοινό και εύκολα αναγνωρίσιμο σύμπτωμα της νόσου του Parkinson και συνήθως είναι το πρώτο κινητικό σύμπτωμα που συναντάται σε ασθενείς της νόσου. Ο τρόμος είναι μονόπλευρος, σχεδόν πάντα στο απομακρυσμένο μέρος ενός άκρου και εμφανίζεται όταν ένα άκρο βρίσκεται σε χαλαρή κατάσταση, ασκώντας δύναμη μόνο ενάντια στη βαρύτητα ή στηριζόμενο σε μια επιφάνεια, σε συχνότητα 4-6 Hz. Οι τρόμοι στα χέρια περιγράφονται ως τρόμοι υπτιασμού-πρηνισμού (“rolling pills”) που εξαπλώνονται από το ένα χέρι στο άλλο. Ο τρόμος ανάπαυσης στους ασθενείς με Parkinson μπορεί επίσης να επηρεάσει τα χείλη, το πηγούνι, τη γνάθο και τα πόδια, αλλά, σε αντίθεση με τον ιδιοπαθή τρόπο, σπάνια επηρεάζει τον αυχένα/κεφάλι ή τη φωνή [31], [34].

Δυσκαμψία (*rigidity*): Η αυξημένη και επίμονη αντίσταση στην παθητική κίνηση, ειδικά στις αρθρώσεις, είναι γνωστή ως δυσκαμψία. Χαρακτηρίζεται από αυξημένη αντίσταση, συνήθως συνοδευόμενη από το φαινόμενο του «οδοντωτού τροχού» (*cogwheel*), ιδιαίτερα όταν συνδέεται με έναν υποκείμενο τρόπο, παρόν σε όλο το εύρος της παθητικής κίνησης ενός άκρου (κάμψη, έκταση ή περιστροφή γύρω από μια άρθρωση) [31], [34]. Μπορεί να εμφανιστεί εγγύς (π.χ. στον αυχένα, τους ώμους, τους γοφούς) και απομακρυσμένα (π.χ. στους καρπούς, τους αστραγάλους). Οι ενισχυτικοί χειρισμοί (π.χ. εθελοντικές κινήσεις του αντίθετου άκρου), γνωστοί ως χειρισμός Froment, συνήθως αυξάνουν την δυσκαμψία και είναι ιδιαίτερα χρήσιμοι για την ανίχνευση ήπιων περιπτώσεων δυσκαμψίας [37].

Αστάθεια θέσης (*postural imbalance*): Η αστάθεια θέσης συνήθως παρατηρείται στα προχωρημένα στάδια και συσχετίζεται με τη σοβαρότητα της νόσου. Περιγράφεται ως η τάση του ασθενή να πέφτει και να χάνει την ισορροπία του. Μπορεί να αξιολογηθεί με το τεστ έλξης, όπου ο κλινικός γιατρός στέκεται πίσω από τον ασθενή και σηκώνει ελαφρά τους ώμους προς τα εμπρός ή προς τα πίσω. Αυτός ο χειρισμός δοκιμάζει την ικανότητα

διατήρησης της ισορροπίας και είναι θετικός όταν υπάρχει αναποτελεσματική ισορροπία [32].

Τρόμος Στάσης (*Postural Tremor*): Ο τρόμος στάσης είναι ένα από τα πιο κοινά, και εύκολα αναγνωρίσιμα χαρακτηριστικά της νόσου του Parkinson. Σε αντίθεση με τον τρόπο ανάπαυσης (*rest tremor*) τα άκρα του ασθενή δεν είναι υποστηριζόμενα σε μια επιφάνεια (π.χ. ένα τραπέζι, ή στα πόδια). Ο ασθενής καλείται να κρατήσει τα χέρια σε μια στάση (π.χ. τεντωμένα) ώστε να διαπιστωθεί η ύπαρξη, ή μη, του τρόμου στάσης.

Κινητικός Τρόμος (*Kinetic Tremor*): Ο τρόμος που προκαλείται κατά την προσπάθεια του ασθενή να πραγματοποιήσει μια εθελοντική κίνηση (π.χ. να σηκώσει μια κούπα καφέ, το γράψιμο ή το φαγητό) ορίζεται ως κινητικός τρόμος. Αυτός ο τύπος τρόμου μπορεί να επηρεάσει διάφορα μέρη του σώματος, με τα χέρια να είναι τα πιο συνηθισμένα μέρη και καθιστά την εκπλήρωση καθημερινών δραστηριοτήτων που απαιτούν λεπτομερή δεξιότητα και έλεγχο πολύ δύσκολη.

FoG – Πάγωμα (*freeze of gait*): Το πάγωμα (*freeze of gait*), επίσης γνωστό ως κινητικό μπλοκάρισμα, είναι μια μορφή ακινησίας (απώλεια κίνησης) και είναι ένα από τα πιο εξουθενωτικά συμπτώματα της νόσου του Parkinson [38]. Παρόλο που είναι ένα από τα χαρακτηριστικά συμπτώματα του Parkinson, δεν συναντάται καθολικά [39]. Σύμφωνα με μελέτες, το 47% των ασθενών θα αναφέρουν το εν λόγω σύμπτωμα κατά την διάρκεια της νόσου. Οι άντρες είναι πιο πιθανό να το αντιμετωπίσουν από τις γυναίκες, ενώ είναι λιγότερο συχνό σε ασθενείς που έχουν ως κύριο σύμπτωμα τον τρόπο [40]. Επηρεάζει κυρίως τα πόδια κατά το περπάτημα, αλλά μπορεί να επεκταθεί στα χέρια και στα μάτια (βλέφαρα) [41].

3.4.2 Μη Κινητικά Συμπτώματα

Πέρα από τα συνήθη συμπτώματα της νόσου του Parkinson υπάρχουν και αρκετά μη κινητικά συμπτώματα που σχετίζονται με την ποιότητα ζωής των ασθενών και που μπορεί να εμφανιστούν ακόμα και 10 χρόνια πριν την εμφάνιση των πρώτων κινητικών συμπτωμάτων. Για παράδειγμα έχει αναφερθεί ότι έως και 50% των ασθενών σε

προχωρημένα στάδια θα αποκτήσουν άνοια, λόγω της ανισορροπίας μεταξύ της ντοπαμίνης και της ακετυλοχολίνης στο κεντρικό νευρικό σύστημα. Για αυτόν τον λόγο συνίσταται και ετήσιος έλεγχος για τους ασθενείς που πάσχουν από τη νόσο του Parkinson [11]. Άλλα γνωστικά συμπτώματα που μπορεί να εμφανιστούν είναι η μειωμένη συγκέντρωση και προσοχή και η εκτελεστική δυσλειτουργία.

Άλλα μη κινητικά συμπτώματα περιλαμβάνουν:

Ψυχολογικά Συμπτώματα:

- Κατάθλιψη
- Άγχος
- Απάθεια (μειωμένη συναισθηματική απόκριση)
- Ψυχωσικά συμπτώματα (ψευδαισθήσεις, παρανοϊκές ιδέες)

Διαταραχές ύπνου:

- Υπερβολική υπνηλία κατά τη διάρκεια της ημέρας
- Κατακερματισμό του ύπνου
- Αϋπνία
- Διαταραχή συμπεριφοράς REM (Rapid Eye Movement) σταδίου ύπνου
- Σύνδρομο ανήσυχων ποδιών (restless leg syndrome)
- Κεντρική υπνική άπνοια (ο ασθενής σταματά να αναπνέει κατά τη διάρκεια της νύχτας για διαστήματα 20-30 δευτερολέπτων)
- Νυχτερινή ακινησία (δυσκολία να αλλάξουν θέση κατά τη διάρκεια του ύπνου)

Αυτά τα συμπτώματα μπορούν να εμφανιστούν σε οποιοδήποτε στάδιο της νόσου και έχουν αναφερθεί με συχνότητα εμφάνισης 75-80% στους ασθενείς. Αυτές οι διαταραχές δεν είναι αβλαβείς για τον ήδη αλλοιωμένο εγκέφαλο, καθώς η διαλείπουσα υποξυγόνωση και η φλεγμονή μπορεί να επιταχύνουν την εκφυλιστική επίδραση [42].

Συμπτώματα του Αυτονόμου Νευρικού συστήματος:

- Ορθοστατική υπόταση (πτώση της αρτηριακής πίεσης κατά την όρθια στάση)
- Δυσκοιλιότητα

- Δυσλειτουργία αποβολής / ακράτεια ούρων
- Σιελόρροια
- Στυτική δυσλειτουργία
- Εφίδρωση
- Υποσμία (μειωμένη αίσθηση της όσφρησης)
- Διαταραχές αντίληψης πόνου

1.1.1 Στάδια της Νόσου

Τα συμπτώματα της νόσου του Parkinson εμφανίζονται σταδιακά στον ασθενή. Επιπροσθέτως, δεν εμφανίζονται όλα τα συμπτώματα σε όλους τους ασθενείς. Δημιουργήθηκε λοιπόν η ανάγκη δημιουργίας μιας κατάταξης των ασθενών σε διαφορετικά στάδια ανάλογα την βαρύτητα των διαφόρων συμπτωμάτων για την καλύτερη κλινική εικόνα και την βελτιστοποιημένη παροχή ιατρικών υπηρεσιών.

Το 1967 οι Hoehn & Yahr όρισαν την κλίμακα πέντε σταδίων της νόσου. Τα στάδια αυτά είναι τα εξής [43], [44]:

- *Στάδιο 1:* Κατά το αρχικό στάδιο ο ασθενής παρουσιάζει ήπια συμπτώματα, που όμως δεν επηρεάζουν σε πολύ μεγάλο βαθμό τις καθημερινές του δραστηριότητες. Τρόμος και άλλα κινητικά συμπτώματα εμφανίζονται μονομερώς. Παρατηρούνται διαφορές στην στάση του σώματος, στο βάδισμα και στις εκφράσεις του προσώπου.
- *Στάδιο 2:* Τα συμπτώματα εντείνονται. Ο τρόμος, η ακαμψία και άλλα κινητικά συμπτώματα επηρεάζουν και τις δύο μεριές του σώματος, όπως και τον αυχένα και τον κορμό. Προβλήματα στο βάδισμα και στην στάση του σώματος είναι πιο εμφανή. Ο ασθενής μπορεί να ζήσει μόνος του, ωστόσο καθημερινές δραστηριότητες γίνονται πιο δύσκολες και πιο χρονοβόρες.
- *Στάδιο 3:* Θεωρούμενη ως μεσαίο στάδιο, η απώλεια ισορροπίας (όπως η αστάθεια όταν το άτομο στρέφεται ή όταν ωθείται από την όρθια στάση) είναι το χαρακτηριστικό γνώρισμα. Οι πτώσεις είναι πιο συχνές. Τα κινητικά συμπτώματα συνεχίζουν να επιδεινώνονται. Λειτουργικά, το άτομο είναι κάπως περιορισμένο

στις καθημερινές του δραστηριότητες, αλλά εξακολουθεί να είναι φυσικά ικανό να ζει μια ανεξάρτητη ζωή.

- *Στάδιο 4:* Σε αυτό το στάδιο, τα συμπτώματα είναι πλήρως ανεπτυγμένα. Το άτομο εξακολουθεί να είναι σε θέση να περπατά και να στέκεται χωρίς βοήθεια, αλλά μπορεί να χρειαστεί να χρησιμοποιήσει μπαστούνι για ασφάλεια. Το άτομο χρειάζεται σημαντική βοήθεια για τις καθημερινές δραστηριότητες και δεν είναι σε θέση να ζήσει μόνο του.
- *Στάδιο 5:* Αυτό είναι το πιο προχωρημένο στάδιο της νόσου. Η δυσκαμψία στα πόδια μπορεί να καθιστά τον ασθενή αδύνατο να περπατήσει ή να σταθεί μόνος του. Απαιτείται φροντίδα 24 ώρες το 24ωρο για όλες τις δραστηριότητες.

3.5 Διάγνωση – Κλίμακες Κλινικής Αξιολόγησης

Όπως προαναφέρθηκε, η διάγνωση της νόσου σε πρώιμα στάδια είναι αρκετά δύσκολη. Αρχικά εμφανίζονται μη κινητικά συμπτώματα όπως υποσμία, δυσκοιλιότητα, κατάθλιψη κ.ά., που όμως συναντώνται συχνά σε διάφορες νευρολογικές ασθένειες [31]. Το γεγονός αυτό καθιστά την έγκαιρη διάγνωση ένα αρκετά δύσκολο έργο, την στιγμή που η έγκαιρη έναρξη θεραπείας μπορεί να συμβάλλει πολύ σημαντικά στην καταστολή των συμπτωμάτων της νόσου του Parkinson.

Μόλις εμφανιστούν τα πρώτα κινητικά συμπτώματα και ενταθούν τα μη κινητικά, η διάγνωση είναι πιο εύκολη. Η κλινική διάγνωση της νόσου σε ιατρείο εξακολουθεί να είναι η κύρια μέθοδος που χρησιμοποιείται, και παρουσιάζει ποσοστά σωστής διάγνωσης ίσα με 83.9% [45]. Άλλες έρευνες έχουν δείξει ότι η αρχική κλινική διάγνωση εντός 5 ετών από την έναρξη της νόσου ήταν σωστή στο 65% των περιπτώσεων [46]. Μετά από μια μέση διάρκεια 12 ετών, η τελική διάγνωση της νόσου του Parkinson από τον κλινικό γιατρό επιβεβαιώθηκε στην αυτοψία στο 76% των περιπτώσεων. Οι έρευνες αυτές δείχνουν την δυσκολία της διάγνωσης, λόγω των όμοιων με άλλες ασθένειες συμπτωμάτων, αλλά και της σημασίας της έγκαιρης και έγκυρης διάγνωσης. Για τη διάγνωση συνήθως είναι ικανή και αναγκαία η εμφάνιση τουλάχιστον δύο εκ των τριών βασικών κινητικών συμπτωμάτων.

Για την παρακολούθηση της πορείας της νόσου, εδραιώθηκε το 1987 η Ενοποιημένη Κλίμακα Βαθμολόγησης της νόσου Parkinson (Unified Parkinson's Disease Rating Scale - UPDRS). Η εξέταση και βαθμολογία της πορείας της νόσου γίνεται από εξειδικευμένο ιατρικό προσωπικό λαμβάνοντας υπόψιν ένα μεγάλο σύνολο κριτηρίων [47]. Το 2001, η Εταιρεία Διαταραχών Κίνησης (MDS) χρηματοδότησε μια κριτική του UPDRS (Unified Parkinson's Disease Rating Scale), η οποία δημοσιεύθηκε το 2008. Η ανανεωμένη κλίμακα που χρησιμοποιείται κατά κόρον μέχρι και σήμερα ονομάζεται MDS-UPDRS.

Η κλίμακα MDS-UPDRS χρησιμοποιεί ένα ερωτηματολόγιο που συμπληρώνεται από τον ασθενή (ή τον φροντιστή του) και τον γιατρό και περιλαμβάνει 4 μέρη [48]:

- *Μέρος I:* Το πρώτο μέρος αφορά μη κινητικές εμπειρίες της καθημερινότητας.
- *Μέρος II:* Το δεύτερο μέρος αφορά κινητικές εμπειρίες της καθημερινότητας.
- *Μέρος III:* Το τρίτο μέρος χαρακτηρίζεται ως η «Κινητική Εξέταση»
- *Μέρος IV:* Το τέταρτο μέρος αφορά τις κινητικές επιπλοκές.

Πολλές από τις ερωτήσεις του πρώτου μέρους και όλες οι ερωτήσεις του δεύτερου είναι σχεδιασμένες να απαντώνται από τον ασθενή χωρίς να είναι απαραίτητη η παρουσία του εξειδικευμένου γιατρού. Οι ερωτήσεις επικεντρώνονται τόσο στα κινητικά, όσο και στα μη κινητικά συμπτώματα, συμπληρώνοντας έτσι το κομμάτι της φυσικής εξέτασης από τον γιατρό (Μέρος III).

Κάθε ερώτηση είναι συνδεδεμένη με πέντε απαντήσεις που σχετίζονται με κοινώς αποδεκτούς κλινικούς όρους: 0 = φυσιολογικό, 1 = ελαφρύ, 2 = ήπιο, 3 = μέτριο, και 4 = σοβαρό. Μετά από κάθε κλινικό χαρακτηρισμό, ακολουθεί ένα σύντομο κείμενο που περιγράφει τα κριτήρια για κάθε απάντηση. Παρόλο που κάθε απάντηση προσαρμόζεται στην ερώτηση, η προοδευτική επιδείνωση της βλάβης βασίζεται σε μια συνεπή δομή [48]:

- «Ελαφρύ» (1) αναφέρεται σε συμπτώματα/σημεία με αρκετά χαμηλή συχνότητα ή ένταση ώστε να μην επηρεάζουν τη λειτουργία.
- «Ήπιο» (2) αναφέρεται σε συμπτώματα/σημεία με συχνότητα ή ένταση που αρκούν για να προκαλέσουν μικρή επίδραση στη λειτουργία.

- «Μέτριο» (3) αναφέρεται σε συμπτώματα/σημεία αρκετά συχνά ή έντονα ώστε να επηρεάζουν σημαντικά, αλλά όχι να αποτρέπουν τη λειτουργία.
- «Σοβαρό» (4) αναφέρεται σε συμπτώματα/σημεία που αποτρέπουν τη λειτουργία.

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε ενδεικτικά την τελική κλίμακα που καλείται να συμπληρώσει ο ασθενής και ο εξειδικευμένος γιατρός, όπως αυτό δημοσιεύτηκε στην ανανεωμένη έρευνα του MDS [48]. Οι ερωτήσεις δίνονται σε ξεχωριστά φυλλάδια μαζί με τις επεξηγήσεις και δεν παρουσιάζονται στην παρούσα μελέτη για λόγους συντομίας.

----- Patient Name or Subject ID		----- Site ID	----- (mm-dd-yyyy) Assessment Date	----- Investigator's Initials
-------------------------------------	--	------------------	--	----------------------------------

MDS UPDRS Score Sheet

1.A	Source of information	<input type="checkbox"/> Patient <input type="checkbox"/> Caregiver <input type="checkbox"/> Patient + Caregiver	3.3b	Rigidity- RUE	
			3.3c	Rigidity- LUE	
Part I			3.3d	Rigidity- RLE	
1.1	Cognitive impairment		3.3e	Rigidity- LLE	
1.2	Hallucinations and psychosis		3.4a	Finger tapping- Right hand	
1.3	Depressed mood		3.4b	Finger tapping- Left hand	
1.4	Anxious mood		3.5a	Hand movements- Right hand	
1.5	Apathy		3.5b	Hand movements- Left hand	
1.6	Features of DDS		3.6a	Pronation- supination movements- Right hand	
1.6a	Who is filling out questionnaire	<input type="checkbox"/> Patient <input type="checkbox"/> Caregiver <input type="checkbox"/> Patient + Caregiver	3.6b	Pronation- supination movements- Left hand	
1.7	Sleep problems		3.7a	Toe tapping-Right foot	
1.8	Daytime sleepiness		3.7b	Toe tapping- Left foot	
1.9	Pain and other sensations		3.8a	Leg agility- Right leg	
1.10	Urinary problems		3.8b	Leg agility- Left leg	
1.11	Constipation problems		3.9	Arising from chair	
1.12	Light headedness on standing		3.10	Gait	
1.13	Fatigue		3.11	Freezing of gait	
Part II			3.12	Postural stability	
2.1	Speech		3.13	Posture	
2.2	Saliva and drooling		3.14	Global spontaneity of movement	
2.3	Chewing and swallowing		3.15a	Postural tremor- Right hand	
2.4	Eating tasks		3.15b	Postural tremor- Left hand	
2.5	Dressing		3.16a	Kinetic tremor- Right hand	
2.6	Hygiene		3.16b	Kinetic tremor- Left hand	
2.7	Handwriting		3.17a	Rest tremor amplitude- RUE	
2.8	Doing hobbies and other activities		3.17b	Rest tremor amplitude- LUE	
2.9	Turning in bed		3.17c	Rest tremor amplitude- RLE	
2.10	Tremor		3.17d	Rest tremor amplitude- LLE	
2.11	Getting out of bed		3.17e	Rest tremor amplitude- Lip/jaw	
2.12	Walking and balance		3.18	Constancy of rest	
2.13	Freezing			Were dyskinesias present	<input type="checkbox"/> No <input type="checkbox"/> Yes
3a	Is the patient on medication?	<input type="checkbox"/> No <input type="checkbox"/> Yes		Did these movements interfere with ratings?	<input type="checkbox"/> No <input type="checkbox"/> Yes
3b	Patient's clinical state	<input type="checkbox"/> Off <input type="checkbox"/> On		Hoehn and Yahr Stage	
3c	Is the patient on Levodopa?	<input type="checkbox"/> No <input type="checkbox"/> Yes	Part IV		
3.C1	If yes, minutes since last dose:		4.1	Time spent with dyskinesias	
Part III			4.2	Functional impact of dyskinesias	
3.1	Speech		4.3	Time spent in the OFF state	
3.2	Facial expression		4.4	Functional impact of fluctuations	
3.3a	Rigidity- Neck		4.5	Complexity of motor fluctuations	
			4.6	Painful OFF-state dystonia	

Εικόνα 3: Η Κλίμακα Αξιολόγησης MDS-UPDRS για την αξιολόγηση των συμπτωμάτων της Νόσου Parkinson

3.6 Θεραπεία

Όπως προαναφέρθηκε, δεν υπάρχει ακόμα θεραπεία για την νόσο του Parkinson. Η διαχείριση της αφορά την αντιμετώπιση των συμπτωμάτων ώστε να βελτιώνει σημαντικά την ποιότητα ζωής των ασθενών. Λόγω της απώλειας ντοπαμινεργικών νευρώνων από τη συμπαγή μοίρα της μέλαινας ουσίας του εγκεφάλου, η θεραπεία στοχεύει κυρίως στην υποκατάσταση της απώλειας ντοπαμίνης. Αυτό επιτυγχάνεται με τη συστηματική χορήγηση του προδρόμου αμινοξέος της ντοπαμίνης L-DOPA (λεβοντόπα) ή αγωνιστών ντοπαμίνης. Η ντοπαμινεργική θεραπεία μπορεί επίσης να λειτουργήσει ως ένα διαγνωστικό εργαλείο σε συνεργασία με τις κλασικές μεθόδους αξιολόγησης και διάγνωσης [31]. Η αγωγή είναι πάντοτε προσαρμοσμένη στα χαρακτηριστικά του εκάστοτε ασθενούς, όπως ηλικία, στάδιο νόσησης, συμπτώματα, παράπονα και δυσκολίες. Πιο συγκεκριμένα, η θεραπεία θα πρέπει να παρακολουθείται και να ρυθμίζεται σε τακτική βάση (3-6 μήνες), με κεντρικό άξονα κάθε μία από αυτές τις παραμέτρους.

Παρόλο που η λεβοντόπα είναι η πιο διαδεδομένη θεραπεία των συμπτωμάτων της νόσου του Parkinson, υπάρχουν και άλλες φαρμακευτικές αγωγές που στοχεύουν στην αντιμετώπιση μεμονωμένων συμπτωμάτων. Οι μελέτες συνιστούν κυρίως τη χρήση δύο κατηγοριών φαρμάκων: MAOΒi (αναστολείς της μονοαμινοξειδάσης τύπου Β) και εντακαπόνη [49]. Άλλες αγωγές με ποσοστά επιτυχίας είναι η ροπινорόλη παρατεταμένης αποδέσμευσης, αμανταδίνη, η τριμεθοβενζαμίδη και η δομπεριδόνη για την αντιμετώπιση της ναυτίας κ.ά. [50], [51], [52]. Όπως παρατηρούμε, όλες οι φαρμακευτικές αγωγές στοχεύουν στην αντιμετώπιση μεμονωμένων συμπτωμάτων και όχι των αιτιών της νόσου.

Έχει παρατηρηθεί ότι σε όσο πιο πρώιμο στάδιο ξεκινήσει η φαρμακευτική θεραπεία των ασθενών της νόσου Parkinson, τόσο καλύτερα αντιμετωπίζονται τα κινητικά συμπτώματα. Δυστυχώς όμως αυτό δεν συμβαίνει πάντοτε και όσο προχωράει η νόσος τα συμπτώματα εντείνονται. Τότε εξετάζονται και άλλες λύσεις πέρα από τις φαρμακευτικές, όπως οι χειρουργικές. Μία από τις πιο διαδεδομένες χειρουργικές επεμβάσεις για τη μείωση των κινητικών συμπτωμάτων της νόσου του Parkinson είναι η βαθιά εγκεφαλική διέγερση (DBS). Επιπλέον, μειώνει τις «off» περιόδους που

εμφανίζονται κατά τη διάρκεια της ημέρας στις πιο σοβαρές μορφές της νόσου. Αυτή η τεχνική περιλαμβάνει τη διοχέτευση ηλεκτρικού ρεύματος μέσω ηλεκτροδίων που συνδέονται με έναν νευροδιεγέρτη, ο οποίος εμφυτεύεται χειρουργικά, με αποτέλεσμα την τροποποίηση των νευρικών δικτύων [31]. Αυτή η τεχνική θεωρείται ευρέως ως η πιο σημαντική πρόοδος στη θεραπεία της νόσου του Parkinson από την εμφάνιση της λεβοντόπα.

3.7 Προβλήματα στην διαχείριση με τις τωρινές μεθόδους

Διαπιστώνουμε, λοιπόν, ότι η διαχείριση της νόσου του Parkinson είναι ένα πολύπλοκο πρόβλημα τόσο από πλευράς των κλινικών γιατρών, όσο και για τους ασθενείς και τις οικογένειές τους. Παρατηρούνται αρκετά προβλήματα στην αντιμετώπιση των συμπτωμάτων, που έχουν να κάνουν τόσο με τη φύση της νόσου, όσο και του ανθρώπινου παράγοντα από πλευράς του εξεταζόμενου αλλά και εξεταστή.

Η νόσος χαρακτηρίζεται από “Off-periods”, περιόδους δηλαδή που τα συμπτώματα είναι πιο έντονα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η λεβοντόπα δεν είναι πλέον αποτελεσματική σε αυτή τη δοσολογία. Η συνιστώμενη συχνότητα επισκέψεων με τον ειδικό γιατρό είναι περίπου 3-6 μήνες, ανάλογα το στάδιο της νόσου και της σοβαρότητας των συμπτωμάτων. Εύκολα αντιλαμβανόμαστε λοιπόν ότι είναι πολύ πιθανό σε μια εξέταση ο ασθενής να βρίσκεται σε On περίοδο και να δίνεται έτσι παραπλανητική εικόνα για την πορεία της νόσου.

Ακόμα, ο ανθρώπινος παράγοντας παίζει πολύ μεγάλο ρόλο κατά τη διάρκεια της εξέτασης. Οι κλινικοί γιατροί στηρίζονται πέρα από την δική τους κλινική εξέταση, στις μαρτυρίες των ιδίων των ασθενών και των οικείων τους που παρακολουθούν την πορεία τους. Είναι πολύ συχνό φαινόμενο οι ασθενείς είτε να υπερεκτιμούν την σοβαρότητα των συμπτωμάτων τους, ή να την υποτιμούν. Το αποτέλεσμα είναι να θολώνει η εικόνα που προσπαθούν να δημιουργήσουν οι εξεταστές για να ρυθμίσουν την αγωγή με κατάλληλο τρόπο, ώστε να βελτιώσουν την ποιότητα ζωής των ασθενών.

Εδώ έγκειται η χρησιμότητα των σύγχρονων τεχνολογιών στην παρακολούθηση και υποβοήθηση των κλασικών μεθόδων αντιμετώπισης της νόσου του Parkinson. Με τη χρήση αισθητήρων που βρίσκονται στα έξυπνα ρολόγια όπως επιταχυνσιόμετρα και γυροσκόπια, με την χρήση αισθητήρων πίεσης σε ποντίκια, τάμπλετ και κινητά τηλέφωνα, με καταγραφείς φωνής ή κάμερες μπορούν να συμπληρώσουν το έργο των γιατρών και να βοηθήσουν αισθητά στην καλύτερη κατανόηση των συμπτωμάτων και της κλινικής πορείας των ασθενών. Ακόμα, με τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης μπορούμε να φτάσουμε σε σημείο ακόμα και να προβλέπουμε με πολύ καλά ποσοστά επιτυχίας την πορεία της νόσου, αλλά και την πιθανότητα εμφάνισης παρενεργειών σε μια δεδομένη χρονική στιγμή, με βάση το προσωπικό ιστορικό του κάθε ασθενούς, ώστε να ρυθμιστεί καλύτερα η δόση της φαρμακευτικής αγωγής προτού καν συμβεί αυτή η παρενέργεια. Τέλος, με χρήση τεχνολογιών νέφους (cloud), μπορούν να είναι συνεχώς ενήμεροι οι υπεύθυνοι γιατροί για την πορεία των ασθενών, και να ενημερώνουν τον αντίστοιχο ιατρικό φάκελο τους σε διαστήματα πολύ μικρότερα των σημερινών 3-6 μηνών.

4 Μεθοδολογία

Σε αυτή την ενότητα, εμβαθύνουμε στη μεθοδολογία μας, περιγράφοντας λεπτομερώς τα βασικά στοιχεία της έρευνάς μας. Ξεκινάμε συζητώντας το σύνολο δεδομένων (dataset) που χρησιμοποιήθηκε στη μελέτη μας, ακολουθούμενο από μια εκτενή διερευνητική ανάλυση δεδομένων των ετικετών στο σύνολο δεδομένων, για να αποκαλύψουμε αρχικές παρατηρήσεις και να κατανοήσουμε τα υποκείμενα πρότυπα. Η προσέγγισή μας για την αντιμετώπιση του προβλήματος περιλαμβάνει δύο κύριες στρατηγικές: πρώτον, αναπτύσσουμε τέσσερα ξεχωριστά δυαδικά μοντέλα ταξινόμησης, το καθένα στοχεύοντας σε μια συγκεκριμένη κατάσταση που σχετίζεται με τη νόσο του Parkinson. Δεύτερον, κατασκευάζουμε ένα ολοκληρωμένο μοντέλο πολλαπλών ετικετών, πολλαπλών κλάσεων (multi-label, multi-class) που αντιμετωπίζει ταυτόχρονα πολλές καταστάσεις.

Για να διασφαλίσουμε την ανθεκτικότητα και την ακρίβεια, εξετάσαμε τις θεωρητικές βάσεις και τις πρακτικές εφαρμογές πέντε διακεκριμένων εποπτευόμενων αλγορίθμων ταξινόμησης: των Μηχανών Υποστήριξης Διανυσμάτων (Support Vector Machines – SVM) [53], Δέντρων Απόφασης (Decision Trees) [54], Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Regression) [55], Νευρωνικών Δικτύων (Neural Networks) [56] και Τυχαίων Δασών (Random Forests) [57]. Κάθε αλγόριθμος εξετάστηκε λεπτομερώς, με έμφαση στους υποκείμενους μηχανισμούς, τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα τους στο πλαίσιο πρόβλεψης συνθηκών που σχετίζονται με το τρέμουλο. Για κάθε μοντέλο, πραγματοποιήσαμε εκτενή ρύθμιση υπερπαραμέτρων για να εντοπίσουμε τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους, ενισχύοντας την προγνωστική τους απόδοση. Αυτό περιλάμβανε συστηματικές αναζητήσεις πλέγματος (grid search) και τεχνικές διασταυρωμένης επαλήθευσης (cross validation) για να βελτιώσουμε τις υπερπαραμέτρους και να διασφαλίσουμε την ανθεκτικότητα των μοντέλων. Συγκρίνοντας αυτά τα μοντέλα, προσπαθήσαμε να καθορίσουμε την πιο αποτελεσματική προσέγγιση για την ακριβή ταξινόμηση των πολλαπλών ετικετών που υπάρχουν στο σύνολο δεδομένων μας. Επιπλέον, εφαρμόζουμε τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών (feature selection) για να εντοπίσουμε τις πιο σχετικές μεταβλητές και να μειώσουμε τις διαστάσεις του συνόλου

δεδομένων. Αυτή η διαδικασία είναι κρίσιμη για τη βελτίωση της απόδοσης και της ερμηνευσιμότητας του μοντέλου. Αναλύουμε την επίδραση της επιλογής χαρακτηριστικών στους ταξινομητές, παρέχοντας πληροφορίες για το πώς διαφορετικά χαρακτηριστικά επηρεάζουν την προγνωστική δύναμη κάθε μοντέλου. Μέσω αυτής της εκτενούς μεθοδολογίας, στοχεύουμε να αναπτύξουμε αξιόπιστα και αποδοτικά μοντέλα για την ταξινόμηση του κινητικού συμπτώματος του τρόμου της νόσου του Parkinson. Τέλος, σε αυτή την ενότητα, συζητάμε επίσης τον τρόπο εκπαίδευσης που εφαρμόστηκε για κάθε ταξινομητή. Αυτό περιλαμβάνει τη μεθοδολογία για το διαχωρισμό των δεδομένων, τις συγκεκριμένες διαδικασίες εκπαίδευσης που ακολουθήθηκαν, τις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για τη ρύθμιση των υπερπαραμέτρων και τις διαδικασίες διασταυρωμένης επαλήθευσης που εφαρμόστηκαν για να διασφαλίσουμε την ανθεκτικότητα και την ακρίβεια των μοντέλων μας.

4.1 Σύνολο Δεδομένων (Dataset)

Για να δοκιμάσουμε και να αναλύσουμε αποτελεσματικά τα συμπτώματα της νόσου του Parkinson, αναζητήσαμε ένα σχετικό σύνολο δεδομένων που παρείχε ετικετοποιημένα δεδομένα κατάλληλα για την εφαρμογή τεχνικών επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης. Η εμφάνιση της τεχνητής νοημοσύνης και της φορητής τεχνολογίας, όπως τα έξυπνα ρολόγια, έχει διευκολύνει τη συλλογή λεπτομερών φυσιολογικών δεδομένων, επιτρέποντας εκτενείς μελέτες σε συνθήκες όπως η νόσος του Parkinson. Αυτές οι τεχνολογίες επιτρέπουν τη συνεχή παρακολούθηση των ασθενών, καταγράφοντας ακόμα και μικρές ή ανεπαίσθητες αλλαγές στα συμπτώματα που θα μπορούσαν να είχαν παραβλεφθεί σε κλινικό περιβάλλον. Τα ετικετοποιημένα σύνολα δεδομένων, ειδικότερα, είναι κρίσιμα για τα εποπτευόμενα μοντέλα μάθησης, καθώς παρέχουν την αναγκαία αλήθεια εδάφους (ground truth) για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση. Χρησιμοποιώντας τέτοια σύνολα δεδομένων, οι ερευνητές μπορούν να αναπτύξουν προγνωστικά μοντέλα που όχι μόνο εντοπίζουν την παρουσία των συμπτωμάτων αλλά και ποσοτικοποιούν τη σοβαρότητά τους, οδηγώντας σε καλύτερη διαχείριση της νόσου και σχεδιασμό θεραπείας. Επιπλέον, αυτά τα σύνολα δεδομένων μπορούν να είναι καθοριστικά για την αναγνώριση νέων βιοδεικτών και την κατανόηση της εξέλιξης της νόσου του Parkinson με την πάροδο του χρόνου.

4.1.1 Πηγή Δεδομένων

Το ALAMEDA_PD_Tremor_Dataset, που χρησιμοποιήθηκε στη μελέτη μας για την εξέταση των συμπτωμάτων της νόσου του Parkinson, προέρχεται από το αποθετήριο Zenodo [58].¹ Αυτό το σύνολο δεδομένων έχει διατεθεί δημόσια για να διευκολύνει την έρευνα στην κατανόηση και την πρόβλεψη των επιπέδων έντασης του τρόμου της νόσου του Parkinson. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν στα πλαίσια του R&I (Research & Innovation) έργου ALAMEDA που έλαβε χρηματοδότηση από το πρόγραμμα Horizon 2020 της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Αξιοποιώντας σύγχρονες και καινοτόμες τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης, το έργο αυτό επιχειρεί να μειώσει σημαντικά το κόστος θεραπείας των εγκεφαλικών διαταραχών, επιτρέποντας εξατομικευμένη φροντίδα και βελτιωμένες θεραπείες. Ο στόχος είναι να αποδειχτεί η δυνατότητα πρόβλεψης, πρόληψης, και παρέμβασης με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης, καθιστώντας τη θεραπεία διαταραχών όπως η νόσος του Πάρκινσον, η σκλήρυνση κατά πλάκας και τα εγκεφαλικά επεισόδια πιο προσιτή και μειώνοντας την επιβάρυνση στα συστήματα υγειονομικής περίθαλψης σε όλη την Ευρώπη.

4.1.2 Περιγραφή Δεδομένων

Το ALAMEDA PD Tremor Dataset είναι μια εκτενής συλλογή που αποσκοπεί στην ανάλυση της έντασης του τρόμου σε ασθενείς με νόσο του Parkinson. Περιλαμβάνει 4151 δείγματα, καθένα από τα οποία περιγράφεται από 92 μεταβλητές που εξάγονται από πρωτογενή δεδομένα επιταχυνσιόμετρου. Εκτός από αυτά τα χαρακτηριστικά, το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 4 ετικέτες σχετικές με τον τρόπο και διάφορα μεταδεδομένα, καταλήγοντας σε ένα σύνολο 99 στηλών. Το σύνολο δεδομένων παρέχει ένα πλούσιο πλήθος περιπτώσεων που είναι απαραίτητες για την κατασκευή και την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της σοβαρότητας και των χαρακτηριστικών των τρόμων σε ασθενείς με νόσο του Parkinson.

¹ <https://zenodo.org/records/10782573>

4.1.3 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων υπέστη μια αυστηρή φάση προεπεξεργασίας πριν καταστεί διαθέσιμο για έρευνα. Αυτή η προεπεξεργασία περιλάμβανε βήματα για την αντιμετώπιση των ελλιπών τιμών, την κανονικοποίηση και την κλιμάκωση των δεδομένων από τα επιταχυνσιόμετρα που υπήρχαν στα έξυπνα ρολόγια των ασθενών. Ως αποτέλεσμα, το σύνολο δεδομένων είναι έτοιμο για άμεση ανάλυση και εκπαίδευση μοντέλων χωρίς την ανάγκη πρόσθετων προσπαθειών προεπεξεργασίας. Αυτό το προεπεξεργασμένο σύνολο δεδομένων επιτρέπει στους ερευνητές να επικεντρωθούν άμεσα στην ανάλυση και την προγνωστική μοντελοποίηση για να αποκτήσουν πληροφορίες σχετικά με τα πρότυπα τρόμου της νόσου του Parkinson και να βοηθήσουν στην ανάπτυξη στοχευμένων θεραπειών.

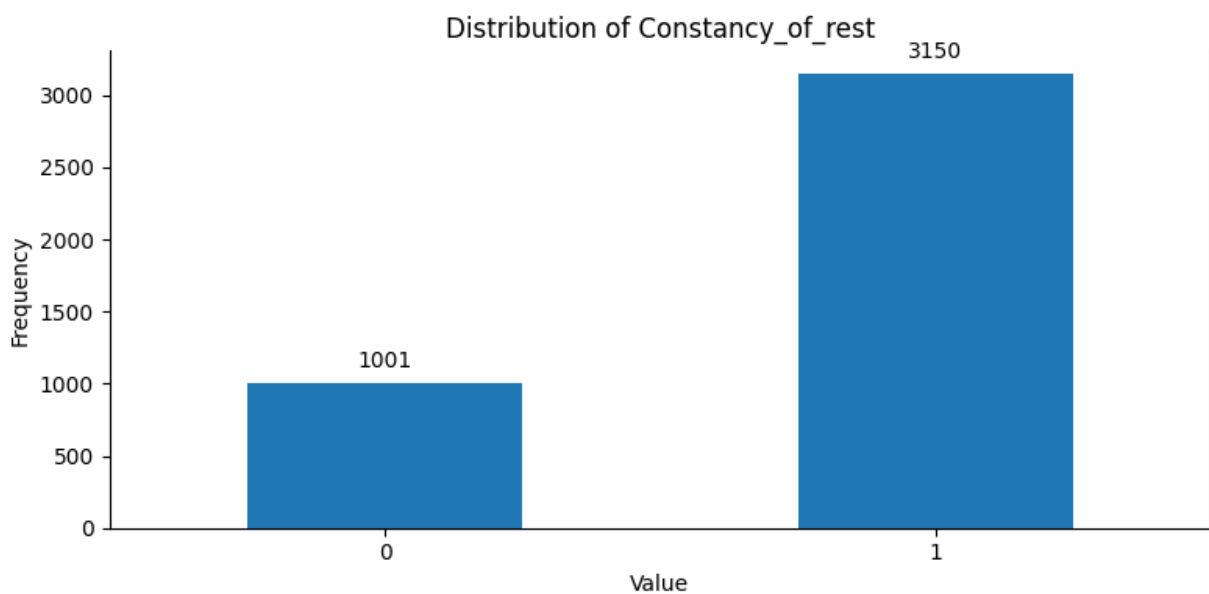
4.1.4 Ανάλυση Ετικετών

Η κατανομή συχνότητας των ετικετών τρόμου στο ALAMEDA_PD_Tremor_Dataset αποκαλύπτει αρκετές βασικές πληροφορίες σχετικά με την επικράτηση και την ανιχνευσιμότητα διάφορων καταστάσεων τρόμου μεταξύ των υποκειμένων. Σημειωτέων, η σταθερότητα ανάπαυσης (constancy of rest) και ο τρόμος ανάπαυσης (rest tremor) παρατηρούνται συχνότερα, υποδεικνύοντας ότι αυτές είναι κοινές καταστάσεις τρόμου στον πληθυσμό του συνόλου δεδομένων. Αντίθετα, ο κινητικός τρόμος (kinetic tremor) εμφανίζεται πολύ λιγότερο συχνά, γεγονός που υποδηλώνει ότι μπορεί είτε να είναι λιγότερο διαδεδομένος στον δειγματισμένο πληθυσμό είτε πιο δύσκολο να ανιχνευθεί χρησιμοποιώντας δεδομένα επιταχυνσιόμετρου. Η κατανομή του τρόμου στάσης (Postural Tremor) βρίσκεται μεταξύ αυτών των άκρων, όντας λιγότερο συχνή από τη σταθερότητα ανάπαυσης, αλλά πιο διαδεδομένη από τον κινητικό τρόπο.

Αριθμός Παρουσιών Ετικετών	Συχνότητα Περιστατικών	Περιγραφή
0 (Καμία Ετικέτα)	1001	Περιπτώσεις χωρίς ανιχνευόμενους τρόμους.
1 (Μία Ετικέτα)	1050	Περιπτώσεις με ακριβώς έναν τύπο τρόμου ανιχνευμένο.
2 (Δύο Ετικέτες)	1750	Περιπτώσεις με δύο ετικέτες σχετικές με τρόπο παρούσες ταυτόχρονα

3 (Τρεις Ετικέτες)	175	Περιπτώσεις με τρεις ετικέτες σχετικές με τρόμο, υποδεικνύοντας πιο σοβαρές ή πολύπλοκες περιπτώσεις.
4 (Όλες οι Ετικέτες)	175	Περιπτώσεις όπου όλες οι τέσσερις ετικέτες σχετικές με τρόμο είναι παρούσες, ενδεχομένως υποδεικνύοντας προχωρημένα συμπτώματα τρόμου.

Πίνακας 1: Περίληψη της Κατανομής Ετικετών του ALAMEDA PD Tremor Dataset



Εικόνα 4: Κατανομή Σταθερότητας Ανάπαυσης: Το ιστόγραμμα δείχνει την κατανομή συχνότητας της ετικέτας "Constancy of Rest" στο σύνολο δεδομένων, με 1001 περιπτώσεις χωρίς ανιχνευόμενους τρόμους (0) και 3150 περιπτώσεις που παρουσιάζουν τρόμο (1).

Label	0	1	Total
Constancy_of_rest	1001	3150	4151
Kinetic_tremor	3976	175	4151
Postural_tremor	3276	875	4151
Rest_tremor	2576	1575	4151

Πίνακας 2: Κατανομή Συχνότητας Ετικετών στο ALAMEDA_PD_Tremor_Dataset

Ανισορροπία Κλάσεων: Η αξιοσημείωτη ανισορροπία στη συχνότητα του κινητικού τρόμου σε σύγκριση με άλλες ετικέτες μπορεί να παρουσιάσει προκλήσεις για τους παραδοσιακούς αλγόριθμους ταξινόμησης. Αυτή η ανισορροπία μπορεί να οδηγήσει σε μοντέλα που είναι μεροληπτικά προς την πρόβλεψη των πιο συχνών κατηγοριών, μειώνοντας έτσι την προγνωστική απόδοση για την λιγότερο κοινή κατηγορία. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το ζήτημα, τεχνικές όπως η υπερδειγματοληψία της μειονοτικής κατηγορίας (minority class oversampling), η χρήση βαρών κατηγορίας για την τιμωρία των λανθασμένων ταξινομήσεων της μειονοτικής κατηγορίας ή η χρήση μεθόδων ανίχνευσης ανωμαλιών θα μπορούσαν να ληφθούν υπόψη για τη βελτίωση της απόδοσης του μοντέλου.

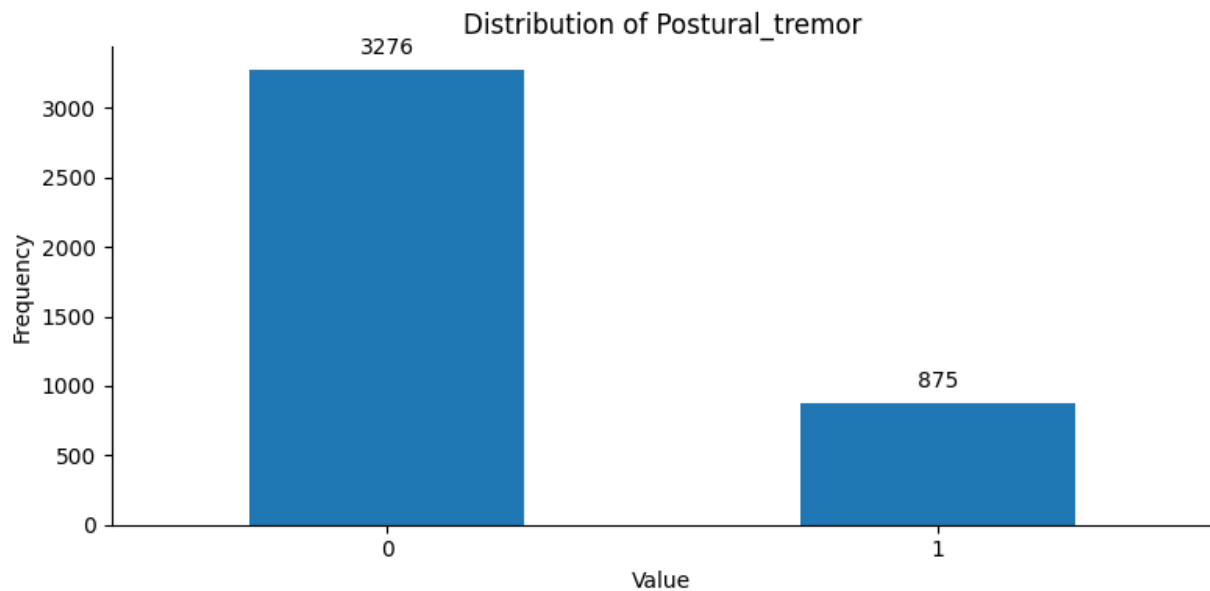


Εικόνα 5: Κατανομή Τρόμου Ανάπαυσης: το ιστόγραμμα δείχνει την κατανομή συχνότητας της ετικέτας "Rest Tremor" στο σύνολο δεδομένων, με 2576 περιπτώσεις χωρίς ανιχνευόμενο τρόπο ανάπαυσης (0) και 1575 περιπτώσεις που παρουσιάζουν αυτόν τον τύπο τρόμου (1).

4.1.5 Αξιολόγηση Μοντέλου

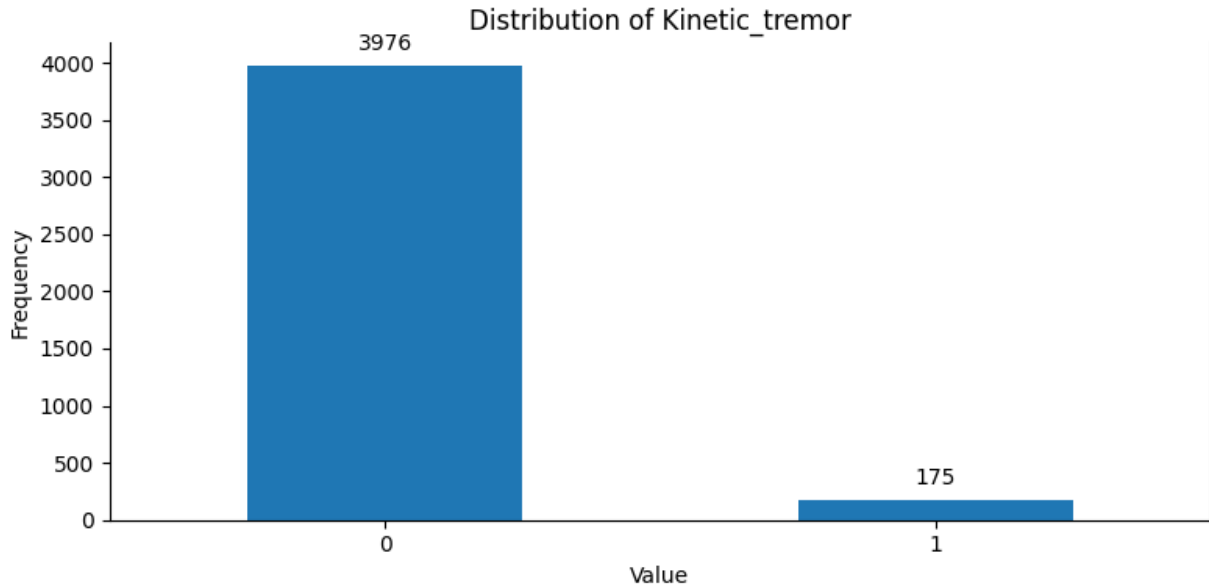
Οι πληροφορίες που αποκτώνται από την προγνωστική μοντελοποίηση χρησιμοποιώντας αυτό το σύνολο δεδομένων μπορούν να συμβάλουν σημαντικά στην κατανόηση των τρόμων της νόσου του Parkinson. Μέσω της αναγνώρισης προτύπων και συσχετίσεων εντός των δεδομένων, αυτά τα μοντέλα μπορούν να βοηθήσουν στην ανάπτυξη εργαλείων διάγνωσης και παρακολούθησης για τη νόσο του Parkinson. Τέτοια εργαλεία

θα μπορούσαν να βελτιώσουν τα αποτελέσματα των ασθενών επιτρέποντας την έγκαιρη ανίχνευση και την πιο εξατομικευμένη διαχείριση των συμπτωμάτων τρόμου.



Εικόνα 6: Κατανομή του Στατικού Τρόμου: Το ιστόγραμμα δείχνει την κατανομή συχνότητας της ετικέτας "Postural Tremor" στο σύνολο δεδομένων, με 3276 περιπτώσεις χωρίς ανιχνευόμενο τρόμο στάσης (0) και 875 περιπτώσεις που παρουσιάζουν αυτόν τον τύπο τρόμου (1).

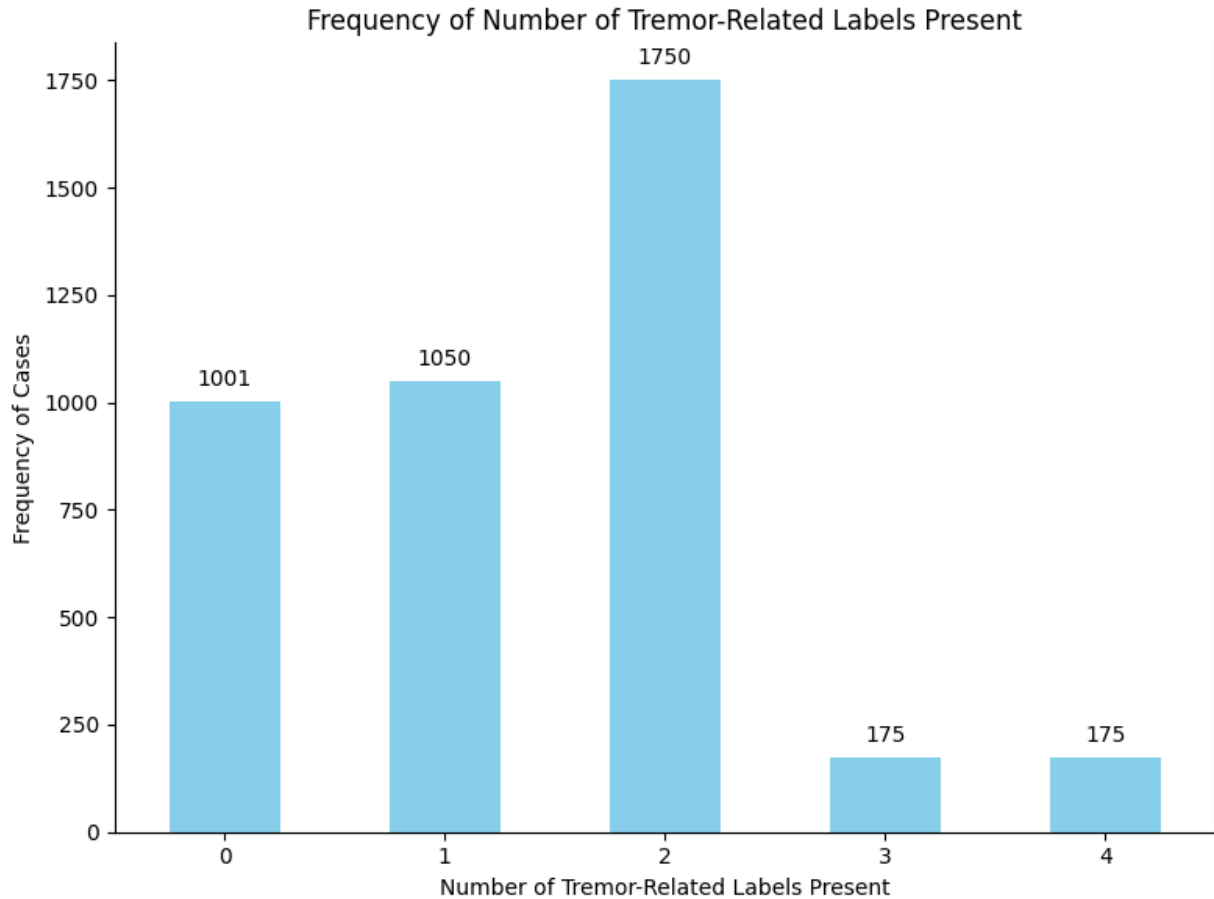
Επιπλέον, τα ευρήματα υπογραμμίζουν τη σημασία της αντιμετώπισης των ανισορροπιών στα ιατρικά σύνολα δεδομένων. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε πιο ανθεκτικά και αξιόπιστα μοντέλα που γενικεύονται καλύτερα σε πραγματικές καταστάσεις, ενισχύοντας τελικά τη κλινική χρησιμότητα των εφαρμογών μηχανικής μάθησης στην υγειονομική περίθαλψη. Βελτιώνοντας αυτά τα μοντέλα, οι ερευνητές και οι κλινικοί γιατροί μπορούν να αναπτύξουν πιο αποτελεσματικές στρατηγικές για την παρακολούθηση και τη θεραπεία της νόσου του Parkinson, βελτιώνοντας ενδεχομένως την ποιότητα ζωής των ασθενών που επηρεάζονται από αυτή την κατάσταση.



Εικόνα 7: Κατανομή του Κινητικού Τρόμου: Το ιστόγραμμα δείχνει την κατανομή συχνότητας της ετικέτας "Kinetic Tremor" στο σύνολο δεδομένων, με 3976 περιπτώσεις χωρίς ανιχνευόμενο κινητικού τρόμου (0) και 175 περιπτώσεις που παρουσιάζουν αυτόν τον τύπο τρόμου (1)

Η *Εικόνα 8* και ο *Πίνακας 1* απεικονίζουν την συνύπαρξη ετικετών σχετικών με τρόμο στο σύνολο δεδομένων, αναδεικνύοντας τη συχνότητα με την οποία παρατηρούνται διάφοροι συνδυασμοί ετικετών ταυτόχρονα σε διάφορες περιπτώσεις. Η κατανομή των ετικετών σχετικών με τρόμο στο σύνολο δεδομένων αποκαλύπτει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με την επικράτηση και τη συνύπαρξη των τύπων τρόμου μεταξύ των ασθενών με νόσο Parkinson.

Με 1001 περιπτώσεις που δεν παρουσιάζουν τρόμο, έχουμε μια σημαντική ομάδα βάσης για σύγκριση με εκείνες που έχουν ανιχνευόμενους τρόμους. Αυτή η ομάδα βάσης είναι απαραίτητη για την κατανόηση της απόκλισης και της παρουσίας συνθηκών τρόμου σε άλλες περιπτώσεις. Οι περιπτώσεις με μία μόνο ετικέτα, που ανέρχονται σε 1050, υποδηλώνουν ότι οι μεμονωμένοι τρόμοι είναι σχετικά συχνοί και τέτοιες περιπτώσεις είναι κρίσιμες για την κατανόηση των χαρακτηριστικών του κάθε τρόμου ξεχωριστά. Η παρουσία μεμονωμένων τρόμων παρέχει πληροφορίες για τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά και την εξέλιξη κάθε τύπου τρόμου χωρίς τα συγχυτικά αποτελέσματα των συνυπαρχόντων τρόμων.



Εικόνα 8: Αριθμός των Συνθηκών που Πληρούνται ανά Γραμμή: Το ιστόγραμμα απεικονίζει την κατανομή συχνότητας του αριθμού των συνθηκών τρόμου που πληρούνται ανά περίπτωση στο σύνολο δεδομένων. Η υψηλότερη συχνότητα παρατηρείται για τις περιπτώσεις που πληρούν δύο συνθήκες (1750 περιπτώσεις), ακολουθούμενες από εκείνες που πληρούν μία συνθήκη (1050 περιπτώσεις), καμία συνθήκη (1001 περιπτώσεις), τρεις συνθήκες (175 περιπτώσεις) και τέσσερις συνθήκες (175 περιπτώσεις).

Το πιο έντονο εύρημα είναι οι 1750 περιπτώσεις με δύο συνυπάρχουσες ετικέτες, υπογραμμίζοντας την πιθανότητα κοινών παθοφυσιολογικών ή εξωτερικών παραγόντων που προκαλούν πολλαπλούς τύπους τρόμου ταυτόχρονα. Αυτός ο σημαντικός αριθμός υποδηλώνει ότι μπορεί να υπάρχουν υποκείμενοι παράγοντες ή συνθήκες που προκαλούν την εκδήλωση πολλαπλών τύπων τρόμου μαζί. Η κατανόηση αυτών των συνυπάρξεων μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό αυτών των παραγόντων και στην ανάπτυξη ολοκληρωμένων θεραπευτικών σχεδίων που αντιμετωπίζουν πολλαπλά συμπτώματα ταυτόχρονα.

Οι περιπτώσεις με τρεις και τέσσερις ετικέτες, που εμφανίζονται και οι δύο σε 175 περιπτώσεις, αν και λιγότερες, αντιπροσωπεύουν μια μικρότερη αλλά κλινικά σημαντική

ομάδα που μπορεί να υποδηλώνει πιο προχωρημένα ή πολύπλοκα στάδια της νόσου. Αυτές οι περιπτώσεις υποδεικνύουν ότι καθώς η νόσος εξελίσσεται, οι ασθενείς μπορεί να βιώσουν έναν συνδυασμό πολλαπλών τύπων τρόμου, κάτι που θα μπορούσε να υποδηλώνει ένα πιο σοβαρό ή προχωρημένο στάδιο της νόσου του Parkinson. Αυτό το μοτίβο υποδηλώνει την ανάγκη για προσαρμοσμένες προσεγγίσεις ταξινόμησης πολλαπλών ετικετών σε μοντέλα μηχανικής μάθησης για να αντιμετωπιστεί η λεπτομερής αλληλεπίδραση των συμπτωμάτων που εκπροσωπούνται στα δεδομένα.

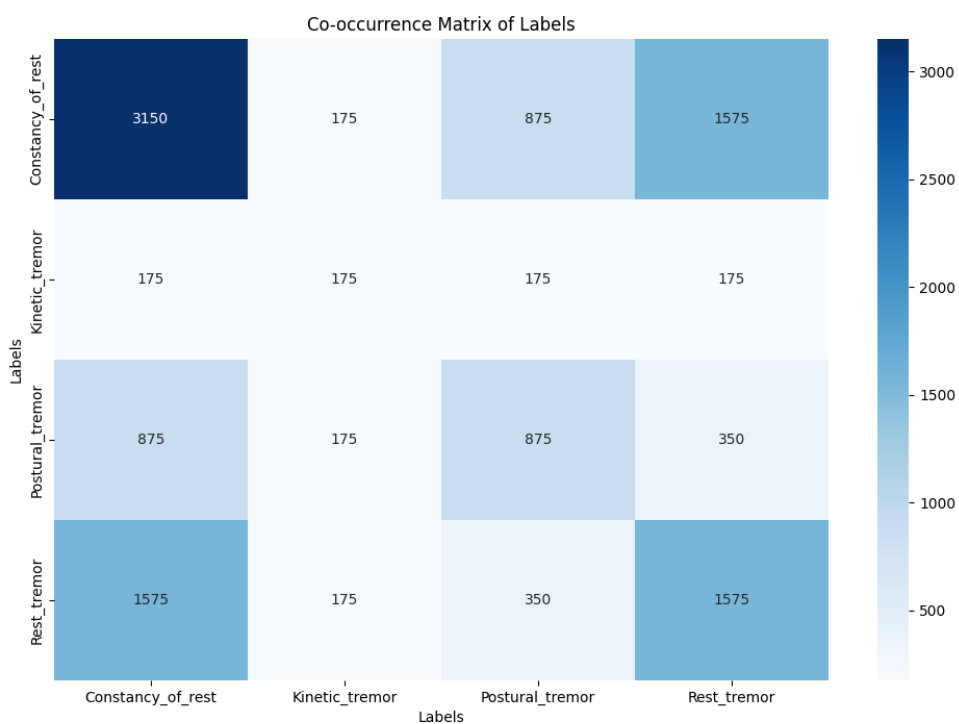
4.1.6 Μητρώο Συνύπαρξης (Co-Occurrence Matrix)

Οι παρακάτω εικόνες (Εικόνα 9, 10) παρέχουν μια πιο εις βάθος ανάλυση της συνύπαρξης των ετικετών που σχετίζονται με τρόπο στο σύνολο δεδομένων. Αυτή η οπτικοποίηση στοχεύει στο να διαφωτίσει τα περίπλοκα μοτίβα των αλληλοσυσχετίσεων των ετικετών, προσφέροντας μια πιο σαφή κατανόηση του πώς οι διαφορετικοί τύποι τρόμου εκδηλώνονται ταυτόχρονα στον πληθυσμό του συνόλου δεδομένων. Εξετάζοντας αυτές τις διασυνδέσεις, μπορούμε να αποκτήσουμε πολύτιμες πληροφορίες για την υποκείμενη δομή των δεδομένων, η οποία είναι κρίσιμη για την επακόλουθη ανάπτυξη μοντέλων ταξινόμησης πολλαπλών ετικετών με καλύτερη ακρίβεια.

4.1.7 Ανάλυση Μητρώου Συνύπαρξης

Η ανάλυση του μητρώου συνύπαρξης παρέχει πολύτιμες πληροφορίες για τις σχέσεις μεταξύ των διαφορετικών ετικετών που σχετίζονται με τρόπο στο ALAMEDA_PD_Tremor_Dataset.

Σταθερότητα του τρόμου Ανάπαυσης: Η ετικέτα “*Constancy of Rest*” εμφανίζεται πιο συχνά, με συνολικά 3150 εμφανίσεις. Αυτή η ετικέτα παρουσιάζει επίσης τη μεγαλύτερη συνύπαρξη με τον Τρόμο ανάπαυσης (*Rest Tremor*), εμφανιζόμενες μαζί 1575 φορές. Αυτή η σημαντική συνύπαρξη υποδηλώνει μια ισχυρή σχέση μεταξύ αυτών των δύο καταστάσεων τρόμου, υποδεικνύοντας ότι όταν η μία είναι παρούσα, η άλλη είναι πολύ πιθανό να παρατηρηθεί επίσης. Αυτό είναι και αναμενόμενο καθώς και τα δύο αφορούν την εκδήλωση του rest tremor, με το ένα να αναφέρεται στη συχνότητα και το άλλο στο πλάτος.

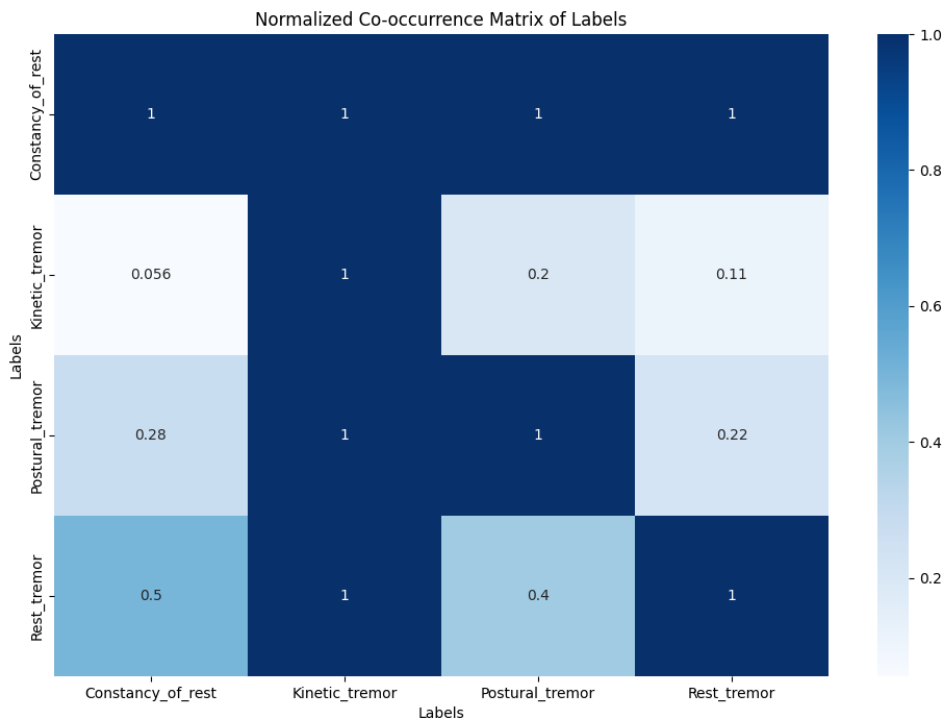


Εικόνα 9: Μητρώο Συνύπαρξης Ετικετών: Ο θερμικός χάρτης (heatmap) εμφανίζει την συνύπαρξη διαφορετικών καταστάσεων που σχετίζονται με τρόπο στο σύνολο δεδομένων. Οι τιμές αντιπροσωπεύουν τη συχνότητα με την οποία ζεύγη καταστάσεων εμφανίζονται μαζί στις περιπτώσεις. Οι πιο σκούρες αποχρώσεις υποδεικνύουν υψηλότερες συχνότητες συνύπαρξης, αναδεικνύοντας τις σχέσεις μεταξύ των διάφορων καταστάσεων τρόμου.

Κινητικός Τρόμος: Η ετικέτα “*Kinetic Tremor*” είναι ο λιγότερο συχνός τύπος τρόμου, εμφανιζόμενη μόνο 175 φορές. Αυτό μπορεί να οφείλεται στο γεγονός ότι υπήρχαν μικρότερα διαστήματα κίνησης. Ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι έχει ίσο ποσοστό συνύπαρξης με όλες τις άλλες ετικέτες, με καθεμία από αυτές να εμφανίζεται 175 φορές. Αυτό το ομοιόμορφο πρότυπο συνύπαρξης υποδηλώνει ότι ο κινητικός τρόμος, όταν είναι παρών, είναι εξίσου πιθανό να συνδέεται με οποιονδήποτε από τους άλλους τύπους τρόμου. Αυτό το εύρημα μπορεί να υποδηλώνει ότι ο κινητικός τρόμος επηρεάζεται από ένα ευρύτερο φάσμα παραγόντων ή συνθηκών που επηρεάζουν επίσης άλλους τύπους τρόμου.

Τρόμος Στάσης: Η ετικέτα “*Postural Tremor*” συνυπάρχει με τον τρόπο ανάπαυσης (*Rest Tremor*) 350 φορές και με τη σταθερότητα ανάπαυσης 875 φορές, υποδεικνύοντας μέτρια ποσοστά συνύπαρξης με αυτές τις καταστάσεις. Η σημαντική συνύπαρξη με τη

σταθερότητα ανάπαυσης αναδεικνύει μια πιθανή σύνδεση μεταξύ αυτών των τύπων τρόμου, ενώ το μέτριο ποσοστό με τον τρόπο ανάπαυσης υποδηλώνει μια λιγότερο έντονη, αλλά αξιοσημείωτη σχέση.



Εικόνα 10: Κανονικοποιημένο Μητρώο Συνύπαρξης Ετικετών: Ο θερμικός χάρτης (heatmap) εμφανίζει την κανονικοποιημένη συνύπαρξη διαφορετικών καταστάσεων που σχετίζονται με τρόπο στο σύνολο δεδομένων. Οι τιμές είναι κανονικοποιημένες ανάμεσα στο 0 και στο 1, όπου το 1 δείχνει ότι οι ετικέτες εμφανίζονται πάντοτε μαζί και 0 ότι δεν συνυπάρχουν ποτέ.

Το κανονικοποιημένο μητρώο βοηθάει στην κατανόηση των αναλογικών σχέσεων, που είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για τον εντοπισμό λιγότερο εμφανών μοτίβων συνύπαρξης, ειδικά παρουσίας ιδιαίτερα ανισομερούς συχνότητας ετικετών. Η κατανόηση αυτών των σχέσεων είναι κρίσιμη για την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων και μπορεί να ενημερώσει τους παρόχους υγειονομικής περίθαλψης σχετικά με κοινά πρότυπα τρόμου, διευκολύνοντας ενδεχομένως τη διάγνωση και το σχεδιασμό θεραπείας.

Παρατηρούμε και εδώ ότι οι ετικέτες “Constancy of Rest” και “Rest Tremor” έχουν κανονικοποιημένη τιμή 0.5, απεικονίζοντας ότι τις μισές φορές που η μία εμφανίζεται, εμφανίζεται και η άλλη. Η “Kinetic tremor” δείχνει πολύ μικρή κανονικοποιημένη συνύπαρξη με τους υπόλοιπους τύπους τρόμου και κυμαίνεται από 0.056 έως 0.11,

ενισχύοντας την μικρή συχνότητα εμφάνισής της στο σύνολο δεδομένων. Ο τρόμος στάσης (*Postural Tremor*) έχει κανονικοποιημένη συνύπαρξη 0.22 με τον τρόπο ανάπαυσης (*Rest Tremor*), υποδηλώνοντας μια κάπως σπάνια αλλά αξιοσημείωτη επικάλυψη.

4.1.8 Επιπτώσεις στην Έρευνα και τη Μοντελοποίηση

Η κατανόηση αυτών των προτύπων συνύπαρξης είναι κρίσιμη για την ανάπτυξη πιο αποτελεσματικών μοντέλων μηχανικής μάθησης. Η υψηλή συνύπαρξη μεταξύ της Σταθερότητας του τρόμου Ανάπαυσης και του Τρόμου Ανάπαυσης υποδηλώνει ότι τα μοντέλα θα πρέπει να είναι ιδιαίτερα προσεκτικά σε αυτές τις σχέσεις όταν προβλέπουν καταστάσεις τρόμου. Ομοίως, η ομοιόμορφη συνύπαρξη του Κινητικού Τρόμου με άλλες ετικέτες υποδηλώνει ότι τα προγνωστικά μοντέλα πρέπει να λαμβάνουν υπόψη τη ευρεία συσχέτισή του με πολλαπλούς τύπους τρόμου.

Αυτές οι γνώσεις μπορούν να καθοδηγήσουν την επιλογή χαρακτηριστικών και τον σχεδιασμό αλγορίθμων, διασφαλίζοντας ότι τα μοντέλα είναι προσαρμοσμένα να συλλαμβάνουν την περίπλοκη αλληλεπίδραση των συμπτωμάτων. Επιπλέον, αυτή η ανάλυση μπορεί να βοηθήσει στην κατανόηση των κλινικών προτύπων, επιτρέποντας την αναγνώριση ασθενών που διατρέχουν κίνδυνο για πολλαπλούς τύπους τρόμου και διευκολύνοντας την ανάπτυξη ολοκληρωμένων θεραπευτικών σχεδίων.

Αξιοποιώντας αυτά τα μοτίβα συνύπαρξης, οι ερευνητές και οι κλινικοί γιατροί μπορούν να ενισχύσουν την κατανόησή τους για τους τρόμους της νόσου του Parkinson, συμβάλλοντας τελικά στη βελτίωση των διαγνωστικών εργαλείων και της εξατομικευμένης φροντίδας των ασθενών.

4.2 Εφαρμοσμένες Μέθοδοι Προσέγγισης

Το σύνολο δεδομένων παρουσιάζει μια πρόκληση ταξινόμησης πολλαπλών ετικετών και πολλαπλών κατηγοριών, όπου ο στόχος μας είναι να προβλέψουμε πολλαπλές εξόδους σχετικές με τρόπο για κάθε εισερχόμενη περίπτωση. Για να αντιμετωπίσουμε αυτό το ζήτημα, εφαρμόζουμε και συγκρίνουμε δύο διαφορετικές μεθοδολογίες: την Προσέγγιση

Μοντέλου Ενιαίας Ετικέτας και την Προσέγγιση Πολλαπλών Μοντέλων. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα αυτών των δύο προσεγγίσεων, στοχεύουμε να καθορίσουμε την πιο αποτελεσματική στρατηγική για την ακριβή πρόβλεψη της παρουσίας και των τύπων τρόμων στο σύνολο δεδομένων.

Προσέγγιση Μοντέλου Ενιαίας Ετικέτας: Πολυετικετική Πολυκατηγορική Ταξινόμηση

Στην Προσέγγιση Μοντέλου Ενιαίας Ετικέτας, χρησιμοποιούμε ένα μοναδικό μοντέλο που προβλέπει και τις τέσσερις εξόδους που σχετίζονται με τρόπο ταυτόχρονα. Αυτή η προσέγγιση ενσωματώνει όλη την πολυπλοκότητα του προβλήματος ταξινόμησης πολλαπλών ετικετών – πολλαπλών κλάσεων, επιτρέποντας στο μοντέλο να μάθει τις αλληλεξαρτήσεις μεταξύ των διαφορετικών ετικετών. Χρησιμοποιούμε τον `MultiOutputClassifier`², μια στρατηγική που επεκτείνει ταξινομητές σχεδιασμένους για δυαδικά ή πολυκατηγορικά προβλήματα ώστε να χειρίζονται πολυετικετικές ταξινομήσεις. Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για την πρόβλεψη πολλαπλών εξαρτημένων ή ανεξάρτητων ετικετών για κάθε περίπτωση στο σύνολο δεδομένων μας.

Προσέγγιση Πολλαπλών Μοντέλων: Προσέγγιση 4 Διακριτών Δυαδικών Ετικετών

Στην Προσέγγιση Πολλαπλών Μοντέλων, αναπτύσσουμε τέσσερα ξεχωριστά μοντέλα, το καθένα εξειδικευμένο στην πρόβλεψη μιας συγκεκριμένης ετικέτας εξόδου. Αυτή η προσέγγιση διασπά το πρόβλημα σε ξεχωριστές ταξινομήσεις μιας ετικέτας. Εκπαιδεύοντας κάθε μοντέλο ανεξάρτητα, στοχεύουμε στην απλούστευση του ταξινομικού έργου για κάθε ετικέτα, ενδεχομένως βελτιώνοντας τη συνολική ακρίβεια της πρόβλεψης επικεντρώνοντας σε συγκεκριμένες συνθήκες που σχετίζονται με τρόπο.

Συνοπτικά:

- **Προσέγγιση Μοντέλου Ενιαίας Ετικέτας:**
 - Χρησιμοποιεί ένα μοναδικό μοντέλο για την πρόβλεψη και των τεσσάρων εξόδων που σχετίζονται με τρόπο ταυτόχρονα.
 - Χρησιμοποιεί τον `MultiOutputClassifier` για την επέκταση των παραδοσιακών ταξινομητών σε εργασίες πολλαπλών ετικετών.

² Υλοποιήθηκε χρησιμοποιώντας το `sklearn.multioutput` από τη βιβλιοθήκη `scikit-learn`

- Συλλαμβάνει τις αλληλεξαρτήσεις μεταξύ των διαφορετικών ετικετών μέσα σε ένα ενοποιημένο πλαίσιο
- **Προσέγγιση Πολλαπλών Μοντέλων:**
 - Αναπτύσσει τέσσερα ανεξάρτητα μοντέλα, το καθένα εξειδικευμένο στην πρόβλεψη μιας συγκεκριμένης εξόδου που σχετίζεται με τρόπο.
 - Απλοποιεί το ταξινομικό έργο για κάθε ετικέτα επικεντρώνοντας σε μεμονωμένες συνθήκες.
 - Επιτρέπει την προσαρμοσμένη επιλογή χαρακτηριστικών και τη ρύθμιση των παραμέτρων του μοντέλου για κάθε τύπο τρόμου.

Μέσω αυτής της συγκριτικής ανάλυσης, στοχεύουμε να εντοπίσουμε την προσέγγιση που αποδίδει την υψηλότερη ακρίβεια και ανθεκτικότητα στην πρόβλεψη συνθηκών που σχετίζονται με τρόπο στο ALAMEDA PD Tremor Dataset.

4.3 Ταξινομητές και Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

Υπό το πρίσμα της εύρεσης του καλύτερου μοντέλου για την πρόβλεψη συνθηκών που σχετίζονται με τρόπο σε ασθενείς με νόσο του Parkinson, οι αλγόριθμοι ταξινόμησης αποτελούν τα βασικά στοιχεία της ανάλυσής μας. Μετά τη συλλογή του συνόλου δεδομένων, είμαστε πλέον έτοιμοι να κατασκευάσουμε διάφορους ταξινομητές για να προβλέψουμε με ακρίβεια τις ετικέτες που σχετίζονται με τρόπο. Ο αρχαίος Έλληνας φιλόσοφος και επιστήμονας Αριστοτέλης, ήταν από τους πρώτους που ανέπτυξαν ένα μοντέλο ταξινόμησης κατηγοριοποιώντας όλους τους ζωντανούς οργανισμούς σε δύο κύριες ομάδες, που τώρα αναφέρονται ως φυτά και ζώα. Ο στόχος ενός συστήματος ταξινόμησης είναι να προσδιορίσει τη διακριτή ετικέτα ή κατηγορία για κάθε δεδομένο στοιχείο εισόδου με βάση διάφορα διακριτά στοιχεία γνωστά ως χαρακτηριστικά (features).

Με άλλα λόγια, ο αλγόριθμος ταξινόμησης στη μηχανική μάθηση αναθέτει μια διακριτή ετικέτα σε κάθε σημείο δεδομένων εισόδου με βάση τα χαρακτηριστικά του. Μαθηματικά, ορίζεται ως μια συνάρτηση f :

$$f: R^n \rightarrow \{1, 2, \dots, k\}, \quad (2.1)$$

όπου το R^n αντιπροσωπεύει τον χώρο των χαρακτηριστικών και το $\{1, 2, \dots, k\}$ αντιπροσωπεύει το σύνολο των πιθανών ετικετών.

Δεδομένου ενός συνόλου εκπαίδευσης D :

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^m \quad (2.2)$$

όπου $x_i \in R^n$ είναι ένα διανυσματικό χαρακτηριστικό (feature vector) και $y_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ είναι η αντίστοιχη ετικέτα, ο στόχος είναι να μάθουμε μια αντιστοίχιση f που προβλέπει με ακρίβεια την ετικέτα y για οποιαδήποτε νέα είσοδο x . Αυτή η συνάρτηση f τυπικά παραμετροποιείται από ένα σύνολο παραμέτρων θ και μαθαίνεται με την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης απώλειας (loss function) $L(f(x_i; \theta), y_i)$ πάνω στο σύνολο εκπαίδευσης. Η επιλογή του αλγορίθμου ταξινόμησης και της συνάρτησης απώλειας εξαρτάται από το συγκεκριμένο πρόβλημα και τη φύση των δεδομένων.

4.3.1 Εποπτευόμενη Μάθηση

Η Ταξινόμηση Υπό Επιτήρηση εμπίπτει στην κατηγορία των αλγορίθμων εποπτευόμενης μάθησης. Στην εποπτευόμενη μάθηση, το μοντέλο εκπαιδεύεται σε ένα κατηγοριοποιημένο με ετικέτες σύνολο δεδομένων, όπου κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης είναι ένα ζεύγος που αποτελείται από ένα αντικείμενο εισόδου (συνήθως ένα διάνυσμα) και μια επιθυμητή τιμή εξόδου (ετικέτα). Το μοντέλο μαθαίνει να ταξινομεί καινούργια δεδομένα χρησιμοποιώντας πληροφορίες από τα ετικετοποιημένα δεδομένα εκπαίδευσης. Η αποτελεσματικότητα ενός μοντέλου επιτηρούμενης μάθησης συχνά αξιολογείται χρησιμοποιώντας μετρικές όπως η ακρίβεια (accuracy), η ευστοχία (precision), η ανάκληση (recall) και η βαθμολογία F1 (F1-Score), που μετρούν την ποιότητα των προβλέψεων έναντι των πραγματικών ετικετών.

4.3.2 Αλγόριθμοι Ταξινόμησης που Χρησιμοποιήθηκαν

Η έρευνά μας επικεντρώνεται σε πέντε αλγόριθμους ταξινόμησης: Λογιστική Παλινδρόμηση, Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVM), Δέντρα Απόφασης, Τυχαία Δάση (RF) και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN). Η προσέγγιση που χρησιμοποιεί καθένας από αυτούς τους αλγόριθμους για να μοντελοποιήσουν την σχέση μεταξύ εισόδου και

εξόδου έχει διαφορές, αλλά όλοι βασίζονται σε ετικετοποιημένα δεδομένα για να καθοδηγήσουν τη διαδικασία μάθησης. Στις ακόλουθες ενότητες, αναλύουμε λεπτομερώς κάθε έναν από αυτούς τους αλγόριθμους ταξινόμησης και συζητάμε την εφαρμοσιμότητα και την απόδοσή τους στο πλαίσιο του συνόλου δεδομένων μας.

4.3.3 Support Vector Machine (SVM)

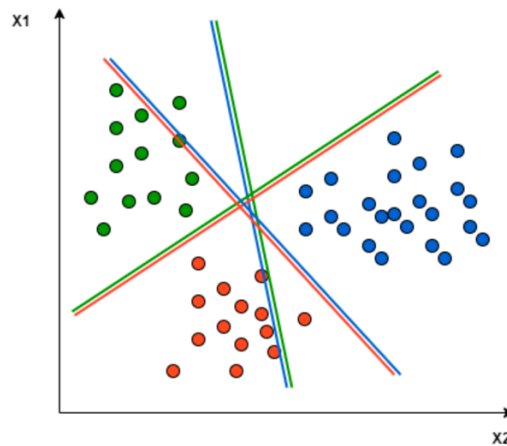
Το 1963, οι Vladimir N. Vapnik και Alexey Ya. Chervonenkis εισήγαγαν τη Μηχανή Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVM), μια προηγμένη μέθοδο ταξινόμησης στο πρίσμα των επιτηρούμενων αλγορίθμων, σχεδιασμένη να διακρίνει μεταξύ διαφορετικών κατηγοριών. Ο κύριος στόχος της SVM είναι να βρει ένα βέλτιστο υπερεπίπεδο (hyperplane) που μεγιστοποιεί το περιθώριο μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών. Αυτή η μέθοδος μετασχηματίζει τα στοιχεία εισόδου σε χώρους υψηλών διαστάσεων, όπου μπορεί να σχηματιστεί ένα γραμμικά διαχωριστικό υπερεπίπεδο για να διαχωρίσει τις κατηγορίες. Οι συναρτήσεις πυρήνα (kernel functions) εφαρμόζονται για την επίτευξη αυτού του μετασχηματισμού, επιτρέποντας στην SVM να χειρίζεται μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα.

Η SVM είναι γνωστή για την αποτελεσματικότητά της σε χώρους υψηλών διαστάσεων και την ανθεκτικότητά της στην υπερπροσαρμογή, ειδικά όταν ο αριθμός των διαστάσεων υπερβαίνει τον αριθμό των δειγμάτων. Χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορες εφαρμογές, όπως η ταξινόμηση εικόνων, η κατηγοριοποίηση κειμένων και η βιοπληροφορική. Στο πλαίσιο της ανίχνευσης και κατηγοριοποίησης του τρόμου σε ασθενείς με νόσο του Parkinson, η SVM μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση διαφορετικών τύπων τρόμου με βάση τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από τα δεδομένα αισθητήρων. Με τη μεγιστοποίηση του περιθωρίου, η SVM εξασφαλίζει έναν ανθεκτικό διαχωρισμό των τύπων τρόμου, που είναι κρίσιμος για την ακριβή διάγνωση και τον σχεδιασμό θεραπείας.

Ταξινόμηση Πολλαπλών Κλάσεων με Χρήση SVM

Η SVM υποστηρίζει κυρίως δυαδική ταξινόμηση, αλλά μπορεί να προσαρμοστεί για πολυκατηγορική ταξινόμηση διασπώντας το πολυκατηγορικό πρόβλημα σε διάφορα προβλήματα δυαδικής ταξινόμησης. Αυτό είναι γνωστό ως τεχνική One-vs-One, όπου ο

αριθμός των SVM που απαιτούνται για ένα πολυκατηγορικό πρόβλημα ταξινόμησης είναι $\frac{m(m-1)}{2}$, όπου το m είναι ο αριθμός των κατηγοριών (κλάσεων). Κάθε ταξινομητής διακρίνει μεταξύ ενός ζεύγους κατηγοριών και η τελική ταξινόμηση καθορίζεται με πλειοψηφική ψήφο ή άλλες αθροιστικές μεθόδους.



Εικόνα 11: Χρειαζόμαστε ένα υπερεπίπεδο στην τεχνική One-to-One για να διαχωρίσουμε κάθε δύο κατηγορίες, αγνοώντας τα σημεία της τρίτης κατηγορίας. Αυτό σημαίνει ότι μόνο τα σημεία των δύο κατηγοριών στον τρέχοντα διαχωρισμό λαμβάνονται υπόψη στη διαχωριστική γραμμή. Η κόκκινη-μπλε γραμμή, για παράδειγμα, στοχεύει στη μεγιστοποίηση της απόστασης μεταξύ των κόκκινων και μπλε σημείων.

Μαθηματική Διατύπωση

Δεδομένου ενός συνόλου εκπαίδευσης D :

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^m \quad (2.3)$$

όπου $x_i \in R^n$ αντιπροσωπεύει τα διανυσματικά χαρακτηριστικά (feature vectors) και $y_i \in \{-1, +1\}$ αντιπροσωπεύει τις ετικέτες των κατηγοριών για ένα πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης, ο στόχος της SVM είναι να βρει ένα υπερεπίπεδο οριζόμενο από την εξίσωση:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (2.4)$$

που διαχωρίζει τα στοιχεία εισόδου με το μέγιστο περιθώριο. Εδώ το w είναι το διανυσματικό βάρος και το b είναι ο όρος μεροληψίας.

Το πρόβλημα βελτιστοποίησης για την SVM μπορεί να διατυπωθεί ως εξής:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2.5)$$

$$\text{υπό τον περιορισμό: } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, \quad \forall i = 1, \dots, m \quad (2.6)$$

Εδώ το $\|w\|$ υποδηλώνει την Ευκλείδεια νόρμα του w . Ο περιορισμός $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1$ διασφαλίζει ότι κάθε σημείο εισόδου ταξινομείται σωστά με περιθώριο τουλάχιστον 1. Για μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα, η SVM μπορεί να επεκταθεί χρησιμοποιώντας το τέχνασμα του πυρήνα. Η συνάρτηση πυρήνα $K(x_i, x_j)$ χαρτογραφεί τα δεδομένα εισόδου σε έναν χώρο υψηλότερων διαστάσεων όπου μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα γραμμικό υπερεπίπεδο για να διαχωρίσει τα δεδομένα. Δημοφιλείς συναρτήσεις πυρήνα είναι ο πολυωνυμικός πυρήνας, ο πυρήνας της ακτινικής συνάρτησης βάσης (RBF) και ο πυρήνας sigmoid.

Η δυαδική μορφή του προβλήματος βελτιστοποίησης SVM με μια συνάρτηση πυρήνα $K(x_i, x_j)$ δίνεται από:

$$\max_a \sum_{i=1}^m a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (2.7)$$

Υπό τους περιορισμούς:

$$\sum_{i=1}^m a_i y_i = 0 \quad (2.8)$$

$$0 \leq a_i \leq C, \quad \forall i = 1, \dots, m \quad (2.9)$$

Εδώ τα a_i είναι οι πολλαπλασιαστές Lagrange και το C είναι η παράμετρος κανονικοποίησης που ελέγχει την αντιστάθμιση μεταξύ της μεγιστοποίησης του περιθωρίου και της ελαχιστοποίησης του σφάλματος ταξινόμησης.

Υπερπαράμετροι για SVM

Στη μηχανική μάθηση, οι υπερπαράμετροι είναι παράμετροι που ρυθμίζονται πριν ξεκινήσει η διαδικασία μάθησης. Για έναν ταξινομητή SVM, αρκετές σημαντικές υπερπαράμετροι μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοση του μοντέλου. Εδώ είναι μια λίστα με μερικές βασικές υπερπαραμέτρους και τις αντίστοιχες επιλογές που χρησιμοποιήσαμε στην αναζήτηση πλέγματος (grid search) που πραγματοποιήσαμε:

- **C:** Παράμετρος Κανονικοποίησης. Ελέγχει την αντιστάθμιση (*trade-off*) μεταξύ της επίτευξης χαμηλού σφάλματος στα δεδομένα εκπαίδευσης και της ελαχιστοποίησης της νόρμας των βαρών. Μια μικρότερη τιμή του C δημιουργεί ένα υπερεπίπεδο με μεγαλύτερο περιθώριο, ενώ μια μεγαλύτερη τιμή του C στοχεύει να ταξινομήσει σωστά όλα τα παραδείγματα εκπαίδευσης. Η σταθερά C

καθορίζει το πόσο μεγάλη ποινή εφαρμόζεται στα δείγματα εκπαίδευσης που βρίσκονται εκτός του ορίου απόφασης. Με μια πολύ μικρή τιμή του C , μπορεί να σχηματιστεί υπερβολικά μεγάλος αριθμός υποστηρικτικών διανυσμάτων, ενώ με μια υψηλή τιμή του C , η SVM μπορεί να υπερπροσαρμοστεί στα δεδομένα εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα να έχει κακή ικανότητα γενίκευσης.

– Τιμές: [0.1, 1, 10]

- **Πυρήνας (Kernel):** Ο τύπος του πυρήνα που θα χρησιμοποιηθεί στον αλγόριθμο. Προσδιορίζει τη συνάρτηση που χρησιμοποιείται για τη μετατροπή των δεδομένων σε έναν χώρο υψηλότερων διαστάσεων. Κοινοί τύποι πυρήνων περιλαμβάνουν τον 'rbf' (Radial Basis Function) και τον γραμμικό.

– Τιμές: ['rbf', 'linear']

- **Γάμμα (Gamma):** Καθορίζει το πόσο μακριά φτάνει η επιρροή ενός μεμονωμένου παραδείγματος εκπαίδευσης. Το 'scale' χρησιμοποιεί

$\frac{1}{n_{features} \times X.var()}$ ως την τιμή του γάμμα, ενώ το 'auto' χρησιμοποιεί $1/$

$n_{features}$.

– Τιμές: ['scale', 'auto']

- **Συρρίκνωση (Shrinking):** Καθορίζει αν θα χρησιμοποιηθεί η ευρετική συρρίκνωση, η οποία μειώνει το μέγεθος του προβλήματος βελτιστοποίησης αφαιρώντας τα υποστηρικτικά διανύσματα που δεν είναι σημαντικά για τον ορισμό του υπερεπιπέδου.

– Τιμές: [True]

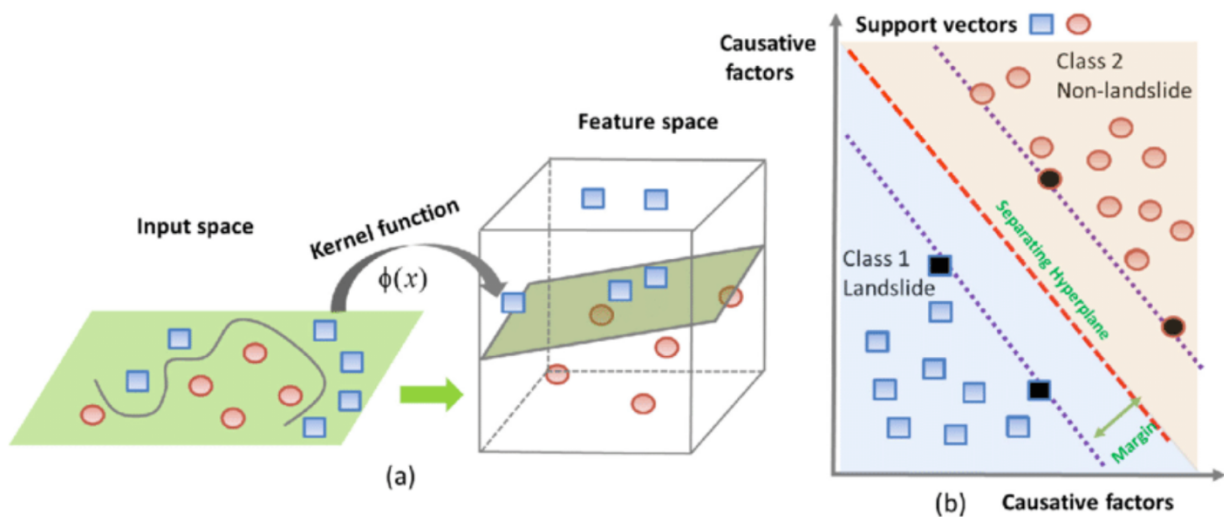
- **Βάρος (Class Weight):** Ορίζουμε την παράμετρο σε 'balanced' για αυτόματη ρύθμιση των βαρών αντιστρόφως ανάλογα με τις συχνότητες των κατηγοριών στα δεδομένα εισόδου, ή σε None αν δεν επιθυμούμε κάποια ρύθμιση βάρους.

– Τιμές: [None, 'Balanced']

- **Πιθανότητα (Probability):** Καθορίζει αν θα ενεργοποιηθούν οι πιθανολογικές εκτιμήσεις των ετικετών κλάσης. Χρησιμοποιείται η κλιμάκωση Platt, που είναι μια μέθοδος για τη μετατροπή εξόδου του SVM σε κατανομή πιθανότητας πάνω από τις κλάσεις. Αυτό πρέπει να απενεργοποιηθεί πριν από την εφαρμογή του μοντέλου καθώς επιβραδύνει σημαντικά τη διαδικασία εφαρμογής.

– Τιμές: [False]

Αυτές οι υπερπαραμέτροι καθορίζονται σε ένα πλέγμα παραμέτρων για την αναζήτηση πλέγματος (grid search), το οποίο εξετάζει συστηματικά πολλούς συνδυασμούς τιμών υπερπαραμέτρων, πραγματοποιώντας κατά τη διάρκεια της διαδικασίας διασταυρωμένη επαλήθευση (cross-validation), για να καθορίσει ποιο σύνολο υπερπαραμέτρων παρέχει την καλύτερη απόδοση. Χρησιμοποιώντας αυτό το πλέγμα υπερπαραμέτρων, πραγματοποιήσαμε μια εκτενή αναζήτηση για να βελτιστοποιήσουμε το μοντέλο SVM μας, εξασφαλίζοντας την επιλογή των βέλτιστων υπερπαραμέτρων για την ανίχνευση και κατηγοριοποίηση του τρόμου σε ασθενείς με νόσο του Parkinson.

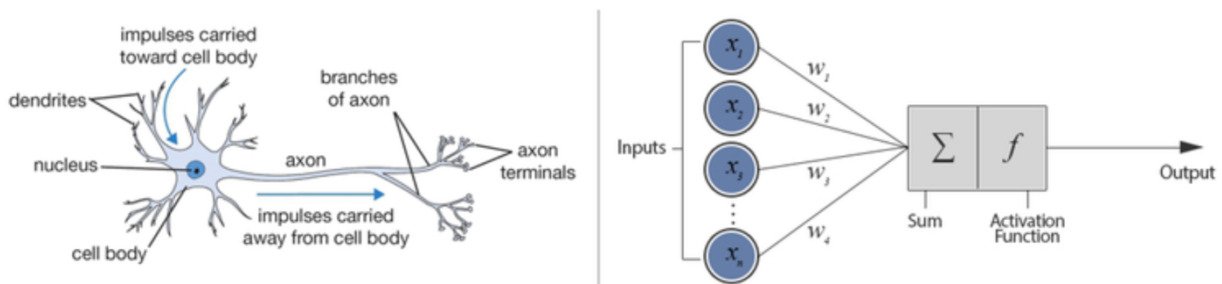


Εικόνα 12a: Χώρος Εισόδου και Χώρος Χαρακτηριστικών: Τα τετράγωνα (μπλε) αντιπροσωπεύουν τη μία κατηγορία δεδομένων, ενώ οι κύκλοι (κόκκινοι) αντιπροσωπεύουν μια άλλη κατηγορία δεδομένων. Στον χώρο εισόδου, οι δύο κατηγορίες δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες. Η εφαρμογή μιας συνάρτησης πυρήνα (Kernel function) μετασχηματίζει τα δεδομένα από τον χώρο εισόδου στον χώρο χαρακτηριστικών (Feature space), όπου τα δεδομένα είναι πλέον γραμμικά διαχωρίσιμα. Στον χώρο χαρακτηριστικών, μια υπερεπίπεδη επιφάνεια διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες.

Εικόνα 12b: Διάκριση Κατηγοριών: Η εικόνα παρουσιάζει τον διαχωρισμό των δεδομένων σε δύο κατηγορίες στον χώρο χαρακτηριστικών, βάσει των αιτιολογικών παραγόντων (Causative factors). Τα δεδομένα κατηγοριοποιούνται σε δύο κλάσεις: η Κλάση 1 (Landslide) και η Κλάση 2 (Non-landslide). Η κόκκινη γραμμή αντιπροσωπεύει το υπερεπίπεδο διαχωρισμού (Separating Hyperplane) που χωρίζει τις δύο κατηγορίες. Τα σημεία που βρίσκονται πιο κοντά στο υπερεπίπεδο είναι τα διανύσματα στήριξης (Support vectors), που καθορίζουν το όριο διαχωρισμού. Η μοβ διακεκομμένη γραμμή αναπαριστά το περιθώριο (Margin) μεταξύ των κατηγοριών, δείχνοντας τον απομακρυσμένο χώρο μεταξύ των δεδομένων των δύο κατηγοριών.

4.3.4 Νευρωνικά Δίκτυα

Καθώς η Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) συνεχίζει να εξελίσσεται, το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN) έχει αναδειχθεί ως ένας θεμελιώδης αλγόριθμος μηχανικής μάθησης. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία εισήχθησαν από τον Frank Rosenblatt το 1958 με το μοντέλο Perceptron, έχουν διαδραματίσει καθοριστικό ρόλο στην ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης, από τις πρώιμες ιδέες έως τις σύγχρονες εφαρμογές βαθιάς μάθησης. Μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του 1980, πολλές οργανώσεις χρησιμοποιούσαν νευρωνικά για ένα εύρος εφαρμογών. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι τα νευρωνικά δίκτυα μιμούνται τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, όπως απεικονίζεται στην Εικόνα 13, επιτρέποντας στα προγράμματα υπολογιστών να αναγνωρίζουν μοτίβα και να αντιμετωπίζουν συχνά προβλήματα στην τεχνητή νοημοσύνη, τη μηχανική μάθηση και τη βαθιά μάθηση. Ένα νευρωνικό δίκτυο λειτουργεί συνδέοντας πολλές διακριτές μονάδες επεξεργασίας, καθεμία από τις οποίες είναι ανάλογη με έναν μεμονωμένο νευρώνα στον εγκέφαλο. Αυτοί οι νευρώνες μπορούν είτε να κατασκευαστούν φυσικά είτε να προσομοιωθούν από έναν ψηφιακό υπολογιστή. Κάθε νευρώνας λαμβάνει πολλαπλά σήματα εισόδου και παράγει ένα μοναδικό σήμα εξόδου με βάση έναν εσωτερικό μηχανισμό βαρών, το οποίο συνήθως προωθείται ως είσοδος σε έναν άλλο νευρώνα.



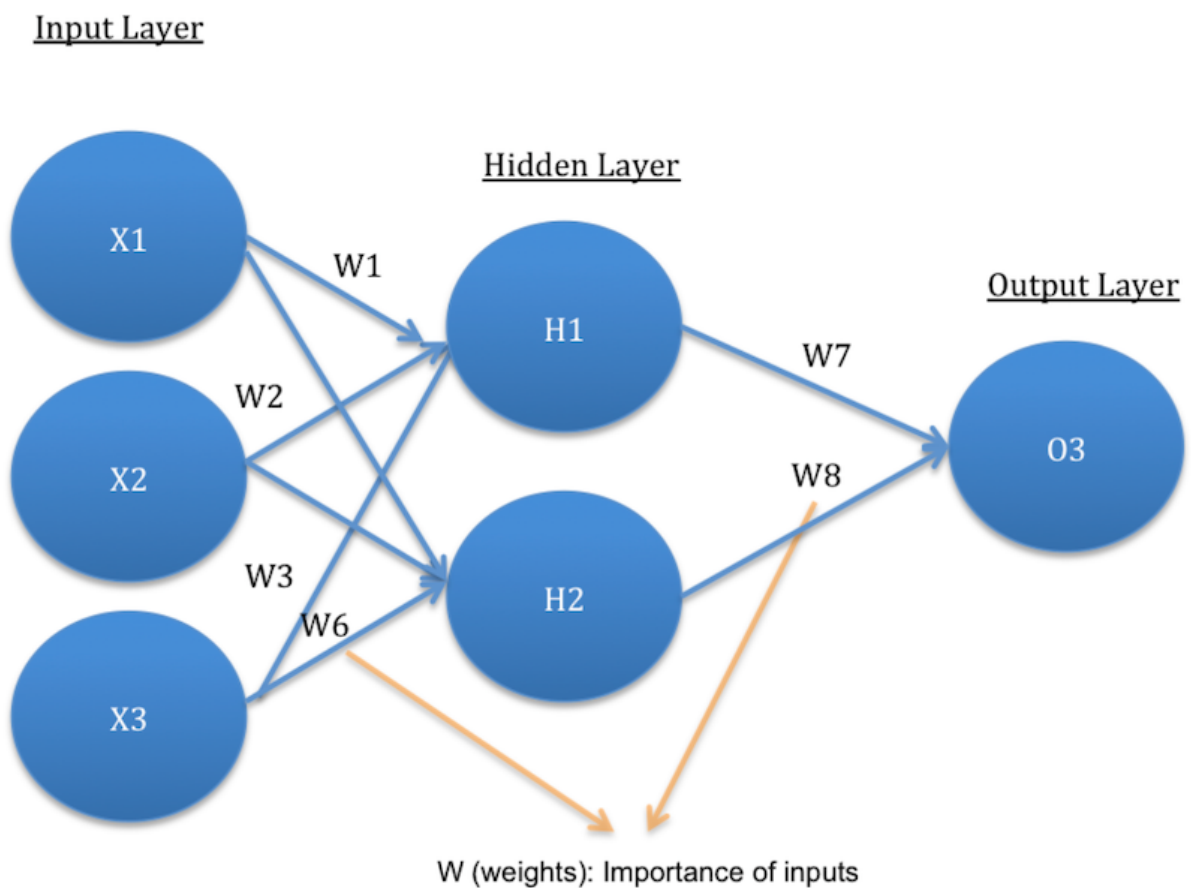
Εικόνα 13: Βιολογικός Νευρώνας (αριστερά) έναντι Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (δεξιά)

Ροή Εργασιών ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Η ροή εργασιών ενός ANN περιλαμβάνει αρκετά βήματα:

- **Στρώμα Εισόδου (Input Layer):** Το στρώμα εισόδου λαμβάνει τις τιμές από τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων. Αυτές οι τιμές περνούν στα κρυφά στρώματα για περαιτέρω επεξεργασία.

- **Κρυφά Στρώματα (*Hidden Layers*):** Τα κρυφά στρώματα εκτελούν υπολογισμούς στα δεδομένα εισόδου χρησιμοποιώντας ένα σύστημα βαρών συνδέσεων. Ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων και των νευρώνων μπορεί να ποικίλει, επιτρέποντας την επεξεργασία πολύπλοκων προβλημάτων.
- **Στρώμα Εξόδου (*Output Layer*):** Το στρώμα εξόδου παράγει τις τελικές προβλέψεις βάσει των υπολογισμών που πραγματοποιούνται στα κρυφά στρώματα. Ο αριθμός των νευρώνων στο στρώμα εξόδου αντιστοιχεί στον αριθμό των κατηγοριών στο πρόβλημα ταξινόμησης.



Εικόνα 14: Απεικόνιση της δομής ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ANN)

Βήματα για την Δημιουργία ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

- **Βήμα 1: Λήψη των εισόδων και πολλαπλασιασμός με τα αντίστοιχα Βάρη.** Πολλαπλασιάζουμε τις τιμές εισόδου x_i με τα βάρη w_i και αθροίζουμε το αποτέλεσμα.

$$z_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j = w_i^T x \quad (2.10)$$

- **Βήμα 2: Προσθήκη όρου μεροληψίας.** Προσθέτουμε τον όρο μεροληψίας b στο άθροισμα για να μετατοπίσουμε τη συνάρτηση ενεργοποίησης όπως απαιτείται.

$$z_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j = w_i^T x + b \quad (2.11)$$

- **Βήμα 3: Περνάμε την τιμή του z σε μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης.** Η συνάρτηση ενεργοποίησης εισάγει μη γραμμικότητα στο μοντέλο. Συνήθεις συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι οι sigmoid, ReLU και tanh.

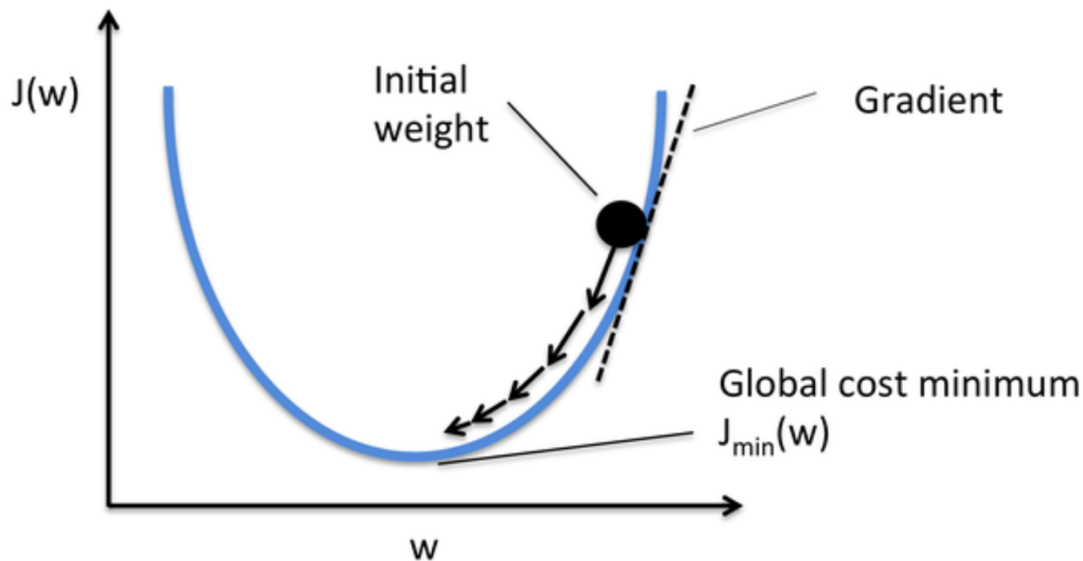
$$\hat{y}_i = f(z_i) = f(w_i^T x + b) \quad (2.12)$$

- **Βήμα 4: Μετάβαση στα επόμενα κρυφά στρώματα.** Κάθε κρυφό στρώμα επεξεργάζεται την είσοδο μέσω των ίδιων βημάτων μέχρι να φτάσει στο στρώμα εξόδου.
- **Βήμα 5: Πρόβλεψη του αποτελέσματος και υπολογισμός του σφάλματος.** Το στρώμα εξόδου παράγει την τελική πρόβλεψη. Το σφάλμα υπολογίζεται ως η διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών.
- **Βήμα 6: Βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιώντας την Οπισθοδιάδοση (*Back Propagation*) και την Κατάβαση Κλίσης (*Gradient Descent*).** Η Οπισθοδιάδοση προσαρμόζει τα βάρη για να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα. Η Κατάβαση Κλίσης χρησιμοποιείται για να βρει τα βέλτιστα βάρη μειώνοντας σταδιακά το σφάλμα.

$$w_j \leftarrow w_{j+1} - a \frac{\partial E}{\partial w_{j+1}} \quad (2.13)$$

όπου a είναι ο ρυθμός εκμάθησης (*learning rate*) και E είναι η συνάρτηση απώλειας (*loss function*). Συχνά η συνάρτηση απώλειας είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (*Mean Squared Error*):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.14)$$



Εικόνα 15: Η καμπύλη στην παραπάνω εικόνα αντιπροσωπεύει την καμπύλη της συνάρτησης κόστους. Στόχος μας είναι να μειώσουμε το σφάλμα όσο το δυνατόν περισσότερο.

Υπερπαράμετροι: Στην αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου μας, χρησιμοποιήσαμε αρκετές βασικές υπερπαραμέτρους (*hyperparameters*) για να βελτιώσουμε την απόδοση και τη γενίκευση του μοντέλου. Δύο σημαντικές υπερπαραμέτροι είναι το dropout και το batch normalization:

Dropout

Το Dropout είναι μια τεχνική κανονικοποίησης που χρησιμοποιείται για την αποτροπή της υπερπροσαρμογής (*overfitting*) στα νευρωνικά δίκτυα. Λειτουργεί με το να ορίζει τυχαία ένα ποσοστό των μονάδων εισόδου σε 0 σε κάθε ενημέρωση κατά τη διάρκεια του χρόνου εκπαίδευσης, το οποίο βοηθά στη μείωση της εξάρτησης του δικτύου από συγκεκριμένους νευρώνες. Στην αρχιτεκτονική μας, χρησιμοποιήσαμε ποσοστά dropout

0,5 και 0,3 σε διαφορετικά στρώματα. Αυτή η προσέγγιση βοηθά να διασφαλιστεί ότι το μοντέλο γενικεύεται καλά σε νέα δεδομένα, αποτρέποντας την συνεργατική προσαρμογή των νευρώνων

Batch Normalization

Η κανονικοποίηση παρτίδας (batch normalization) χρησιμοποιείται για τη σταθεροποίηση και την επιτάχυνση της διαδικασίας εκπαίδευσης των βαθιών νευρωνικών δικτύων. Λειτουργεί με την κανονικοποίηση της εισόδου κάθε στρώματος ώστε να έχει μέσο όρο 0 και διακύμανση 1. Στην αρχιτεκτονική μας, τα στρώματα κανονικοποίησης παρτίδας τοποθετούνται μετά τα πυκνά στρώματα. Να αναφέρουμε εδώ ότι ένα πυκνό στρώμα (*dense layer*) είναι ένα στρώμα όπου κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους στο προηγούμενο στρώμα. Αυτό βοηθά στη διατήρηση της σταθερότητας της διαδικασίας μάθησης και στη βελτίωση της συνολικής απόδοσης του δικτύου.

Με την προσεκτική ρύθμιση αυτών των υπερπαραμέτρων, στοχεύσαμε στην ενίσχυση της ικανότητας του νευρωνικού δικτύου να μαθαίνει από τα δεδομένα, αποφεύγοντας ταυτόχρονα την υπερπροσαρμογή και διασφαλίζοντας την αξιόπιστη απόδοση.

Αρχιτεκτονική Νευρωνικού Δικτύου

Εξετάσαμε αρκετές αρχιτεκτονικές για το νευρωνικό δίκτυο και τελικά καταλήξαμε στην αρχιτεκτονική που περιγράφεται παρακάτω. Αυτή η αρχιτεκτονική περιλαμβάνει πολλαπλά πυκνά στρώματα, κανονικοποίηση παρτίδας και στρώματα dropout για τη βελτίωση της απόδοσης και την αποτροπή της υπερπροσαρμογής. Η αρχιτεκτονική παρουσιάζεται στον Πίνακα 3.

Layer	Output Shape	Number of Parameters
Dense	(None, 256)	23808
Batch Normalization	(None, 256)	1024
Dropout 0.5	(None, 256)	0
Dense	(None, 128)	32896
Dropout 0.3	(None, 128)	0
Dense	(None, 64)	8256

Batch Normalization	(None, 64)	256
Dense	(None, num_classes)	260
Total parameters		66500
Trainable Parameters		65860
Non-trainable parameters		640

Πίνακας 3: Συνοπτική παρουσίαση της τελικής αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου

Στην μελέτη μας, εφαρμόζουμε Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN) για να προβλέψουμε συνθήκες που σχετίζονται με τρόπο σε ασθενείς με νόσο του Parkinson. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας δεδομένα από αισθητήρες όπως επιταχυνσιόμετρα, που υπάρχουν σε έξυπνα ρολόγια που φοράνε οι ασθενείς. Τα χαρακτηριστικά εισόδου προέρχονται από τις μετρήσεις των αισθητήρων, και η έξοδος είναι η ταξινόμηση των τύπων τρόμου. Βελτιστοποιώντας το δίκτυο μέσω οπισθοδιάδοσης και κατάβασης κλίσης, στοχεύουμε στην επίτευξη ακριβών και αξιόπιστων προβλέψεων, διευκολύνοντας τελικά τη διάγνωση και τον σχεδιασμό θεραπειών για τη νόσο του Parkinson.

4.3.5 Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression)

Η Λογιστική Παλινδρόμηση είναι ένας θεμελιώδης αλγόριθμος ταξινόμησης στη μηχανική μάθηση, που χρησιμοποιείται κυρίως για δυαδικά έργα ταξινόμησης. Η λογιστική παλινδρόμηση μοντελοποιεί την πιθανότητα ενός δυαδικού αποτελέσματος χρησιμοποιώντας μια λογιστική συνάρτηση, γνωστή και ως συνάρτηση sigmoid, η οποία χαρτογραφεί οποιονδήποτε πραγματικό αριθμό στο εύρος [0, 1]. Το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης αναπαρίσταται από:

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}} \quad (2.15)$$

Εδώ, το $P(y = 1|x)$ είναι η πιθανότητα της θετικής κατηγοριοποίησης, το β_0 είναι ο σταθερός όρος και $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ είναι οι συντελεστές που σχετίζονται με το διάνυσμα χαρακτηριστικών x .

Στο πρόβλημά μας, στην περίπτωση της ύπαρξης ή μη μιας κατάστασης τρόμου, η μεταβλητή απόκρισης y_i μπορεί να λάβει δύο τιμές, κάθε μία από τις οποίες αντιπροσωπεύει την παρουσία ή την απουσία της κατάστασης. Για παράδειγμα:

$$y_i = \begin{cases} 0, & \text{Απουσία σχετικού τρόμου} \\ 1, & \text{Ύπαρξη σχετικού τρόμου} \end{cases} \quad (2.16)$$

Οι πιθανότητες για τις κλάσεις, $P(Y_i = 0)$ και $P(Y_i = 1)$ αθροίζονται πάντοτε σε 1.

4.3.6 Πολυωνυμική Λογιστική Παλινδρόμηση (Multinomial Logistic Regression)

Η Πολυωνυμική Λογιστική Παλινδρόμηση (MLR) επεκτείνει τις αρχές της δυαδικής λογιστικής παλινδρόμησης για να χειρίζεται προβλήματα ταξινόμησης με τρεις ή περισσότερες κατηγορίες. Εκτιμά την πιθανότητα μια παρατήρηση να ανήκει σε μια συγκεκριμένη κατηγορία χρησιμοποιώντας τη μέγιστη πιθανοφάνεια. Αυτός ο ταξινομητής προσδιορίζει το καλύτερο μοντέλο για την εξήγηση της σχέσης μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και ενός συνόλου ανεξάρτητων μεταβλητών. Όπως εξηγεί ο Dr. Jon Starkweather (2011), η πολυωνυμική λογιστική παλινδρόμηση δεν υποθέτει κανονικότητα, γραμμικότητα ή ομοσκεδαστικότητα, καθιστώντας την μια πολύ δημοφιλή και προτιμώμενη μέθοδο ταξινόμησης. Επιπλέον, δεν απαιτεί οι ανεξάρτητες μεταβλητές να είναι στατιστικά ανεξάρτητες η μία από την άλλη, σε αντίθεση π.χ. με έναν αφελή Bayes ταξινομητή.

Το μοντέλο MLR χρησιμοποιεί τον λογαριθμικό μετασχηματισμό της κατηγορικής εξαρτημένης μεταβλητής σε σχέση με έναν γραμμικό συνδυασμό των παραγόντων πρόβλεψης. Ο Joseph Berkson (1944) πρότεινε μια μέθοδο που εφαρμόζει τον λογαριθμικό μετασχηματισμό για τον σκοπό αυτό [59]. Το μοντέλο συχνά αποκαλείται συνάρτηση sigmoid, δημιουργώντας μια καμπύλη σχήματος S με τιμές πιθανότητας μεταξύ του μηδενός και του ενός.

- **Είσοδοι:** Τα χαρακτηριστικά στο σύνολο δεδομένων λειτουργούν ως είσοδοι στην λογιστική παλινδρόμηση πολλαπλών ετικετών. Αυτά τα χαρακτηριστικά πρέπει να είναι αριθμητικά. Αν δεν είναι, χρησιμοποιούνται τεχνικές ανάλυσης κατηγορικών δεδομένων για τη μετατροπή τους.

- **Γραμμικό Μοντέλο:** Η εξίσωση του γραμμικού μοντέλου για την πολυετικετική λογιστική παλινδρόμηση είναι παρόμοια με αυτή της γραμμικής παλινδρόμησης, αλλά επεκτείνεται σε πολλαπλές ετικέτες εξόδου. Για κάθε ετικέτα, το μοντέλο υπολογίζει έναν ξεχωριστό γραμμικό συνδυασμό των χαρακτηριστικών εισόδου:

$$z_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}x_{i1} + \dots + \beta_{kj}x_{ik} \quad (2.17)$$

όπου το z_{ij} είναι ο γραμμικός συνδυασμός για την j -οστή ετικέτα της i -οστής περίπτωσης.

- **Logits:** Τα logits, ή σκορ, είναι οι έξοδοι του γραμμικού μοντέλου. Αυτά αλλάζουν με τα εκτιμώμενα βάρη.
- **Συνάρτηση Sigmoid:** Η συνάρτηση sigmoid χρησιμοποιείται αντί της συνάρτησης softmax για τον υπολογισμό της πιθανότητας κάθε ετικέτας ανεξάρτητα. Αυτό συμβαίνει επειδή, στην ταξινόμηση πολλαπλών ετικετών, κάθε μια ετικέτα αντιμετωπίζεται ως ανεξάρτητο δυαδικό πρόβλημα ταξινόμησης.

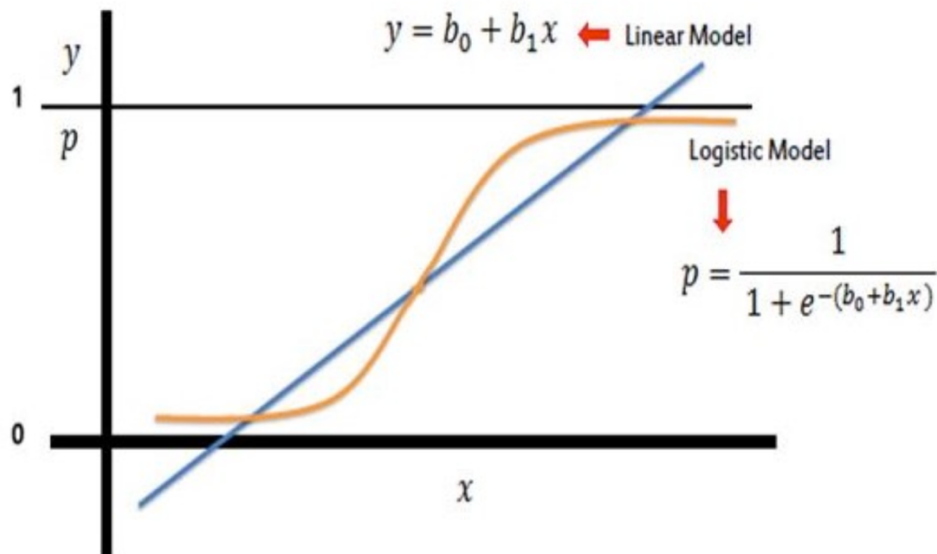
$$\sigma(z_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{ij}}} \quad (2.18)$$

Η συνάρτηση sigmoid χαρτογραφεί κάθε έξοδο σε μια πιθανότητα μεταξύ 0 και 1, υποδεικνύοντας την πιθανότητα ύπαρξης κάθε ετικέτας.

$$L = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [y_{ij} \log(\sigma(z_{ij})) + (1 - y_{ij}) \log(1 - \sigma(z_{ij}))] \quad (2.19)$$

όπου y_{ij} είναι η πραγματική δυαδική ετικέτα και $\sigma(z_{ij})$ είναι η προβλεπόμενη πιθανότητα για την j -οστή ετικέτα της i -οστής περίπτωσης.

- **One-Hot Encoding:** Το One-Hot Encoding χρησιμοποιείται για κατηγορικά χαρακτηριστικά σε δυαδική μορφή. Για την ταξινόμηση πολλαπλών ετικετών, κάθε ετικέτα αντιμετωπίζεται ως ξεχωριστό δυαδικό ταξινομικό έργο
- **Βελτιστοποίηση Παραμέτρων:** Η διαδικασία βελτιστοποίησης παραμέτρων περιλαμβάνει την επαναλαμβανόμενη ενημέρωση των βαρών για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης απώλειας διασταυρούμενης εντροπίας (*cross-entropy loss function*). Για αυτόν τον σκοπό χρησιμοποιούνται η κατάβαση κλίσης (*gradient descent*) ή άλλοι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης.



Εικόνα 16: Λογιστικό Μοντέλο (κίτρινο) έναντι Γραμμικού Μοντέλου (μπλε)

- **Συνάρτηση Απώλειας:** Η συνάρτηση απώλειας διασταυρούμενης εντροπίας χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της απόστασης μεταξύ των προβλεπόμενων πιθανοτήτων και των πραγματικών δυαδικών ετικετών. Βοηθά στην προσαρμογή των βαρών για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης.

$$Cross - Entropy Loss = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)] \quad (2.20)$$

Υπερπαράμετροι για Λογιστική Παλινδρόμηση Πολλαπλών Ετικετών

Για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του μοντέλου πολυετικετικής λογιστικής παλινδρόμησης, χρησιμοποιούμε μια αναζήτηση πλέγματος σε μια σειρά από υπερπαραμέτρους. Οι υπερπαραμέτροι και οι αντίστοιχες τιμές τους είναι οι εξής:

- **Ποινή (Penalty):** Αυτή η υπερπαραμέτρος καθορίζει τη νόρμα που χρησιμοποιείται στην τιμωρία. Βοηθά στην αποτροπή της υπερπροσαρμογής προσθέτοντας έναν όρο κανονικοποίησης στη συνάρτηση απώλειας. Οι επιλογές περιλαμβάνουν:
 - *l1*: Κανονικοποίηση Lasso, η οποία προσθέτει την απόλυτη τιμή των συντελεστών στη συνάρτηση απώλειας.
 - *l2*: Κανονικοποίηση Ridge, η οποία προσθέτει το τετράγωνο των συντελεστών στη συνάρτηση απώλειας.

- *elasticnet*: Συνδυασμός τόσο της κανονικοποίησης L1 όσο και της κανονικοποίησης L2.
- *none*: Δεν εφαρμόζεται καμία κανονικοποίηση.
- **C:** Αυτή η υπερπαράμετρος ελέγχει το αντίστροφο της ισχύος της κανονικοποίησης. Μικρότερες τιμές του C υποδηλώνουν ισχυρότερη κανονικοποίηση. Βοηθά στην ισορροπία μεταξύ της επίτευξης χαμηλού σφάλματος στα δεδομένα εκπαίδευσης και της ελαχιστοποίησης της νόρμας των συντελεστών. Οι τιμές που εξετάστηκαν είναι:
 - *Τιμές*: [0.01, 0.1, 1, 10, 100]
- **Solver:** Αυτή η υπερπαράμετρος καθορίζει τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση. Οι διαφορετικοί solvers μπορούν να έχουν σημαντική επίδραση στην απόδοση και τη σύγκλιση του μοντέλου. Οι επιλογές περιλαμβάνουν:
 - *newton-cg*: Ένας solver βελτιστοποίησης που χρησιμοποιεί τη μέθοδο Newton-CG.
 - *lbfgs*: Ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης στην οικογένεια των μεθόδων quasi-Newton.
 - *liblinear*: Ένας solver που χρησιμοποιεί αλγόριθμο καθοδικής συντεταγμένης
 - *sag*: Στοχαστική Μέση Κατάβαση Κλίσης (Stochastic Average Gradient Descent).
 - *saga*: Μια παραλλαγή του SAG που υποστηρίζει την κανονικοποίηση L1.
- **Μέγιστες Επαναλήψεις (Max Iterations):** Αυτή η υπερπαράμετρος καθορίζει τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων για να συγκλίνει ο solver. Η αύξηση του αριθμού των επαναλήψεων μπορεί να βοηθήσει στη διασφάλιση της σύγκλισης του solver, ιδιαίτερα για σύνθετα μοντέλα, αλλά και να αυξήσει σημαντικά τον χρόνο εκπαίδευσης του μοντέλου. Οι τιμές που εξετάζονται είναι:
 - *Τιμές*: [100, 200, 300]

Πραγματοποιώντας μια εκτενή αναζήτηση πλέγματος (*grid search*) σε αυτές τις υπερπαραμέτρους, στοχεύουμε να εντοπίσουμε την βέλτιστη διαμόρφωση που

μεγιστοποιεί την απόδοση του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης πολλαπλών ετικετών στην ακριβή πρόβλεψη των συνθηκών που σχετίζονται με τρόπο στο ALAMEDA_PD_Tremor_Dataset.

4.3.7 Δέντρα Απόφασης (Decision Trees)

Τα Δέντρα Απόφασης είναι μια θεμελιώδης μέθοδος ταξινόμησης και παλινδρόμησης στη μηχανική μάθηση. Λειτουργούν με τη διαίρεση του χώρου εισόδου σε περιοχές με βάση τις τιμές των χαρακτηριστικών, δημιουργώντας ένα δεντροειδές μοντέλο αποφάσεων. Οι εσωτερικοί κόμβοι του δέντρου αντιπροσωπεύουν δοκιμές σε χαρακτηριστικά, τα κλαδιά το αποτέλεσμα αυτών των δοκιμών και τα φύλλα του δέντρου την τελική απόφαση ή ταξινόμηση. Ο κύριος στόχος είναι να χρησιμοποιηθούν οι κανόνες απόφασης που προκύπτουν από τα χαρακτηριστικά των δεδομένων για να γίνει ακριβής ταξινόμηση μιας νέας παρατήρησης.

Διαφορετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση Δέντρων Απόφασης, συμπεριλαμβανομένου του Δέντρου Ταξινόμησης και Παλινδρόμησης (CART) που εισήχθη από τον Leo Breiman και τους συνεργάτες του (1984) [60], και του ID3 (Iterative Dichotomiser 3) που επινοήθηκε από τον Ross Quinlan (1986) [61]. Ο Quinlan αργότερα επέκτεινε το ID3 στο C4.5, εισάγοντας το Gain Ratio ως επέκταση του Information Gain [62]. Οι κύριες διαφορές μεταξύ αυτών των αλγορίθμων βρίσκονται στα μέτρα επιλογής χαρακτηριστικών, τα οποία καθορίζουν πώς γίνονται οι διαχωρισμοί.

Algorithms	ID3	C4.5	C5.0	CART
Type of data	Categorical	Continuous and Categorical	Continuous and Categorical, dates, times, timestamps	Continuous and nominal attributes data
Speed	Low	Faster than ID3	Highest	Average
Pruning	No	Pre-pruning	Pre-pruning	Post-pruning
Boosting	Not supported	Not supported	Supported	Supported

Missing Values	Can't deal with	Can't deal with	Can deal with	Can deal with
Formula	Use Information entropy & Gain	Use split info and gain ratio	Same as C4.5	Use Gini diversity index

Πίνακας 4: Οι διαφορετικοί αλγόριθμοι για τη δημιουργία ενός Δέντρου Απόφασης

Ένα Δέντρο Απόφασης αποτελείται από διάφορα στοιχεία:

- **Ριζικός Κόμβος (Root Node):** Ο πρώτος κόμβος στο δέντρο, που αντιπροσωπεύει ολόκληρο το σύνολο δεδομένων.
- **Διαίρεση (Splitting):** Η διαδικασία διαίρεσης ενός κόμβου σε υποκόμβους βάσει ορισμένων κριτηρίων.
- **Κόμβος απόφασης (Decision Node):** Ένας κόμβος που χωρίζεται σε περαιτέρω υποκόμβους.
- **Φύλλο ή Τερματικός Κόμβος (Leaf / Terminal Node):** Κόμβοι που δεν χωρίζονται περαιτέρω και αντιπροσωπεύουν την τελική ταξινόμηση.
- **Κλάδεμα (Pruning):** Η διαδικασία αφαίρεσης υποκόμβων για την αποφυγή της υπερπροσαρμογής (overfitting)
- **Κλαδί ή Υπο-Δέντρο (Branch ή Sub-Tree):** Ένα υπομήμα ολόκληρου του δέντρου

Ροή Εργασιών Δέντρων Απόφασης

Η ροή εργασιών για την κατασκευή ενός Δέντρου Απόφασης περιλαμβάνει:

- **Βήμα 1:** Επιλογή των καλύτερων μέτρων επιλογής χαρακτηριστικών (Attribute Selection Measures - ID3, C4.5, CART) για τη διαίρεση των εγγραφών.
- **Βήμα 2:** Διαίρεση του συνόλου δεδομένων σε μικρότερα υποσύνολα κάνοντας το επιλεγμένο χαρακτηριστικό έναν κόμβο απόφασης.
- **Βήμα 3:** Επανάληψη της διαδικασίας επαναληπτικά για κάθε κόμβο παιδί μέχρι να πληρείται μία από τις ακόλουθες συνθήκες:
 - Όλες οι εγγραφές σχετίζονται με την ίδια τιμή χαρακτηριστικού
 - Δεν υπάρχουν άλλα διαθέσιμα χαρακτηριστικά.
 - Δεν υπάρχουν άλλα παραδείγματα δεδομένων.

Ο στόχος της διαίρεσης είναι να δημιουργηθούν οι πιο καθαροί κόμβοι παιδιά, ελαχιστοποιώντας τον αριθμό των διαιρέσεων που απαιτούνται για να ταξινομηθούν όλες οι περιπτώσεις. Τα μέτρα επιλογής χαρακτηριστικών περιλαμβάνουν:

1. **ID3 - Κέρδος Πληροφορίας (Information Gain):** Μετρά τη μείωση της εντροπίας.

$$I(Y) = H(Y) - H(Y|X) \quad (2.21)$$

$$H(X) = - \sum_{n=1}^{\infty} p(x) \log p(x) \quad (2.22)$$

με

Όπου $H(X)$ είναι η εντροπία της τυχαίας μεταβλητής X , $p(x)$ είναι η πιθανότητα του τυχαίου γεγονότος x και I το ζητούμενο κέρδος πληροφορίας.

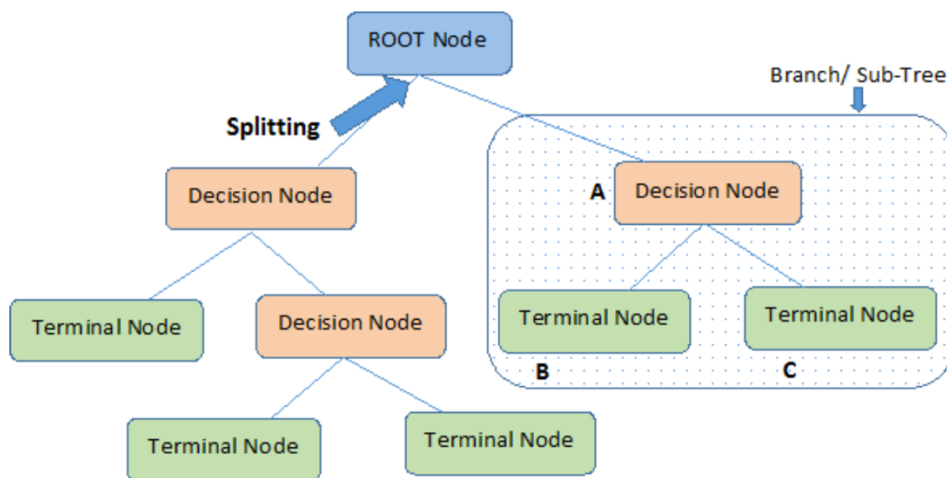
2. **C4.5 - Λόγος Κέρδους (Gain Ratio):** Κανονικοποιεί το κέρδος πληροφορίας με την εγγενή πληροφορία.

$$Gain\ Ratio(X) = \frac{H(X) - H(Y|X)}{SplitInfo_A(D)} \quad (2.23)$$

όπου

$$SplitInfo_A(D) = - \sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{|D|} \log \frac{|D_i|}{|D|} \quad (2.24)$$

Εδώ το $|D_i|$ είναι το μέγεθος του υποσυνόλου των δεδομένων που αντιστοιχεί στην τιμή i του χαρακτηριστικού X , και $|D|$ είναι το συνολικό μέγεθος του συνόλου δεδομένων.



Note:- A is parent node of B and C.

Εικόνα 17: Δομή Δέντρου Απόφασης

Υπερπαραμέτροι για Δέντρα Αποφάσεων

Για τη βελτιστοποίηση του μοντέλου Δέντρου Απόφασης, χρησιμοποιούμε μια αναζήτηση πλέγματος (*grid search*) σε μια σειρά από υπερπαραμέτρους. Αυτές οι υπερπαραμέτροι και οι τιμές τους είναι:

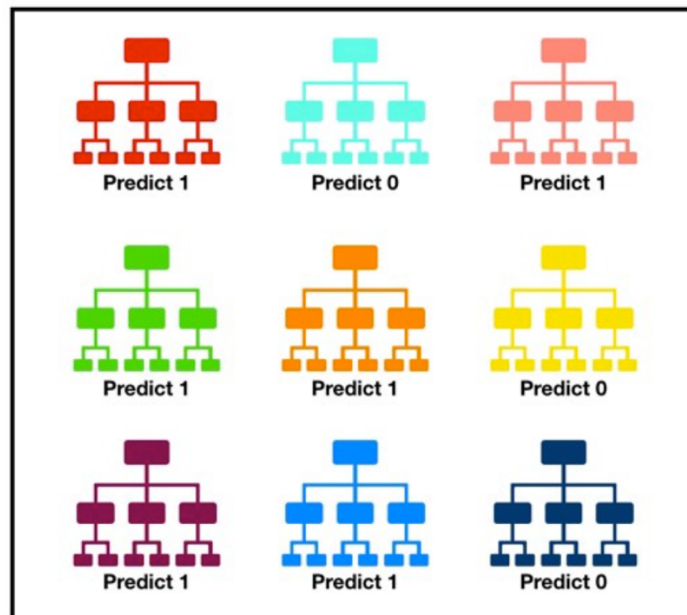
- **Κριτήριο (*Criterion*):** Η συνάρτηση για τη μέτρηση της ποιότητας μιας διαίρεσης. Οι επιλογές περιλαμβάνουν 'gini' και 'entropy'.
 - Τιμές: ['gini', 'entropy']
- **Μέγιστο Βάθος (*Max Depth*):** Το μέγιστο βάθος του δέντρου. Ο περιορισμός του βάθους μπορεί να αποτρέψει την υπερπροσαρμογή.
 - Τιμές: [None, 20, 40, 60]
- **Ελάχιστα Δείγματα για Διαίρεση (*Min Samples Split*):** Ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων που απαιτείται για να διασπαστεί ένας εσωτερικός κόμβος.
 - Τιμές: [2, 6, 8]
- **Ελάχιστα Δείγματα στο Φύλλο (*Min Samples Leaf*):** Ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων που απαιτείται για να βρίσκεται σε έναν φύλλο κόμβο.
 - Τιμές: [1, 2, 4, 6]
- **Μέγιστα Χαρακτηριστικά (*Max Features*):** Ο αριθμός των χαρακτηριστικών που πρέπει να εξεταστούν όταν αναζητείται ο καλύτερος διαχωρισμός.
 - Τιμές: ['auto', 0.5]
- **Διαχωριστής (*Splitter*):** Η στρατηγική που χρησιμοποιείται για να επιλεγεί η διαίρεση σε κάθε κόμβο.
 - Τιμές: ['best']
- **Βάρος Κατηγορίας (*Class Weight*):** Τα βάρη που σχετίζονται με τις κατηγορίες για την αντιμετώπιση της ανισορροπίας κλάσεων.
 - Τιμές: [None, 'balanced']
- **Μέγιστοι Κόμβοι Φύλλων (*Max Leaf Nodes*):** Ο μέγιστος αριθμός κόμβων φύλλων στο δέντρο.
 - Τιμές: [None, 10, 30, 50]

Ομοίως, πραγματοποιώντας μια εκτενή αναζήτηση πλέγματος (*grid search*) σε αυτές τις υπερπαραμέτρους, στοχεύουμε να εντοπίσουμε την βέλτιστη διαμόρφωση που

μεγιστοποιεί την απόδοση του μοντέλου Δέντρου Απόφασης στην πρόβλεψη συνθηκών που σχετίζονται με τρόμο στο ALAMEDA PD Tremor Dataset.

4.3.8 Τυχαία Δάση

Τα Τυχαία Δάση είναι μια μέθοδος ενισχυτικής μάθησης που συνδυάζει πολλαπλά δέντρα απόφασης για να βελτιώσει την ακρίβεια και την ανθεκτικότητα της ταξινόμησης. Η βασική ιδέα είναι να συγκεντρωθούν οι προβλέψεις πολλών δέντρων απόφασης, όπου κάθε δέντρο κατασκευάζεται σε διαφορετικό τυχαίο υποσύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης, για να σχηματιστεί η τελική πρόβλεψη. Η τελική έκβαση καθορίζεται από την επικρατούσα κατηγορία των αποτελεσμάτων όλων των μεμονωμένων δέντρων.



Εικόνα 18: Πώς λειτουργεί ο αλγόριθμος των Τυχαίων Δασών. Το μοντέλο ταξινομεί την περίπτωση ως ετικέτα ένα επειδή η πλειοψηφία των δέντρων προβλέπει αυτό το αποτέλεσμα.

Τα Τυχαία Δάση μπορούν να χειριστούν δεδομένα υψηλών διαστάσεων και πολύπλοκες μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις αποτελεσματικά. Λειτουργούν με τον μέσο όρο της εξόδου διαφόρων δέντρων και η ακρίβεια του αποτελέσματος βελτιώνεται καθώς αυξάνεται ο αριθμός των δέντρων. Το κλειδί για την επιτυχία των Τυχαίων Δασών έγκειται

στη χαμηλή συσχέτιση μεταξύ των δέντρων, διασφαλίζοντας ότι οι συλλογικές προβλέψεις είναι πιο ακριβείς από τις μεμονωμένες προβλέψεις.

Ροή Εργασιών των Τυχαίων Δασών

- **Βήμα 1: Δημιουργία Επαναληπτικού Συνόλου Δεδομένων (*Bootstrapped Dataset*)** Για να δημιουργήσουμε ένα επαναληπτικό σύνολο δεδομένων, επιλέγουμε τυχαία δείγματα από το αρχικό σύνολο δεδομένων με επανατοποθέτηση. Το μέγεθος του επαναληπτικού συνόλου δεδομένων αντιστοιχεί σε αυτό του αρχικού συνόλου δεδομένων, διασφαλίζοντας την ποικιλία μεταξύ των συνόλων εκπαίδευσης.
- **Βήμα 2: Τυχαία επιλογή m Χαρακτηριστικών**
Για κάθε δέντρο απόφασης, επιλέγεται ένα υποσύνολο m χαρακτηριστικών από τα συνολικά n χαρακτηριστικά, όπου συνήθως $m = \text{int}\sqrt{n}$. Αυτή η τυχειότητα μειώνει τη συσχέτιση μεταξύ των δέντρων και ενισχύει την ανθεκτικότητα του μοντέλου.
- **Βήμα 3: Κατασκευή Πολλαπλών Δέντρων Απόφασης**
Για κάθε επαναληπτικό δείγμα, κατασκευάζεται ένα μοναδικό δέντρο απόφασης χρησιμοποιώντας τα επιλεγμένα m χαρακτηριστικά. Κάθε δέντρο λειτουργεί ανεξάρτητα, παράγοντας το δικό του αποτέλεσμα ταξινόμησης.
- **Βήμα 4: Επανάληψη των βημάτων 1-3 για να δημιουργήσουμε ένα Τυχαίο Δάσος**
Η διαδικασία επαναληπτικής δειγματοληψίας και κατασκευής δέντρων επαναλαμβάνεται πολλές φορές (π.χ., k φορές) για να δημιουργηθεί ένα δάσος δέντρων απόφασης. Περισσότερα δέντρα γενικά βελτιώνουν την απόδοση του μοντέλου μέχρι ένα συγκεκριμένο σημείο.
- **Βήμα 5: Δεδομένα Εκτός Σάκου (*Out-of-Bag Data*)**
Τα δείγματα που δεν περιλαμβάνονται στο επαναληπτικό σύνολο δεδομένων αναφέρονται ως 'δεδομένα εκτός σάκου' (out-of-bag). Αυτά τα δείγματα, που αποτελούν περίπου το 36,8% των αρχικών δεδομένων, χρησιμοποιούνται για την επαλήθευση και την αξιολόγηση του μοντέλου Τυχαίου Δάσους χωρίς την ανάγκη για ξεχωριστό σύνολο επαλήθευσης.

- **Βήμα 6: Συσσωμάτωση – Πλειοψηφία Ψήφων**

Η τελική πρόβλεψη γίνεται με τη συσσωμάτωση των εξόδων όλων των μεμονωμένων δέντρων. Η κατηγορία με την πλειοψηφία των ψήφων μεταξύ των δέντρων γίνεται η πρόβλεψη του Τυχαίου Δάσους.

Υπερπαράμετροι για τα Τυχαία Δάση

Για τη βελτιστοποίηση του μοντέλου Τυχαίου Δάσους, χρησιμοποιούμε μια αναζήτηση πλέγματος σε μια σειρά από υπερπαραμέτρους. Αυτές οι υπερπαραμέτροι και οι τιμές τους είναι:

- **Αριθμός Εκτιμητών (*Number of Estimators - $n_{estimators}$*):** Ο αριθμός των δέντρων στο δάσος.
 - Τιμές: [100, 200]
- **Κριτήριο (*Criterion*):** Η συνάρτηση για τη μέτρηση της ποιότητας μιας διαίρεσης. Οι επιλογές περιλαμβάνουν 'gini' και 'entropy'.
 - Τιμές: ['gini', 'entropy']
- **Μέγιστο Βάθος (*Max Depth*):** Το μέγιστο βάθος του δέντρου. Ο περιορισμός του βάθους μπορεί να αποτρέψει την υπερπροσαρμογή.
 - Τιμές: [None, 20]
- **Ελάχιστα Δείγματα για Διαίρεση (*Min Samples Split*):** Ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων που απαιτείται για να διασπαστεί ένας εσωτερικός κόμβος.
 - Τιμές: [2, 6]
- **Ελάχιστα Δείγματα στο Φύλλο (*Min Samples Leaf*):** Ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων που απαιτείται για να βρίσκεται σε έναν φύλλο κόμβο.
 - Τιμές: [1, 2]
- **Μέγιστα Χαρακτηριστικά (*Max Features*):** Ο αριθμός των χαρακτηριστικών που πρέπει να εξεταστούν όταν αναζητείται ο καλύτερος διαχωρισμός.
 - Τιμές: ['auto', 'sqrt']
- **Βάρος Κατηγορίας (*Class Weight*):** Τα βάρη που σχετίζονται με τις κατηγορίες για την αντιμετώπιση της ανισορροπίας κλάσεων.
 - Τιμές: [None, 'balanced']

Στην περίπτωση μας, τα Τυχαία Δάση χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση διαφορετικών τύπων τρόμου σε ασθενείς με νόσο του Parkinson. Η συνολική ενισχυτική προσέγγιση αξιοποιεί τους διάφορους κανόνες απόφασης που προκύπτουν από πολλαπλά δέντρα απόφασης για να βελτιώσει την ακρίβεια και την ανθεκτικότητα της ταξινόμησης του τρόμου. Πραγματοποιώντας μια εκτενή αναζήτηση πλέγματος (*grid search*) σε αυτές τις υπερπαραμέτρους, στοχεύουμε να εντοπίσουμε την βέλτιστη διαμόρφωση που μεγιστοποιεί την απόδοση του μοντέλου Τυχαίου Δάσους στην πρόβλεψη συνθηκών που σχετίζονται με τρόπο.

4.4 Πλαίσιο Εκπαίδευσης και Αξιολόγησης

Στη φάση προεπεξεργασίας της ανάλυσής μας, ξεκινήσαμε μια εκτενή έρευνα για να αξιολογήσουμε την επίδραση των τεχνικών επιλογής χαρακτηριστικών στα μοντέλα μας, λαμβάνοντας υπόψη ιδιαίτερα την πρόκληση της διαχείρισης ενός συνόλου δεδομένων με 92 χαρακτηριστικά. Αρχικά, τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας όλα τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά για να καθορίσουμε μια βασική απόδοση. Στη συνέχεια, εφαρμόσαμε διάφορες μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών για να διαπιστώσουμε εάν τα μοντέλα μπορούσαν να επιτύχουν συγκρίσιμη ή βελτιωμένη ακρίβεια χρησιμοποιώντας ένα μειωμένο σύνολο χαρακτηριστικών.

4.4.1 Διαχωρισμός Δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε αναλογία 70-30 για σκοπούς εκπαίδευσης και επικύρωσης, αντίστοιχα. Αυτή η μέθοδος διασφάλισε ότι το μοντέλο είχε αρκετά δεδομένα για να μάθει, ενώ ταυτόχρονα διατηρήθηκε ένα σημαντικό μέρος για την επαλήθευση. Επιπλέον, αποφύγαμε την κανονικοποίηση των δεδομένων, καθώς είχαν ήδη υποστεί προεπεξεργασία ώστε να είναι σε κανονικοποιημένη μορφή.

4.4.2 Διαδικασία Εκπαίδευσης

Η διαδικασία εκπαίδευσής μας περιλάμβανε τη χρήση της βιβλιοθήκης scikit-learn στη Python³. Εφαρμόσαμε ένα συνεπές καθεστώς εκπαίδευσης σε όλα τα μοντέλα για να

³ <https://scikit-learn.org>

διευκολύνουμε τις δίκαιες συγκρίσεις. Αυτό το καθεστώς περιλάμβανε τυπικές πρακτικές όπως ο διαχωρισμός δεδομένων, η διασταυρωμένη επαλήθευση και η ρύθμιση υπερπαραμέτρων, διασφαλίζοντας ότι κάθε μοντέλο εκπαιδεύτηκε και αξιολογήθηκε υπό τις ίδιες συνθήκες για να παρασχεθεί μια αξιόπιστη συγκριτική ανάλυση. Το περιβάλλον ανάπτυξης που χρησιμοποιήσαμε ήταν το Google Colab⁴.

4.4.3 Ρύθμιση Υπερπαραμέτρων

Για να βελτιστοποιήσουμε τα μοντέλα μας και να ανακαλύψουμε τις βέλτιστες παραμέτρους, χρησιμοποιήσαμε μια στρατηγική αναζήτησης πλέγματος. Αυτή η εκτενής αναζήτηση εξερεύνησε μια σειρά από διαφορετικές διαμορφώσεις για κάθε μοντέλο:

SVM

```
param_grid = {
    'estimator__C': [0.1, 1, 10],
    'estimator__kernel': ['rbf', 'linear'],
    'estimator__gamma': ['scale', 'auto'],
    'estimator__shrinking': [True],
    'estimator__class_weight': [None, 'balanced'],
    'estimator__probability': [False]
}
```

Logistic Regression

```
param_grid = {
    'estimator__penalty': ['l1', 'l2', 'elasticnet', 'none'],
    'estimator__C': [0.01, 0.1, 1, 10, 100],
    'estimator__solver': ['newton-cg', 'lbfgs', 'liblinear', 'sag', 'saga'],
    'estimator__max_iter': [100, 200, 300]
}
```

Decision Trees

```
param_grid = {
    'estimator__criterion': ['gini', 'entropy'],
    'estimator__max_depth': [None, 20, 40, 60],
    'estimator__min_samples_split': [2, 6, 8],
    'estimator__min_samples_leaf': [1, 2, 4, 6],
    'estimator__max_features': ['auto', 0.5],
    'estimator__splitter': ['best'],
}
```

⁴ <https://colab.research.google.com>

```
'estimator__class_weight': [None, 'balanced'],
'estimator__max_leaf_nodes': [None, 10,30,50]
}
```

Random Forest

```
param_grid = {
'estimator__n_estimators': [100, 200],
'estimator__criterion': ['gini', 'entropy'],
'estimator__max_depth': [None, 20],
'estimator__min_samples_split': [2, 6],
'estimator__min_samples_leaf': [1, 2],
'estimator__max_features': ['auto', 'sqrt'],
'estimator__class_weight': [None, 'balanced']
}
```

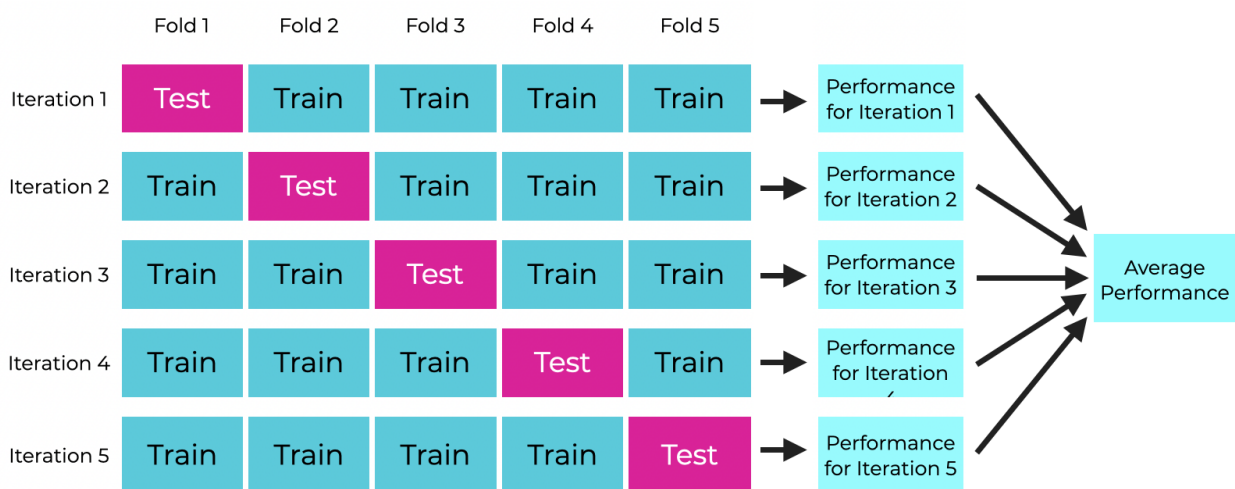
Η κύρια μέτρηση που χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση των μοντέλων ήταν η βαθμολογία F1, η οποία είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων. Χρησιμοποιήσαμε επίσης βάρη κατηγορίας για να αντιμετωπίσουμε την ανισορροπία στο σύνολο δεδομένων, διασφαλίζοντας ότι τα μοντέλα έδωσαν επαρκή προσοχή στις μειονοτικές κατηγορίες.

4.4.4 Επικύρωση

Αρχικά χωρίζουμε το σύνολο δεδομένων σε 70-30 split, ώστε να χρησιμοποιήσουμε το 70% για εκπαίδευση των μοντέλων και το υπόλοιπο 30% για την αξιολόγησή τους. Η διασταυρωμένη επαλήθευση (cross validation) εφαρμόστηκε στο σύνολο εκπαίδευσης (70%) χρησιμοποιώντας 5-πτυχή διασταυρωμένη επαλήθευση για την επικύρωση της ανθεκτικότητας των μοντέλων μας. Αυτή η διαδικασία περιλάμβανε τη διαίρεση του συνόλου δεδομένων σε πέντε υποσύνολα, την εκπαίδευση του μοντέλου σε τέσσερα υποσύνολα και την επαλήθευσή του στο πέμπτο. Αυτή η εναλλαγή πραγματοποιήθηκε πέντε φορές, με κάθε υποσύνολο να χρησιμεύει ως σύνολο επαλήθευσης μία φορά. Αυτή η προσέγγιση παρείχε μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου και βοήθησε στον μετριασμό της υπερπροσαρμογής. Εφαρμόζοντας σταθερά αυτές τις μεθοδολογίες σε όλα τα μοντέλα, εξασφάλισαμε μια πλήρη και δίκαιη αξιολόγηση της ικανότητας κάθε μοντέλου να προβλέπει συνθήκες σχετικές με τρόπο στο σύνολο

δεδομένων. Αυτό το αυστηρό καθεστώς εκπαίδευσης, συμπεριλαμβανομένου του διαχωρισμού δεδομένων, των διαδικασιών εκπαίδευσης, της ρύθμισης υπερπαραμέτρων και της διασταυρωμένης επαλήθευσης, διασφάλισε ότι τα μοντέλα μας ήταν ανθεκτικά, καλά ρυθμισμένα και ικανά για όσο το δυνατόν πιο ακριβείς προβλέψεις.

CROSS VALIDATION, EXPLAINED



Εικόνα 19: Παράδειγμα για επεξήγηση της 5-πτυχής διασταυρωμένης επαλήθευσης.

4.4.5 Μετρικές Αξιολόγησης

Δεδομένης της ανισορροπίας των κατηγοριών, το να βασιστούμε αποκλειστικά στην ακρίβεια ως μέτρο απόδοσης μπορεί να είναι παραπλανητική πρακτική. Ένα μοντέλο θα μπορούσε να επιτύχει υψηλή ακρίβεια (accuracy) προβλέποντας απλά την πλειοψηφούσα κατηγορία τις περισσότερες φορές. Επομένως, είναι κρίσιμο να ενσωματωθούν επιπρόσθετες μετρικές όπως η ευστοχία (precision), η ανάκληση (recall), η βαθμολογία F1 (F1-score) και η Επιφάνεια Κάτω από την Καμπύλη Δέκτη Χαρακτηριστικής Λειτουργίας (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve, AUC-ROC) για μια πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου. Αυτά τα

μέτρα παρέχουν μια καλύτερη κατανόηση του πόσο καλά το μοντέλο αναγνωρίζει κάθε κατηγορία, ιδιαίτερα τη μειονοτική κατηγορία.

Η **Ακρίβεια (Accuracy)** είναι η αναλογία των σωστά προβλεπόμενων περιπτώσεων ως προς το σύνολο των περιπτώσεων και δίνεται από:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.25)$$

όπου όπου TP είναι τα Αληθώς Θετικά (True Positives), TN είναι τα Αληθώς Αρνητικά (True Negatives), FP είναι τα Ψευδώς Θετικά (False Positives) και FN είναι τα Ψευδώς Αρνητικά (False Negatives).

Η **Ευστοχία (Precision)**, επίσης γνωστή ως Θετική Προγνωστική Αξία (Positive Predictive Value), μετρά την αναλογία των σωστά προβλεπόμενων θετικών περιπτώσεων ως προς το σύνολο των προβλεπόμενων θετικών περιπτώσεων:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.26)$$

Η **Ανάκληση (Recall)**, ή Ευαισθησία (Sensitivity), μετρά την αναλογία των σωστά προβλεπόμενων θετικών περιπτώσεων ως προς το σύνολο των πραγματικών θετικών περιπτώσεων:

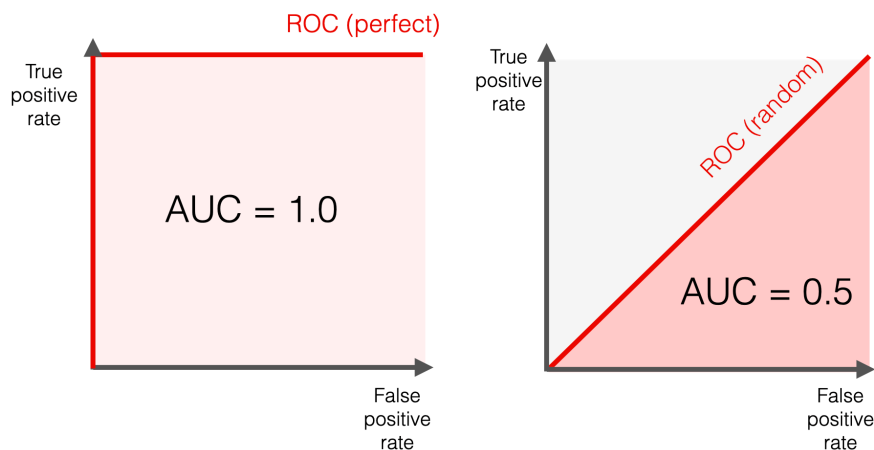
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.27)$$

Η **Βαθμολογία F1 (F1 Score)** είναι ο αρμονικός μέσος της Ακρίβειας (Precision) και της Ανάκλησης (Recall), παρέχοντας μία μετρική που εξισορροπεί και τις δύο μετρικές.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (2.28)$$

Η **AUC ROC (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)** μετρά την ικανότητα του μοντέλου να διακρίνει μεταξύ κατηγοριών και είναι χρήσιμη για την αξιολόγηση δυαδικών ταξινομητών. Για το πολυετικετικό πολυκατηγορικό πρόβλημα χρησιμοποιήσαμε την τεχνική One-vs-Rest (OvR), όπου η κάθε κατηγορία συγκρίνεται με τις άλλες σαν να είναι δυαδικό πρόβλημα και έπειτα υπολογίζεται ο μέσος όρος όλων των

κατηγοριών, και την Macro-Averaging που υπολογίζει την AUC για κάθε ετικέτα και στη συνέχεια υπολογίζει τον μέσο όρο. Απεικονίζει το ποσοστό αληθών θετικών (Recall) έναντι του ποσοστού ψευδών θετικών (1 - Ειδικότητα). Στην εικόνα που ακολουθεί φαίνεται και η οπτική απεικόνιση της AUC ROC για καλύτερη επεξήγηση της μετρικής.



Εικόνα 20: Απεικόνιση της AUC ROC Curve σε ιδανική (αριστερά) και τυχαία (δεξιά) κατάσταση

Αυτές οι μετρικές παρέχουν μια συνολική αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου, βοηθώντας στη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων και στην επιλογή του καλύτερου για ένα δεδομένο πρόβλημα.

4.5 Επιλογή Χαρακτηριστικών στο Σύνολο Δεδομένων

Η επιλογή χαρακτηριστικών (feature selection) είναι ένα κρίσιμο βήμα στην προετοιμασία των δεδομένων για μοντέλα μηχανικής μάθησης. Βοηθά στη μείωση της διαστασιμότητας του συνόλου δεδομένων, η οποία μπορεί να βελτιώσει την απόδοση του μοντέλου εξαλείφοντας άσχετα ή πλεονασματικά χαρακτηριστικά, μειώνοντας την υπερπροσαρμογή και μειώνοντας τον χρόνο εκπαίδευσης. Εφαρμόσαμε τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών πριν από τον διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών για να διασφαλίσουμε την ακεραιότητα και τη συνάφεια των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του μοντέλου.

4.5.1 Οφέλη της Επιλογής Χαρακτηριστικών (*Feature Selection*)

- **Βελτίωση της Ακρίβειας του Μοντέλου:** Άσχετα ή πλεονασματικά χαρακτηριστικά μπορούν να προκαλέσουν σύγχυση στο μοντέλο, οδηγώντας σε λιγότερο ακριβείς προβλέψεις.
- **Μείωση της Υπερπροσαρμογής (*overfitting*):** Λιγότερα χαρακτηριστικά μειώνουν την πιθανότητα το μοντέλο να μάθει τον θόρυβο στα δεδομένα εκπαίδευσης σαν να ήταν σήμα.
- **Αύξηση της Αποτελεσματικότητας:** Λιγότερα χαρακτηριστικά απαιτούν λιγότερους υπολογιστικούς πόρους, επιταχύνοντας τις διαδικασίες εκπαίδευσης και πρόβλεψης.

4.5.2 Τεχνικές Επιλογής Χαρακτηριστικών που Εφαρμόστηκαν

Εφαρμόσαμε δύο τεχνικές επιλογές χαρακτηριστικών στο σύνολο δεδομένων τρόμου:

1. Φιλτράρισμα με Βάση τη Συσχέτιση

Αυτή η μέθοδος περιλαμβάνει την αφαίρεση χαρακτηριστικών που είναι πολύ συσχετισμένα μεταξύ τους. Αν δύο χαρακτηριστικά είναι πολύ συσχετισμένα, είναι πιθανό να μεταφέρουν παρόμοιες πληροφορίες, και η αφαίρεση ενός από αυτά μπορεί να μειώσει την πλεονασματικότητα χωρίς σημαντική απώλεια πληροφοριών. Για να το υλοποιήσουμε αυτό:

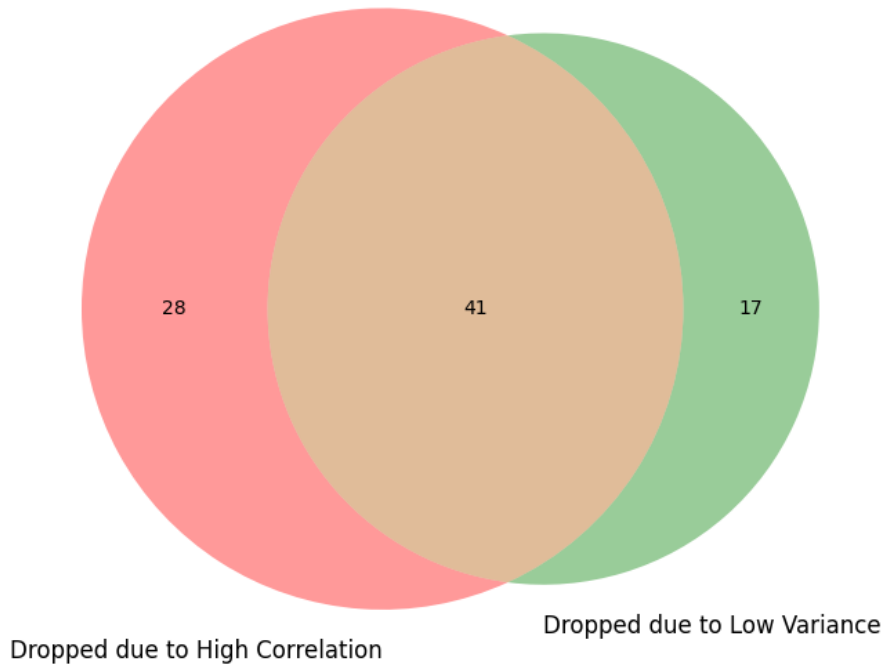
- Δημιουργούμε έναν πίνακα συσχέτισης μεταξύ των χαρακτηριστικών
- Θέτουμε ένα όριο συσχέτισης στο 0.7. Αν η συσχέτιση μεταξύ δύο χαρακτηριστικών υπερβαίνει αυτή την τιμή, ένα από αυτά τα χαρακτηριστικά αφαιρείται.

2. Φιλτράρισμα με Βάση τη Διακύμανση

Αυτή η μέθοδος περιλαμβάνει την αφαίρεση χαρακτηριστικών με χαμηλή διακύμανση, με την προϋπόθεση ότι τα χαρακτηριστικά που δεν ποικίλουν πολύ μέσα στο σύνολο δεδομένων είναι λιγότερο πιθανό να επηρεάσουν σημαντικά το αποτέλεσμα του μοντέλου. Για να το υλοποιήσουμε αυτό:

- Θέτουμε ένα όριο διακύμανσης στο 0.01
- Χρησιμοποιούμε το *VarianceThreshold* από το *sklearn* για να βρούμε και να αφαιρέσουμε αυτά τα χαρακτηριστικά με χαμηλή διακύμανση.

Venn Diagram of Feature Dropping Counts



Εικόνα 21: Διαγραμμα Venn που απεικονίζει τον αριθμό χαρακτηριστικών που απορρίφθηκαν λόγω υψηλής συσχέτισης και χαμηλής διακύμανσης. Στην εικόνα, 28 χαρακτηριστικά απορρίφθηκαν λόγω υψηλής συσχέτισης (κόκκινος κύκλος), 17 χαρακτηριστικά απορρίφθηκαν λόγω χαμηλής διακύμανσης (πράσινος κύκλος) και 41 χαρακτηριστικά απορρίφθηκαν λόγω και των δύο λόγων (επικάλυψη).

Συνδυασμός Χαρακτηριστικών

Μετά την εφαρμογή και των δύο μεθόδων, χρησιμοποιήσαμε μια συνδυαστική προσέγγιση για να καθορίσουμε τα κοινά χαρακτηριστικά που πρέπει να αφαιρεθούν από τις δύο μεθόδους, διασφαλίζοντας ότι διατηρούνται μόνο τα πιο σχετικά χαρακτηριστικά. Αυτό, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 20, οδήγησε σε μια μείωση 41 χαρακτηριστικών, αφήνοντάς μας με 51 χαρακτηριστικά από τα αρχικά 92.

4.5.3 Άλλες Μέθοδοι Επιλογής Χαρακτηριστικών

Πέρα από τα όρια συσχέτισης και διακύμανσης, διάφορες άλλες μέθοδοι μπορούν να πραγματοποιήσουν επιλογή χαρακτηριστικών, συχνά χρησιμοποιούμενες μετά την αρχική εκπαίδευση για να βελτιώσουν περαιτέρω τα μοντέλα:

- **Αναδρομική Εξάλειψη Χαρακτηριστικών (Recursive Feature Elimination RFE):** Αφαιρεί επαναληπτικά τα λιγότερο σημαντικά χαρακτηριστικά.

- **Προσθετική και Αφαιρετική Εξάλειψη (*Forward and Backward Elimination*):** Προσθέτει ή αφαιρεί διαδοχικά χαρακτηριστικά με βάση την επίδρασή τους στην απόδοση του μοντέλου.
- **Κανονικοποίηση Lasso:** Συρρικνώνει κάποιους συντελεστές χαρακτηριστικών σε μηδέν, πραγματοποιώντας ουσιαστικά επιλογή χαρακτηριστικών.

Με την επιλογή χαρακτηριστικών πριν από την εκπαίδευση των μοντέλων μας, απλοποιούμε τη διαδικασία της μοντελοποίησης, βελτιώνοντας ενδεχομένως την απόδοση και την αποτελεσματικότητα. Η χρήση μιας συνδυαστικής προσέγγισης για να βρούμε την τομή των αποτελεσμάτων από δύο διαφορετικές μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών διασφαλίζει ότι το τελικό σύνολο δεδομένων είναι βελτιστοποιημένο για συνάφεια και μη πλεονασμό. Αυτή η προετοιμασία είναι κρίσιμη για την εκπαίδευση ανθεκτικών, αποδοτικών και αποτελεσματικών μοντέλων για την πρόβλεψη συνθηκών που σχετίζονται με τρόμο στο ALAMEDA PD Tremor Dataset. Δοκιμάσαμε και συγκρίναμε τα αποτελέσματα πριν και μετά την επιλογή χαρακτηριστικών για να αξιολογήσουμε την επίδραση των τεχνικών επιλογής χαρακτηριστικών μας. Πραγματοποιώντας πειράματα στο πλήρες σύνολο των 92 χαρακτηριστικών και στο μειωμένο σύνολο των 51 χαρακτηριστικών, παρατηρήσαμε κι αξιολογήσαμε τις διαφορές στην απόδοση όσον αφορά την ακρίβεια, την βαθμολογία F1 και την υπολογιστική αποδοτικότητα, καθώς ο χρόνος που απαιτήθηκε για την εκπαίδευση των μοντέλων μειώθηκε σημαντικά.

5 Πειράματα και Αποτελέσματα

Σε αυτήν την ενότητα, θα συζητήσουμε τα πειράματα που διεξήχθησαν και τα αποτελέσματα που προέκυψαν. Θα συγκρίνουμε την απόδοση των δύο προτεινόμενων μεθόδων μας, αναδεικνύοντας τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους. Εξετάζοντας αυτές τις πτυχές, στοχεύουμε να παρέχουμε μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση των προσεγγίσεών μας, προσφέροντας γνώσεις για την πρακτική τους εφαρμοσιμότητα και τις δυνατότητες βελτίωσης. Η συγκριτική ανάλυση θα υποστηριχθεί από ποσοτικές μετρήσεις και οπτικοποιήσεις για να εξασφαλιστεί μια σαφής και λεπτομερής παρουσίαση των ευρημάτων μας.

5.1 Ρύθμιση Υπερπαραμέτρων

Στα πειράματά μας, χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο Grid Search για να βελτιστοποιήσουμε τις υπερπαραμέτρους για τέσσερις διαφορετικούς ταξινομητές: Δέντρα Απόφασης, Τυχαίο Δάσος, Υποστηρικτικές Μηχανές Διανυσμάτων και Λογιστική Παλινδρόμηση. Για τα Νευρωνικά Δίκτυα, πραγματοποιήσαμε πειραματική διερεύνηση με διαφορετικές αρχιτεκτονικές για να καθορίσουμε τη βέλτιστη διαμόρφωση. Το Grid Search είναι μια εξαντλητική τεχνική αναζήτησης που δοκιμάζει διάφορους συνδυασμούς υπερπαραμέτρων για να εντοπίσει το σύνολο που αποδίδει καλύτερα για ένα δεδομένο μοντέλο. Επιπλέον, στα πειράματά μας, χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο Grid Search για να βελτιστοποιήσουμε τις υπερπαραμέτρους τόσο για το Πολυετικετικό - Πολυκατηγοριακό Μοντέλο όσο και για τα 4 Ανεξάρτητα Μοντέλα, πριν και μετά την επιλογή χαρακτηριστικών.

5.1.1 Δέντρα Αποφάσεων

Στους παρακάτω πίνακες, παρουσιάζουμε τις βέλτιστες τιμές υπερπαραμέτρων για το Δέντρο Απόφασης. Ο Πίνακας 5 δείχνει τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ ο Πίνακας 6 παρουσιάζει τις βελτιστοποιημένες υπερπαραμέτρους μετά την επιλογή χαρακτηριστικών.

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
Criterion	gini	entropy	gini	entropy	entropy
Max Depth	None	None	none	none	None
Max Features	0.5	0.25	0.75	0.25	0.5
Max Leaf Nodes	30	50	none	none	none
Min Samples Leaf	1	6	1	1	2
Min Samples Split	8	2	2	2	2
Splitter	best	best	best	best	best

Πίνακας 5: Καλύτερες Υπερπαράμετροι για Δέντρα Αποφάσεων Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών.

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
Criterion	gini	Gini	gini	gini	entropy
Max Depth	None	none	20	20	None
Max Features	0.5	0.5	auto	0.5	0.25
Max Leaf Nodes	30	50	None	none	None
Min Samples Leaf	1	6	1	1	2.00
Min Samples Split	2	2	2	2	2.00
Splitter	best	best	best	best	best

Πίνακας 6: Καλύτερες Υπερπαράμετροι για Δέντρα Αποφάσεων Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

5.1.2 Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVMs)

Στους παρακάτω πίνακες, παρουσιάζουμε τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους για τις Υποστηρικτικές Μηχανές Διανυσμάτων. Ο Πίνακας 7 δείχνει τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ ο Πίνακας 8 παρουσιάζει τις βελτιστοποιημένες υπερπαραμέτρους μετά την επιλογή χαρακτηριστικών.

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
C	0.1	0.1	10	10	10
Gamma	scale	scale	gamma	gamma	scale
Kernal	rbf	linear	rbf	rbf	linear
Class Weight	balanced	balanced	None	balanced	None

Πίνακας 7: Καλύτερες Υπερπαράμετροι για SVM Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
C	0.1	0.1	10	10	10
Gamma	scale	scale	scale	auto	scale
Kernal	rbf	linear	linear	rbf	linear
Class Weight	balanced	balanced	None	balanced	None

Πίνακας 8: Καλύτερες Υπερπαράμετροι για SVM Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

5.1.3 Λογιστική Παλινδρόμηση

Οι παρακάτω πίνακες παρουσιάζουν τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους για τη Λογιστική Παλινδρόμηση. Ο Πίνακας 9 καταγράφει τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ ο Πίνακας 10 δείχνει τις βελτιστοποιημένες υπερπαραμέτρους μετά την επιλογή χαρακτηριστικών.

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
C	0.01	100	100	100	100
Max_Iter	300	100	100	100	300
Penalty	none	L1	L1	L1	L1
Solver	newton-cg	liblinear	liblinear	liblinear	liblinear
Class Weight	none	None	None	None	None

Πίνακας 9: Καλύτερες Υπερπαραμέτροι Για Λογιστική Παλινδρόμηση Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
C	0.01	100	100	100	10
Max_Iter	300	100	100	100	100
Penalty	none	l2	L1	L1	l2
Solver	newton-cg	newton-cg	liblinear	liblinear	newton-cg
Class Weight	none	79432624, 1: 2.06024	None	None	32624, 1: 2.06024

Πίνακας 10: Καλύτερες Υπερπαραμέτροι για Λογιστική Παλινδρόμηση Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

5.1.4 Τυχαία Δάση

Στους παρακάτω πίνακες, παρουσιάζουμε τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους για τον ταξινομητή Τυχαίου Δάσους. Ο Πίνακας 11 καταγράφει τις βέλτιστες υπερπαραμέτρους πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ ο Πίνακας 12 παρέχει τις βελτιστοποιημένες υπερπαραμέτρους μετά την επιλογή χαρακτηριστικών.

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
criterion	entropy	gini	entropy	entropy	entropy
max depth	20	None	None	None	20
max features	auto	auto	auto	auto	auto
min samples leaf	2	2	2	2	2
min samples split	2	6	6	6	6
estimators	100	100	200	200	100
class weight	balanced	balanced	3170029, 1: 11.24	1082858, 1: 2.327	balanced

Πίνακας 11: Καλύτερες Υπερπαραμέτροι για Τυχαία Δάση Πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Parameters	Multi-Label Multi Class Model	Independant Models			
		Constancy_of_rest	Kinetic_tremor	Postural_tremor	Rest_tremor
critierion	entropy	entropy	entropy	gini	entropy
max depth	20	20	none	20	20
max features	auto	auto	auto	auto	auto
min samples leaf	2	2	2	2	2
min samples split	6	6	6	6	6
estimators	200	200	100	200	200
class weight	balanced	balanced	balanced	082858, 1: 2.3277	53098, 1: 1.32

Πίνακας 12: Καλύτερες Υπερπαραμέτροι για Τυχαία Δάση Μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Αυτή η εκτενής διαδικασία ρύθμισης μας επέτρεψε να βελτιώσουμε την απόδοση κάθε μοντέλου εξερευνώντας μια ευρεία γκάμα συνδυασμών υπερπαραμέτρων. Για το μοντέλο νευρωνικού δικτύου, αντί να χρησιμοποιήσουμε το Grid Search, πειραματιστήκαμε με διαφορετικές αρχιτεκτονικές και επιλέξαμε αυτήν με την καλύτερη απόδοση, όπως φαίνεται στον Πίνακα 3. Αυτός ο συνδυασμός εξαντλητικής αναζήτησης για τα παραδοσιακά μοντέλα και πειραματισμού με αρχιτεκτονικές για τα νευρωνικά δίκτυα διασφάλισε ότι πετύχαμε την καλύτερη δυνατή απόδοση σε όλους τους ταξινομητές.

5.2 Αποτελέσματα

Στους ακόλουθους πίνακες, παρουσιάζουμε μια συνολική σύγκριση της απόδοσης των ταξινομητών πριν και μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Τα αποτελέσματα προκύπτουν από την αξιολόγηση στο 30% του συνόλου δεδομένων έπειτα από το 70-30 split. Επιπλέον, αξιολογούμε δύο διαφορετικές προσεγγίσεις μοντελοποίησης: το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο και την προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων. Αυτές οι συγκρίσεις γίνονται χρησιμοποιώντας μια ποικιλία μετρικών απόδοσης, παρέχοντας μια πλήρη αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας κάθε μοντέλου. Οι μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται περιλαμβάνουν, όπως προαναφέραμε, την Ακρίβεια (*Accuracy*), την Ευστοχία (*Precision*), την Ανάκληση (*Recall*), το *F1 Score* και την *AUC ROC*, προσφέροντας πληροφορίες για διάφορες πτυχές της απόδοσης του μοντέλου.

5.2.1 SVM

Στον Πίνακα 13 συγκρίνουμε την απόδοση του ταξινομητή SVM πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ στον Πίνακα 14 συγκρίνουμε την απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Ομοίως, συγκρίνουμε τις δύο προσεγγίσεις μας: το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο και την προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7303	0.7651	0.9326	0.8406	0.5069	0.6696
	kinetic Tremor	0.1589	0.0420	1.0000	0.0807	0.5633	
	Postural Tremor	0.2255	0.2050	0.9880	0.3395	0.5106	
	Rest Tremor	0.4334	0.3988	0.9393	0.5599	0.5289	
	Overall	0.3870	0.3527	0.9650	0.4552	0.5274	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.6717	0.7017	0.6717	0.6842	0.6160	
	kinetic Tremor	0.9591	0.9334	0.9591	0.9443	0.6316	
	Postural Tremor	0.7368	0.7352	0.7368	0.7360	0.6543	
	Rest Tremor	0.6404	0.6220	0.6404	0.6055	0.6720	

Πίνακας 13: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του Ταξινομητή SVM πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7303	0.7651	0.9326	0.8406	0.5069	0.6697
	kinetic Tremor	0.1637	0.0423	1.0000	0.0811	0.5658	
	Postural Tremor	0.2247	0.2043	0.9841	0.3384	0.5086	
	Rest Tremor	0.4350	0.3995	0.9393	0.5605	0.5302	
	Overall	0.3884	0.3528	0.9640	0.4552	0.5279	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.6734	0.7040	0.6734	0.6860	0.6142	
	kinetic Tremor	0.9615	0.9374	0.9615	0.9456	0.8088	
	Postural Tremor	0.7504	0.7317	0.7504	0.7399	0.6485	
	Rest Tremor	0.6565	0.6476	0.6565	0.6135	0.6745	

Πίνακας 14: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του Ταξινομητή SVM μετά την επιλογή Χαρακτηριστικών

Πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) δείχνει ποικίλη απόδοση μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 1 επιτυγχάνει υψηλή Ανάκληση (Recall)

0.9326 και F1 Score 0.8406, αν και η AUC ROC είναι μέτρια στο 0.5069. Ωστόσο, η απόδοση μειώνεται σημαντικά για την κατηγορία "Kinetic Tremor", με πολύ χαμηλή Ευστοχία (Precision) 0.0420 και Ακρίβεια (Accuracy) 0.1589, υποδεικνύοντας χαμηλή προγνωστική ικανότητα. Η κατηγορία "Postural Tremor" παρουσιάζει επίσης χαμηλή Ευστοχία (Precision) (0.2050) και Ακρίβεια (Accuracy) (0.2255), αλλά αντισταθμίζεται από υψηλή Ανάκληση (Recall) (0.9880), υποδεικνύοντας υψηλό ποσοστό σωστά αναγνωρισμένων θετικών, αλλά πολλά ψευδώς θετικά. Η κατηγορία "Rest Tremor" έχει μέτρια χαμηλές μετρικές απόδοσης, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.4334 και F1 Score 0.5599. Συνολικά, η Μέθοδος 1 δείχνει μέτρια απόδοση με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.3870 και F1 Score 0.4552.

Σε αντίθεση, η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) παρουσιάζει πιο ισορροπημένη και γενικά ανώτερη απόδοση πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 2 επιτυγχάνει Ακρίβεια (Accuracy) 0.6717 και F1 Score 0.6842, υποδεικνύοντας μερικώς αξιόπιστη απόδοση. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" ξεχωρίζει με εξαιρετικές μετρικές, συμπεριλαμβανομένης της Ακρίβειας (Accuracy) 0.9591 και F1 Score 0.9443, αναδεικνύοντας υψηλή ευστοχία (precision) και ανάκληση (recall). Η κατηγορία "Postural Tremor" αποδίδει επίσης μετρίως καλά, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7368 και F1 Score 0.7360. Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μέτρια αποτελέσματα, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6404 και F1 Score 0.6055. Συνολικά, η Μέθοδος 2 υπερβαίνει τη Μέθοδο 1 με υψηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.752 και F1 Score 0.7425.

Μετά την επιλογή χαρακτηριστικών, και οι δύο μέθοδοι παρουσιάζουν βελτιώσεις, αν και ο βαθμός ποικίλλει. Η Μέθοδος 1 διατηρεί υψηλή Ανάκληση (Recall) (0.9326) και F1 Score (0.8406) για την κατηγορία "Constancy of Rest" και δείχνει ελαφρές βελτιώσεις στην Ευστοχία (Precision) και Ακρίβεια (Accuracy) για τις κατηγορίες "Kinetic Tremor" και "Postural Tremor". Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μικρές βελτιώσεις στο F1 Score (0.5605) και στην AUC ROC (0.5302). Συνολικά, η απόδοση της Μεθόδου 1 βελτιώνεται ελαφρώς με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.3884 και F1 Score 0.4552.

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) συνεχίζει να παρουσιάζει ανώτερη απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Η κατηγορία "Constancy of Rest" δείχνει ελαφρώς βελτιωμένη απόδοση, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6734 και F1 Score 0.6860. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" διατηρεί υψηλή απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.9615 και F1 Score 0.9458. Η κατηγορία "Postural Tremor" παρουσιάζει ελαφρές βελτιώσεις στην Ακρίβεια (Accuracy) (0.7504) και στο F1 Score (0.7399), ενώ η κατηγορία "Rest Tremor" επίσης βελτιώνεται, επιτυγχάνοντας Ακρίβεια (Accuracy) 0.6565 και F1 Score 0.6135. Συνολικά, η Μέθοδος 2 διατηρεί το πλεονέκτημά της με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.76045 και F1 Score 0.7463.

Συνοψίζοντας, η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) υπερτερεί σταθερά έναντι του Πολυετικετικού Πολυκατηγοριακού Μοντέλου (Μέθοδος 1) στις περισσότερες κατηγορίες και μετρικές. Η επιλογή χαρακτηριστικών οδηγεί σε ελαφρές βελτιώσεις και για τις δύο μεθόδους, με τη Μέθοδο 2 να διατηρεί την ανώτερη απόδοσή της σε όρους Ακρίβειας (Accuracy), F1 Score και συνολικής AUC ROC.

5.2.2 Λογιστική Παλινδρόμηση

Στον Πίνακα 15 συγκρίνουμε την απόδοση του μοντέλου Λογιστικής Παλινδρόμησης πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ στον Πίνακα 16 συγκρίνουμε την απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Ομοίως, συγκρίνουμε τις δύο προσεγγίσεις μας: το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο και την προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων

Πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) δείχνει ποικίλη απόδοση μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 1 επιτυγχάνει υψηλή Ανάκληση (Recall) 0.9674 και F1 Score 0.8613, αν και η AUC ROC είναι μέτρια στο 0.5360. Ωστόσο, η απόδοση μειώνεται σημαντικά για την κατηγορία "Kinetic Tremor", με σχεδόν όλες τις μετρικές να είναι στο μηδέν, υποδεικνύοντας χαμηλή προγνωστική ικανότητα. Η κατηγορία "Postural Tremor" έχει μέτρια Ευστοχία (Precision) 0.6000 και σχετικά καλή Ακρίβεια (Accuracy) 0.8146, αλλά παρουσιάζει χαμηλή Ανάκληση (Recall) 0.2390. Η κατηγορία "Rest Tremor" δείχνει μέτρια έως χαμηλή απόδοση σε όλες τις μετρικές με

Ακρίβεια (Accuracy) 0.6541 και F1 Score 0.4261. Συνολικά, η Μέθοδος 1 δείχνει μέτρια απόδοση με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7986 και F1 Score 0.4073.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7624	0.7762	0.9674	0.8613	0.5360	0.6422
	kinetic Tremor	0.9631	0.0000	0.0000	0.0000	0.5000	
	Postural Tremor	0.8146	0.6000	0.2390	0.3419	0.5994	
	Rest Tremor	0.6541	0.5861	0.3347	0.4261	0.5938	
	Overall	0.7986	0.4906	0.3853	0.4073	0.5573	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7624	0.7088	0.7624	0.6927	0.6390	
	kinetic Tremor	0.9591	0.9370	0.9591	0.9456	0.8392	
	Postural Tremor	0.8186	0.7941	0.8186	0.7808	0.7774	
	Rest Tremor	0.6340	0.6489	0.6340	0.6383	0.6750	

Πίνακας 15: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του ταξινομητή Λογιστικής Παλινδρόμησης πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) παρουσιάζει πιο ισορροπημένη και γενικά ανώτερη απόδοση πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 2 επιτυγχάνει Ακρίβεια (Accuracy) 0.7624 και F1 Score 0.6927, υποδεικνύοντας σχετικά καλή απόδοση. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" ξεχωρίζει με εξαιρετικές μετρικές, συμπεριλαμβανομένης της Ακρίβειας (Accuracy) 0.9591 και F1 Score 0.9456, αναδεικνύοντας υψηλή ευστοχία (precision) και ανάκληση (recall). Η κατηγορία "Postural Tremor" αποδίδει επίσης καλά, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.8186 και F1 Score 0.7808. Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μέτρια αποτελέσματα, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6340 και F1 Score 0.6383. Συνολικά, η Μέθοδος 2 υπερβαίνει τη Μέθοδο 1 με υψηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7940 και F1 Score 0.7644.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7657	0.7760	0.9737	0.8637	0.5358	0.6233
	kinetic Tremor	0.9631	0.0000	0.0000	0.0000	0.5000	
	Postural Tremor	0.8114	0.6250	0.1594	0.2540	0.5676	
	Rest Tremor	0.6477	0.5771	0.3054	0.3995	0.5831	
	Overall	0.7970	0.49452	0.3596	0.3793	0.5466	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7697	0.7330	0.7697	0.7005	0.6288	
	kinetic Tremor	0.9599	0.9343	0.9599	0.9448	0.8390	
	Postural Tremor	0.8106	0.7809	0.8106	0.7603	0.7404	
	Rest Tremor	0.6292	0.6515	0.6292	0.6342	0.6726	

Πίνακας 16: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του ταξινομητή Λογιστικής Παλινδρόμησης μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Μετά την επιλογή χαρακτηριστικών, οι δύο μέθοδοι παρουσιάζουν μεικτά αποτελέσματα. Η Μέθοδος 1 διατηρεί υψηλή Ανάκληση (Recall) (0.9737) και F1 Score (0.8637) για την κατηγορία "Constancy of Rest" και δείχνει ελαφρές μεταβολές στην Ευστοχία (Precision) και Ακρίβεια (Accuracy) για τις κατηγορίες "Kinetic Tremor" και "Postural Tremor". Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μικρές επιδεινώσεις σε όλες τις μετρικές, όπως στο F1 Score (0.3995) και στην AUC ROC (0.5831). Συνολικά, η απόδοση της Μεθόδου 1 επιδεινώνεται ελαφρώς με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7970 και F1 Score 0.3793.

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) συνεχίζει να παρουσιάζει ελαφρώς ανώτερη απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Η κατηγορία "Constancy of Rest" δείχνει βελτιωμένη απόδοση, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7697 και F1 Score 0.7005. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" διατηρεί υψηλή απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.9599 και F1 Score 0.9448. Η κατηγορία "Postural Tremor" παρουσιάζει πολύ ελαφρές επιδεινώσεις στην Ακρίβεια (Accuracy) (0.8106) και στο F1 Score (0.7603), ενώ η κατηγορία "Rest Tremor" επίσης μειώνει πολύ ελαφρά την απόδοση της, επιτυγχάνοντας Ακρίβεια (Accuracy) 0.6292 και F1 Score 0.6342. Συνολικά, η Μέθοδος 2 διατηρεί το πλεονέκτημά της με υψηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7924 και ειδικά F1 Score 0.76.

Συνοψίζοντας, η Μέθοδος 2, που χρησιμοποιεί Ανεξάρτητα Μοντέλα, επιτυγχάνει σταθερά καλύτερη απόδοση από τη Μέθοδο 1 (το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο), στην πλειοψηφία των κατηγοριών και των μετρικών αξιολόγησης. Η εφαρμογή της επιλογής χαρακτηριστικών δεν μεταβάλλει σημαντικά την απόδοση και των δύο μεθόδων, με τη Μέθοδο 2 να συνεχίζει να υπερέχει σε όρους Ακρίβειας (Accuracy), F1 Score και συνολικής AUC ROC. Παρ' όλα αυτά η συμβολή της στην μείωση της χρήσης υπολογιστικών πόρων και στον χρόνο εκπαίδευσης των μοντέλων είναι πολύ σημαντική.

5.2.3 Τυχαίο Δάσος

Στον Πίνακα 17 συγκρίνουμε την απόδοση του μοντέλου Random Forest πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ στον Πίνακα 18 συγκρίνουμε την απόδοση μετά την

επιλογή χαρακτηριστικών. Ομοίως, συγκρίνουμε τις δύο προσεγγίσεις μας: το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο και την προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Metod1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7986	0.8036	0.9737	0.8805	0.6051	0.7212
	kinetic Tremor	0.9647	0.6250	0.1087	0.1852	0.5531	
	Postural Tremor	0.8587	0.7863	0.4104	0.5393	0.6911	
	Rest Tremor	0.7039	0.6580	0.4749	0.5516	0.6606	
	Overall	0.8315	0.7182	0.491908	0.5392	0.6275	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7937	0.7745	0.7937	0.7560	0.7623	
	kinetic Tremor	0.9639	0.9517	0.9639	0.9520	0.9241	
	Postural Tremor	0.8612	0.8529	0.8612	0.8451	0.8728	
	Rest Tremor	0.7055	0.6995	0.7055	0.6913	0.7528	

Πίνακας 17: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων του Ταξινομητή Τυχαίου Δάσους πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) δείχνει ποικίλη απόδοση μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 1 επιτυγχάνει υψηλή Ανάκληση (Recall) 0.9737 και F1 Score 0.8805, αν και η AUC ROC είναι μέτρια στο 0.6051. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" παρουσιάζει μεγάλες διαφορές στις μετρικές, με πολύ υψηλή Ακρίβεια (Accuracy) 0.9647, και πολύ χαμηλή Ανάκληση (Recall) 0.1087 και F1 Score 0.1852, ενώ η AUC ROC είναι στο 0.5531. Η κατηγορία "Postural Tremor" παρουσιάζει μέτρια καλή Ευστοχία (Precision) 0.7863 και Ανάκληση (Recall) 0.4104, με αποτέλεσμα F1 Score 0.6911. Η κατηγορία "Rest Tremor" εμφανίζει μέτρια απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7039 και F1 Score 0.5516. Συνολικά, η Μέθοδος 1 δείχνει μέτρια προς καλή απόδοση με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.8315 και F1 Score 0.5392.

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) παρουσιάζει πιο ισορροπημένη και γενικά ανώτερη απόδοση πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 2 επιτυγχάνει Ακρίβεια (Accuracy) 0.7937 και F1 Score 0.7560, υποδεικνύοντας μια κάπως αξιόπιστη απόδοση. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" ξεχωρίζει ξανά με εξαιρετικές μετρικές, συμπεριλαμβανομένης Ακρίβειας (Accuracy) 0.9639 και F1 Score 0.9520, αναδεικνύοντας υψηλή ευστοχία (precision) και ανάκληση (recall). Η κατηγορία "Postural Tremor" αποδίδει επίσης πολύ καλά, με Ακρίβεια

(Accuracy) 0.8612 και F1 Score 0.8451. Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μέτρια αποτελέσματα, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7055 και F1 Score 0.6913. Συνολικά, η Μέθοδος 2 υπερβαίνει τη Μέθοδο 1 με υψηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.8311 και ιδιαίτερα υψηλότερο F1 Score 0.8111.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7961	0.8047	0.9674	0.8786	0.6070	0.7106
	kinetic Tremor	0.9623	0.4615	0.1304	0.2034	0.5623	
	Postural Tremor	0.8539	0.7413	0.4223	0.5381	0.6926	
	Rest Tremor	0.6902	0.6438	0.4310	0.5163	0.6606	
	Overall	0.8256	0.6628	0.487769	0.5341	0.6258	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7961	0.7803	0.7961	0.7566	0.7669	
	kinetic Tremor	0.9631	0.9496	0.9631	0.9515	0.9025	
	Postural Tremor	0.8507	0.8386	0.8507	0.8341	0.8611	
	Rest Tremor	0.6902	0.6823	0.6902	0.6740	0.7351	

Πίνακας 18: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για ταξινομητή Τυχαίου Δάσους μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Μετά την επιλογή χαρακτηριστικών, και οι δύο μέθοδοι συνεχίζουν να παρουσιάζουν συγκρίσιμα αποτελέσματα. Η Μέθοδος 1 διατηρεί υψηλή Ανάκληση (Recall) (0.9674) και F1 Score (0.8786) για την κατηγορία "Constancy of Rest" αλλά δείχνει ελαφρές μειώσεις σε κάποιες μετρικές, όπως στην Ευστοχία (Precision) και Ακρίβεια (Accuracy) για τις κατηγορίες "Kinetic Tremor" και "Postural Tremor". Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει επίσης μικρές επιδεινώσεις στο F1 Score (0.5163) και στην Ανάκληση (Recall) (0.4310). Συνολικά, η απόδοση της Μεθόδου 1 χειροτερεύει ελαφρώς με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.8256 και F1 Score 0.5341.

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) συνεχίζει να παρουσιάζει ανώτερη απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Η κατηγορία "Constancy of Rest" δείχνει βελτιωμένη απόδοση, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7961 και F1 Score 0.7566. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" διατηρεί υψηλή απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.9631 και F1 Score 0.9515. Η κατηγορία "Postural Tremor" παρουσιάζει πολύ ελαφρές μειώσεις στην Ακρίβεια (Accuracy) (0.8507) και στο F1 Score (0.8341), ενώ η κατηγορία "Rest Tremor" επίσης επιδεινώνεται ελαφρώς, επιτυγχάνοντας Ακρίβεια (Accuracy) 0.6902 και F1 Score

0.6740. Συνολικά, η Μέθοδος 2 διατηρεί το πλεονέκτημά της με υψηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.8250 και F1 Score 0.8041.

5.2.4 Νευρωνικά Δίκτυα

Στον Πίνακα 19 συγκρίνουμε την απόδοση του Νευρωνικού Δικτύου πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ στον Πίνακα 20 συγκρίνουμε την απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Ομοίως, συγκρίνουμε τις δύο προσεγγίσεις μας: το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο και την προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων.

Πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) δείχνει ποικίλη απόδοση μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 1 επιτυγχάνει υψηλή Ανάκληση (Recall) 0.9884 και F1 Score 0.8638, αν και η AUC ROC είναι μέτρια στο 0.5128. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" έχει μέτρια απόδοση με υψηλή Ακρίβεια (Accuracy) 0.9607 αλλά χαμηλή Ανάκληση (Recall) 0.0217 και πολύ χαμηλό F1 Score 0.0392. Η κατηγορία "Postural Tremor" επιτυγχάνει καλή Ακρίβεια (Accuracy) 0.8130 αλλά χαμηλό F1 Score 0.3003, με μέτρια AUC ROC 0.5552. Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει δεν παρουσιάζει ιδιαίτερα καλή απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6637 και F1 Score 0.3381. Συνολικά, η Μέθοδος 1 δείχνει μέτρια απόδοση με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.800 και F1 Score 0.3854.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7624	0.7672	0.9884	0.8638	0.5128	0.6142
	kinetic Tremor	0.9607	0.2000	0.0217	0.0392	0.5092	
	Postural Tremor	0.8130	0.6098	0.1992	0.3003	0.5552	
	Rest Tremor	0.6637	0.6903	0.2238	0.3381	0.5807	
	Overall	0.8000	0.5668	0.3583	0.3854	0.5465	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7648	0.7176	0.7648	0.6840	0.5213	
	kinetic Tremor	0.5626	0.9540	0.5626	0.6871	0.6893	
	Postural Tremor	0.4366	0.7786	0.4366	0.4609	0.6011	
	Rest Tremor	0.6284	0.6078	0.6284	0.6017	0.5686	

Πίνακας 19: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για το Νευρωνικό Δίκτυο πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) παρουσιάζει πιο ισορροπημένη και γενικά ανώτερη απόδοση πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 2 επιτυγχάνει Ακρίβεια (Accuracy) 0.7648 και F1 Score 0.6849. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" ξεχωρίζει με ιδιαίτερα βελτιωμένες μετρικές και, παρόλο που παρατηρούμε μείωση της Ακρίβειας (Accuracy) 0.5626, βλέπουμε και πολύ βελτιωμένο F1 Score 0.6871, αναδεικνύοντας υψηλή ευστοχία (precision) και ανάκληση (recall). Η κατηγορία "Postural Tremor" αποδίδει μέτρια, με μειωμένη Ακρίβεια (Accuracy) 0.4366 και F1 Score 0.4609. Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει βελτιωμένα αποτελέσματα, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6284 και F1 Score 0.6017. Συνολικά, η Μέθοδος 2 έχει χαμηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.5981 σε σχέση με την Μέθοδο 1, αλλά υψηλότερο F1 Score 0.6084.

Μετά την επιλογή χαρακτηριστικών, και οι δύο μέθοδοι παρουσιάζουν μικρές μεταβολές. Η Μέθοδος 1 διατηρεί υψηλή Ανάκληση (Recall) (0.9958) και F1 Score (0.8647) για την κατηγορία "Constancy of Rest" και δείχνει ελαφρές βελτιώσεις στην Ευστοχία (Precision) και Ακρίβεια (Accuracy) για τις κατηγορίες "Kinetic Tremor" και "Postural Tremor". Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μικρές μειώσεις στο F1 Score (0.2256) και στην AUC ROC (0.5423) με αρκετά χαμηλές τιμές στην συγκεκριμένη κατηγορία. Συνολικά, η απόδοση της Μεθόδου 1 επιδεινώνεται ελαφρώς με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7919 και F1 Score 0.3198.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7624	0.7641	0.9958	0.8647	0.5047	0.5615
	kinetic Tremor	0.9607	0.2000	0.0217	0.0392	0.5092	
	Postural Tremor	0.8082	0.7000	0.0837	0.1495	0.5373	
	Rest Tremor	0.6364	0.6168	0.1381	0.2256	0.5423	
	Overall	0.7919	0.5702	0.3098	0.3198	0.5234	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7568	0.6762	0.7568	0.6732	0.5103	
	kinetic Tremor	0.8331	0.9541	0.8331	0.8814	0.7565	
	Postural Tremor	0.4711	0.7616	0.4711	0.5063	0.5988	
	Rest Tremor	0.6212	0.6134	0.6212	0.4969	0.5110	

Πίνακας 20: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για το Νευρωνικό Δίκτυο μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) συνεχίζει να παρουσιάζει πιο συνεπή απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Η κατηγορία "Constancy of Rest" δείχνει αντίστοιχη απόδοση, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7568 και F1 Score 0.6732. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" παρουσιάζει πολύ βελτιωμένη απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.8331 και F1 Score 0.8814. Η κατηγορία "Postural Tremor" παρουσιάζει ελαφρές βελτιώσεις στην Ακρίβεια (Accuracy) (0.4711) και στο F1 Score (0.0.5063), ενώ η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει επιδείνωση, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6212 και F1 Score 0.4969. Συνολικά, η Μέθοδος 2 διατηρεί το πλεονέκτημά της με χαμηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.6701 αλλά υψηλότερο F1 Score 0.6395.

Συνολικά, η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) υπερβαίνει αρκετά συχνά το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) στις περισσότερες κατηγορίες και μετρικές. Η επιλογή χαρακτηριστικών οδηγεί σε μεικτά αποτελέσματα και για τις δύο μεθόδους, χωρίς να αλλάζει υπερβολικά πολύ το τοπίο αλλά γλυτώνοντας πολύ χρόνο και υπολογιστική ισχύ στην διαδικασία εκπαίδευσης. Σε γενικές γραμμές η Μέθοδος 2 παραμένει ανώτερη σε όρους Ακρίβειας (Accuracy), F1 Score και συνολικής AUC ROC.

5.2.5 Δέντρα Αποφάσεων

Στους παρεχόμενους πίνακες, συγκρίνουμε την απόδοση των Δέντρων Αποφάσεων χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικές προσεγγίσεις: το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) και την προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2). Αυτή η σύγκριση πραγματοποιείται τόσο πριν όσο και μετά την επιλογή χαρακτηριστικών, χρησιμοποιώντας βασικές μετρικές απόδοσης όπως Ακρίβεια (Accuracy), Ευστοχία (Precision), Ανάκληση (Recall), F1 Score και AUC ROC.

Πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών, το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) δείχνει ποικίλη απόδοση μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 1 επιτυγχάνει υψηλή Ανάκληση (Recall) 0.9274 και F1 Score 0.8541, αν και η AUC ROC είναι μέτρια στο 0.5718. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" έχει μέτρια απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.9591 αλλά χαμηλή Ανάκληση (Recall) 0.1304 και F1 Score 0.1905. Η κατηγορία "Postural Tremor" επιτυγχάνει

Ακρίβεια (Accuracy) 0.8186 και F1 Score 0.4378, με μέτρια AUC ROC 0.6436. Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μέτρια απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6445 και F1 Score 0.4707. Συνολικά, η Μέθοδος 1 δείχνει μέτρια απόδοση με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7951 και F1 Score 0.4883.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7584	0.7916	0.9274	0.8541	0.5718	0.6696
	kinetic Tremor	0.9591	0.3529	0.1304	0.1905	0.5606	
	Postural Tremor	0.8186	0.5828	0.3506	0.4378	0.6436	
	Rest Tremor	0.6445	0.5487	0.4121	0.4707	0.6006	
	Overall	0.7951	0.569	0.4551	0.4883	0.5942	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7673	0.7365	0.7673	0.7409	0.6564	
	kinetic Tremor	0.9382	0.9425	0.9382	0.9403	0.6021	
	Postural Tremor	0.7889	0.7911	0.7889	0.79	0.6772	
	Rest Tremor	0.6244	0.63	0.6244	0.6267	0.6124	

Πίνακας 21: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για Δέντρα Αποφάσεων πριν την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) παρουσιάζει πιο ισορροπημένη και γενικά ανώτερη απόδοση πριν από την επιλογή χαρακτηριστικών. Για την κατηγορία "Constancy of Rest", η Μέθοδος 2 επιτυγχάνει Ακρίβεια (Accuracy) 0.7673 και F1 Score 0.7409. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" ξεχωρίζει με εξαιρετικές μετρικές, συμπεριλαμβανομένης Ακρίβειας (Accuracy) 0.9382 και F1 Score 0.9403, αναδεικνύοντας υψηλή ευστοχία (Precision) και ανάκληση (Recall). Η κατηγορία "Postural Tremor" αποδίδει επίσης καλά, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7889 και F1 Score 0.7900. Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μέτρια αποτελέσματα, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.6244 και F1 Score 0.6267. Συνολικά, η Μέθοδος 2 υπερβαίνει τη Μέθοδο 1 με υψηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7797 και F1 Score 0.7745.

Μετά την επιλογή χαρακτηριστικών, και οι δύο μέθοδοι παρουσιάζουν πολύ μικρές μεταβολές. Η Μέθοδος 1 διατηρεί υψηλή Ανάκληση (Recall) (0.9326) και F1 Score (0.8569) για την κατηγορία "Constancy of Rest" και δείχνει ελαφρές μειώσεις στην Ευστοχία (Precision) και Ακρίβεια (Accuracy) για τις κατηγορίες "Kinetic Tremor" και "Postural Tremor". Η κατηγορία "Rest Tremor" παρουσιάζει μικρές μειώσεις στο F1 Score

(0.3887) και στην AUC ROC (0.5716). Συνολικά, η απόδοση της Μεθόδου 1 επιδεινώνεται πολύ ελαφρώς με συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7943 και F1 Score 0.4754.

	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC ROC	Weighted Avg F1 Score
Method1 Multi Label Multi Class	Constancy of rest	0.7624	0.7925	0.9326	0.8569	0.5744	0.6513
	kinetic Tremor	0.9551	0.2917	0.1522	0.2000	0.5690	
	Postural Tremor	0.8258	0.6149	0.3625	0.4561	0.6526	
	Rest Tremor	0.6340	0.5410	0.3033	0.3887	0.5716	
	Overall	0.7943	0.5600	0.4377	0.4754	0.5919	
Method 2 4 Independent Modles	Constancy of rest	0.7592	0.7293	0.7592	0.7363	0.6289	
	kinetic Tremor	0.9470	0.9543	0.9470	0.9504	0.6986	
	Postural Tremor	0.7721	0.7755	0.7721	0.7737	0.6518	
	Rest Tremor	0.6228	0.6275	0.6228	0.6248	0.6161	

Πίνακας 22: Αποτελέσματα των Διαφορετικών Προσεγγίσεων για Δέντρα Αποφάσεων μετά την Επιλογή Χαρακτηριστικών

Η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) συνεχίζει να παρουσιάζει ανώτερη απόδοση μετά την επιλογή χαρακτηριστικών. Η κατηγορία "Constancy of Rest" δείχνει βελτιωμένη απόδοση, με Ακρίβεια (Accuracy) 0.7592 και F1 Score 0.7363. Η κατηγορία "Kinetic Tremor" διατηρεί υψηλή απόδοση με Ακρίβεια (Accuracy) 0.9470 και F1 Score 0.9504. Η κατηγορία "Postural Tremor" παρουσιάζει πολύ ελαφρές μειώσεις στην Ακρίβεια (Accuracy) (0.7721) και στο F1 Score (0.7737), ενώ η κατηγορία "Rest Tremor" επίσης επιδεινώνεται ελαφρώς, παρουσιάζοντας Ακρίβεια (Accuracy) 0.6228 και F1 Score 0.6248. Συνολικά, η Μέθοδος 2 διατηρεί το πλεονέκτημά της με υψηλότερη συνολική Ακρίβεια (Accuracy) 0.7753 και F1 Score 0.7713.

Συμπερασματικά, η προσέγγιση Ανεξάρτητων Μοντέλων (Μέθοδος 2) υπερβαίνει σταθερά το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο (Μέθοδος 1) στις περισσότερες κατηγορίες και μετρικές. Η επιλογή χαρακτηριστικών οδηγεί σε μικρές μεταβολές και για τις δύο μεθόδους, με τη Μέθοδο 2 να διατηρεί την ανώτερη απόδοσή της σε όρους Ακρίβειας (Accuracy), F1 Score και συνολικής AUC ROC.

6 Συμπεράσματα

Σε αυτή τη μελέτη, εστιάσαμε στην ταξινόμηση των συμπτωμάτων τρόμου που σχετίζονται με τη νόσο του Parkinson, χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων ALAMEDA PD Tremor Dataset. Αξιολογήσαμε την απόδοση διαφόρων ταξινομητών και συγκρίναμε δύο διακριτές μεθόδους: το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο και ένα σύνολο τεσσάρων Ανεξάρτητων Δυαδικών Μοντέλων. Η μεθοδολογία μας περιλάμβανε αναζήτηση πλέγματος (grid search) για τη βελτιστοποίηση των υπερπαραμέτρων και την εφαρμογή τεχνικών επιλογής χαρακτηριστικών για την ενίσχυση της απόδοσης των μοντέλων.

Η συγκριτική ανάλυσή μας ανέδειξε αρκετά σημαντικά ευρήματα. Στον Πίνακα 23 παρουσιάζονται συγκεντρωμένα τα αποτελέσματα για τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν, τις μεθόδους προσέγγισης και με ή χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών. Χρησιμοποιήθηκαν οι μέσες τιμές για κάθε μετρική που χρησιμοποιήσαμε.

		Feature Selection	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	AUC_ROC	Weighted Avg F1 Score
SVM	Method 1	No	0.3870	0.3527	0.9560	0.4552	0.5724	0.6696
		Yes	0.3884	0.3528	0.9640	0.4552	0.5279	0.6697
	Method 2	No	0.7520	0.7481	0.7520	0.7425	0.6435	
		Yes	0.7605	0.7552	0.7605	0.7463	0.6865	
Logistical Regression	Method 1	No	0.7986	0.4906	0.3853	0.4073	0.5573	0.6422
		Yes	0.7970	0.4945	0.3596	0.3793	0.5466	0.6233
	Method 2	No	0.7940	0.7722	0.7935	0.7644	0.7327	
		Yes	0.7924	0.7749	0.7924	0.7600	0.7202	
Random Forest	Method 1	No	0.8315	0.7182	0.4919	0.5392	0.6275	0.7212
		Yes	0.8256	0.6628	0.4878	0.5341	0.6258	0.7106
	Method 2	No	0.8311	0.8197	0.8311	0.8111	0.8280	
		Yes	0.8250	0.8127	0.8250	0.8041	0.8164	
Neural Network	Method 1	No	0.8000	0.5668	0.3583	0.3854	0.5465	0.6141
		Yes	0.7919	0.5702	0.3098	0.3198	0.5234	0.4615
	Method 2	No	0.5981	0.7645	0.5981	0.6084	0.5951	
		Yes	0.6791	0.7513	0.6706	0.6395	0.5942	
Decision Trees	Method 1	No	0.7951	0.5690	0.4551	0.4883	0.5942	0.6696
		Yes	0.7943	0.5600	0.4377	0.4754	0.5919	0.6513
	Method 2	No	0.7797	0.7750	0.7797	0.7745	0.6370	
		Yes	0.7753	0.7717	0.7753	0.7713	0.6489	

Πίνακας 23: Συγκεντρωμένα Αποτελέσματα των Μοντέλων, Αλγορίθμων και της Επιλογής Χαρακτηριστικών με τις μέσες τιμές των μετρικών για κάθε περίπτωση.

Αρχικά παρατηρούμε ότι τα Ανεξάρτητα Δυαδικά Μοντέλα υπερερούσαν σταθερά έναντι του Πολυετικετικού Πολυκατηγοριακού Μοντέλου στις περισσότερες μετρικές

απόδοσης, συμπεριλαμβανομένων των Ακρίβειας (Accuracy), Ευστοχίας (Precision), Ανάκλησης (Recall), F1 Score και AUC ROC. Αυτή η προσέγγιση ήταν ιδιαίτερα αποτελεσματική στη διάκριση μεταξύ των διαφορετικών τύπων τρόμου, επιδεικνύοντας σταθερά υψηλότερη συνολική ακρίβεια και πιο ισορροπημένα F1 Scores. Ο λόγος που πιθανώς συμβαίνει αυτό, είναι επειδή το κάθε μοντέλο λειτουργεί καλύτερα όταν εκπαιδεύεται και προβλέπει μονάχα τον κάθε τύπο τρόμου, καθώς έτσι έχει μια συνέπεια στο δείγμα. Ακόμα, το πρώτο μοντέλο παρουσίασε χαμηλότερη απόδοση, πιθανώς επειδή το δείγμα ασθενών ήταν μικρό (12 ασθενείς) και τα δείγματα πάρθηκαν σε σύντομο χρονικό διάστημα. Μπορεί δηλαδή να μην μελετήθηκαν διαφορετικές αλληλεξαρτήσεις ώστε να μπορεί το μοντέλο να εκπαιδευτεί σε διαφορετικές καταστάσεις και να είναι πιο έμπειρο στο να κάνει διάκριση ανάμεσα στους διαφορετικούς τύπους τρόμου. Επιπλέον, από τους ταξινομητές που δοκιμάστηκαν, τα Τυχαία Δάση (Random Forests) και η Λογιστική Παλινδρόμηση εμφάνισαν την υψηλότερη απόδοση, ιδιαίτερα όταν χρησιμοποιήθηκαν με την προσέγγιση των Ανεξάρτητων Δυαδικών Μοντέλων. Τα Δέντρα Αποφάσεων και οι Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων ακολούθησαν με μέτρια προς ικανοποιητικά ποσοστά, ξεπερνώντας τα Νευρωνικά Δίκτυα που αποδείχθηκαν αναποτελεσματικά για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Αυτό πιθανώς συμβαίνει λόγω της ανισορροπίας που εμφανίζουν οι κλάσεις στο σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε. Είναι πολύ πιθανό το νευρωνικό δίκτυο να προέβη σε υπερπροσαρμογή (overfitting) και για αυτό να είχαμε χαμηλά ποσοστά στις μετρικές, ειδικά την AUC ROC και το F1 Score. Επιπροσθέτως, πιθανώς πραγματοποιώντας διαφορετική διαδικασία προεπεξεργασίας των χαρακτηριστικών, ή ακόμα και τροποποιώντας το νευρωνικό δίκτυο ώστε να δέχεται απευθείας τα ακατέργαστα δεδομένα (raw data) να είχαμε βελτιωμένη απόδοση του μοντέλου.

Σημαντικό είναι να αναφέρουμε ότι η εφαρμογή τεχνικών επιλογής χαρακτηριστικών (feature selection) παρουσίασε αξιόλογο ερευνητικό ενδιαφέρον. Σε όλα τα μοντέλα διατήρησε σε παρόμοια επίπεδα την απόδοσή τους, είτε βελτιώνοντάς την ελαφρώς είτε μειώνοντας την. Ωστόσο, ακόμα και στις περιπτώσεις που υπήρξε μικρή μείωση της απόδοσης, η προσφορά της επιλογής χαρακτηριστικών ήταν πολύ μεγάλη. Μειώνοντας την διαστατικότητα του συνόλου δεδομένων αυξήθηκε σημαντικά η υπολογιστική αποδοτικότητα. Επιπλέον, βοήθησε στον εντοπισμό των πιο σημαντικών

χαρακτηριστικών, βελτιώνοντας έτσι την ερμηνευσιμότητα των μοντέλων και παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες για τους βασικούς παράγοντες που επηρεάζουν την ταξινόμηση των τρόμων.

Όσον αφορά τα οφέλη και τους περιορισμούς, η προσέγγιση των Ανεξάρτητων Δυναμικών Μοντέλων έδειξε σαφή πλεονεκτήματα σε όρους απόδοσης και ερμηνευσιμότητας, καθιστώντας την, την προτιμότερη επιλογή για την ταξινόμηση των τρόμων στη νόσο του Parkinson. Ωστόσο, το Πολυετικετικό Πολυκατηγοριακό Μοντέλο παραμένει πολύτιμο σε σενάρια όπου οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ πολλαπλών ετικετών είναι σημαντικές και δεν πρέπει να παραβλέπεται. Ακόμα, σε σύνολα δεδομένων που παρουσιάζουν μεγαλύτερη ποικιλομορφία ίσως προσφέρει σημαντικά βελτιωμένη απόδοση, αξιολογώντας και τονίζοντας και τις συσχετίσεις των διαφορετικών τύπων τρόμου.

Συμπερασματικά, η μελέτη μας υπογραμμίζει την αποτελεσματικότητα της χρήσης Ανεξάρτητων Δυναμικών Μοντέλων σε συνδυασμό με χρήση προηγμένων μοντέλων μηχανικής μάθησης, όπως τα Τυχαία Δάση (Random Forests) και οι Μηχανές Διανυσματικών Υποστηρίξεων, αλλά και πιο κλασικών μοντέλων όπως τα Δέντρα Αποφάσεων και η Λογιστική Παλινδρόμηση, για την ταξινόμηση των συμπτωμάτων τρόμου στη νόσο του Parkinson. Η ενσωμάτωση τεχνικών επιλογής χαρακτηριστικών βελτιώνει περαιτέρω την απόδοση και την ερμηνευσιμότητα αυτών των μοντέλων. Αυτά τα ευρήματα συμβάλλουν στην ανάπτυξη πιο ανθεκτικών διαγνωστικών εργαλείων για τη νόσο του Parkinson, βοηθώντας τελικά στη βελτίωση της διαχείρισης της νόσου και της φροντίδας των ασθενών.

6.1 Μελλοντικές Κατευθύνσεις και Εργασία

Αν και η έρευνά μας έχει δείξει σημαντική πρόοδο στην ταξινόμηση των συμπτωμάτων τρόμου, υπάρχουν αρκετές πτυχές που απαιτούν πρόσθετη διερεύνηση και βελτίωση. Μία από τις κύριες ανησυχίες είναι η ανισορροπία στο σύνολο δεδομένων ALAMEDA PD Tremor Dataset. Όπως δείξαμε, το σύνολο δεδομένων παρουσιάζει μεγάλη ανισορροπία στην κατανομή των διαφορετικών τύπων τρόμου, γεγονός που αποτελεί σημαντική πρόκληση για την εκπαίδευση των μοντέλων και μπορεί να οδηγήσει σε μεροληπτικές προβλέψεις. Η αντιμετώπιση αυτής της ανισορροπίας είναι κρίσιμη για την ανάπτυξη

ακριβέστερων και πιο αξιόπιστων μοντέλων. Η μελλοντική έρευνα θα πρέπει να επικεντρωθεί σε τεχνικές για τη μείωση των επιπτώσεων της ανισορροπίας δεδομένων. Μέθοδοι όπως η Τεχνική Συνθετικής Υπερδειγματοληψίας Μειοψηφίας (Synthetic Minority Over-sampling Technique - SMOTE) και οι παραλλαγές της, καθώς και η μάθηση με κόστος-ευαισθησία, μπορούν να διερευνηθούν για την εξισορρόπηση του συνόλου δεδομένων. Επιπλέον, η συλλογή πιο ισορροπημένων και ολοκληρωμένων δεδομένων από τους ερευνητές θα είναι απαραίτητη για την ενίσχυση της ανθεκτικότητας των μοντέλων. Επίσης, η επέκταση του συνόλου δεδομένων είναι κρίσιμη, επειδή οι περισσότερες από τις μετρικές μας προέρχονται από περιορισμένο αριθμό ασθενών. Η αύξηση του αριθμού των ασθενών στο σύνολο δεδομένων ALAMEDA PD Tremor Dataset θα βελτιώσει την αξιοπιστία και την ανθεκτικότητα των μοντέλων μας, θα παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη κατανόηση των χαρακτηριστικών του τρόμου και θα βελτιώσει τη γενίκευση των ευρημάτων μας.

Μια άλλη υποσχόμενη κατεύθυνση για μελλοντική εργασία είναι η ενσωμάτωση τεχνικών Εξηγήσιμης Τεχνητής Νοημοσύνης (Explainable AI - XAI). Ενώ τα τρέχοντα μοντέλα μας παρέχουν υψηλή ακρίβεια, λειτουργούν κυρίως ως μαύρα κουτιά, προσφέροντας λίγη κατανόηση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Οι τεχνικές XAI, όπως οι SHAP (SHapley Additive exPlanations) και LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να αποσαφηνίσουν τον εσωτερικό μηχανισμό αυτών των μοντέλων. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό των βασικών αιτιών των εσφαλμένων ταξινομήσεων και στην κατανόηση της σημασίας των διάφορων χαρακτηριστικών στη διαδικασία ταξινόμησης. Τέτοιες γνώσεις μπορούν να οδηγήσουν σε βελτιωμένο σχεδιασμό μοντέλων και καλύτερη κλινική κατανόηση των χαρακτηριστικών του τρόμου στη νόσο του Parkinson.

Επιπλέον, μελλοντικές μελέτες θα χρειαστεί να διερευνήσουν τις δυνατότητες ενσωμάτωσης πολυτροπικών δεδομένων (multi-modal data), όπως ο συνδυασμός δεδομένων τρόμου με άλλες κλινικές και δημογραφικές πληροφορίες. Αυτό θα μπορούσε να προσφέρει μια πιο ολιστική άποψη της κατάστασης του ασθενούς και να βελτιώσει την ακρίβεια και την αξιοπιστία των μοντέλων ταξινόμησης. Σε συνδυασμό με την υιοθέτηση συστημάτων παρακολούθησης και ταξινόμησης σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιώντας

φορητή τεχνολογία, θα μπορούσε να φέρει επανάσταση στη διαχείριση της νόσου του Parkinson. Οι φορητές συσκευές εξοπλισμένες με προηγμένους αισθητήρες μπορούν να παρέχουν συνεχή δεδομένα για τα πρότυπα τρόμου, επιτρέποντας την ανάλυση σε πραγματικό χρόνο και τις έγκαιρες παρεμβάσεις. Ειδικά σε συνεργασία με τεχνολογίες νέφους (cloud) θα δίνεται η δυνατότητα ο εκάστοτε γιατρός να μπορεί να ενημερώνεται οποιαδήποτε στιγμή, ή ακόμα και να του έρχονται ειδοποιήσεις (alerts) σε περιπτώσεις που τα μοντέλα προβλέπουν κάποιον επικείμενο κίνδυνο.

Μια άλλη σημαντική κατεύθυνση για μελλοντική έρευνα είναι η αναγνώριση και εξέταση άλλων συναφών συνόλων δεδομένων. Η σύγκριση και η επικύρωση των μεθόδων μας σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων μπορεί να προσφέρει μια πιο ολοκληρωμένη κατανόηση της γενίκευσης και της ανθεκτικότητάς τους. Αξιολογώντας τα μοντέλα μας σε αυτά τα σύνολα δεδομένων, μπορούμε να εντοπίσουμε πιθανούς περιορισμούς και πλεονεκτήματα, διασφαλίζοντας ότι τα ευρήματά μας δεν περιορίζονται σε ένα μόνο σύνολο δεδομένων. Αυτή η διασταυρούμενη αξιολόγηση συνόλων δεδομένων μπορεί επίσης να βοηθήσει στην ανακάλυψη νέων προτύπων και συσχετισμών που μπορεί να μην είναι εμφανή μόνο στο ALAMEDA PD Tremor Dataset, ενδεχομένως λόγω του τρόπου συλλογής δεδομένων ή του περιορισμένου αριθμού ασθενών.

Συνοψίζοντας, η αντιμετώπιση της ανισορροπίας των δεδομένων, η ενσωμάτωση τεχνικών Εξηγήσιμης Τεχνητής Νοημοσύνης, η ενσωμάτωση πολυτροπικών δεδομένων, η εξατομίκευση των μοντέλων, η αξιοποίηση της φορητής τεχνολογίας και η σύγκριση μεθόδων σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων αποτελούν υποσχόμενες μελλοντικές κατευθύνσεις για τη βελτίωση της ταξινόμησης των συμπτωμάτων τρόμου στη νόσο του Parkinson. Αυτές οι πρόοδοι έχουν τη δυνατότητα να ενισχύσουν την ακρίβεια της διάγνωσης, να διευκολύνουν τη βελτιωμένη διαχείριση της νόσου και τελικά να βελτιώσουν τα αποτελέσματα για τους ασθενείς.

Βιβλιογραφία

- [1] H. Jeon κ.ά., ‘Automatic Classification of Tremor Severity in Parkinson’s Disease Using a Wearable Device’, *Sensors (Basel)*, τ. 17, τχ. 9, σ. 2067, Σεπτεμβρίου 2017, doi: 10.3390/s17092067.
- [2] W. Huo κ.ά., ‘A Heterogeneous Sensing Suite for Multisymptom Quantification of Parkinson’s Disease’, *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, τ. 28, τχ. 6, σσ. 1397–1406, Ιουνίου 2020, doi: 10.1109/TNSRE.2020.2978197.
- [3] M. D. Hssayeni, J. Jimenez-Shahed, M. A. Burack, και B. Ghoraani, ‘Ensemble deep model for continuous estimation of Unified Parkinson’s Disease Rating Scale III’, *Biomed Eng Online*, τ. 20, τχ. 1, σ. 32, Μαρτίου 2021, doi: 10.1186/s12938-021-00872-w.
- [4] K.-M. Giannakopoulou, I. Roussaki, και K. Demestichas, ‘Internet of Things Technologies and Machine Learning Methods for Parkinson’s Disease Diagnosis, Monitoring and Management: A Systematic Review’, *Sensors*, τ. 22, τχ. 5, Art. τχ. 5, Ιανουαρίου 2022, doi: 10.3390/s22051799.
- [5] S. Hamzehei, O. Akbarzadeh, H. Attar, K. Rezaee, N. Fasihour, και M. R. Khosravi, ‘Predicting the total Unified Parkinson’s Disease Rating Scale (UPDRS) based on ML techniques and cloud-based update’, *Journal of Cloud Computing*, τ. 12, τχ. 1, σ. 12, Ιανουαρίου 2023, doi: 10.1186/s13677-022-00388-1.
- [6] C. Sotirakis κ.ά., ‘Identification of motor progression in Parkinson’s disease using wearable sensors and machine learning’, *npj Parkinsons Dis.*, τ. 9, τχ. 1, σσ. 1–8, Οκτωβρίου 2023, doi: 10.1038/s41531-023-00581-2.
- [7] M. S. Islam κ.ά., ‘Using AI to measure Parkinson’s disease severity at home’, *npj Digit. Med.*, τ. 6, τχ. 1, σσ. 1–14, Αυγούστου 2023, doi: 10.1038/s41746-023-00905-9.
- [8] M. Singh, P. Prakash, R. Kaur, R. Sowers, J. R. Brašić, και M. E. Hernandez, ‘A Deep Learning Approach for Automatic and Objective Grading of the Motor Impairment Severity in Parkinson’s Disease for Use in Tele-Assessments’, *Sensors*, τ. 23, τχ. 21, Art. τχ. 21, Ιανουαρίου 2023, doi: 10.3390/s23219004.
- [9] B. N. Dugger και D. W. Dickson, ‘Pathology of Neurodegenerative Diseases’, *Cold Spring Harb Perspect Biol*, τ. 9, τχ. 7, σ. a028035, Ιουλίου 2017, doi: 10.1101/cshperspect.a028035.

- [10] J. Parkinson, 'An essay on the shaking palsy. 1817', *J Neuropsychiatry Clin Neurosci*, τ. 14, τχ. 2, σσ. 223–236; discussion 222, 2002, doi: 10.1176/jnp.14.2.223.
- [11] W. Poewe κ.ά., 'Parkinson disease', *Nat Rev Dis Primers*, τ. 3, τχ. 1, σσ. 1–21, Μαρτίου 2017, doi: 10.1038/nrdp.2017.13.
- [12] D. T. Dexter και P. Jenner, 'Parkinson disease: from pathology to molecular disease mechanisms', *Free Radic Biol Med*, τ. 62, σσ. 132–144, Σεπτεμβρίου 2013, doi: 10.1016/j.freeradbiomed.2013.01.018.
- [13] A. Schrag, Y. Ben-Shlomo, και N. P. Quinn, 'Cross sectional prevalence survey of idiopathic Parkinson's disease and Parkinsonism in London', *BMJ*, τ. 321, τχ. 7252, σσ. 21–22, Ιουλίου 2000, doi: 10.1136/bmj.321.7252.21.
- [14] R. A. Popat κ.ά., 'Effect of reproductive factors and postmenopausal hormone use on the risk of Parkinson disease', *Neurology*, τ. 65, τχ. 3, σσ. 383–390, Αυγούστου 2005, doi: 10.1212/01.wnl.0000171344.87802.94.
- [15] B. Pinter κ.ά., 'Mortality in Parkinson's disease: a 38-year follow-up study', *Mov Disord*, τ. 30, τχ. 2, σσ. 266–269, Φεβρουαρίου 2015, doi: 10.1002/mds.26060.
- [16] S. M. Goldman κ.ά., 'Concordance for Parkinson's disease in twins: A 20-year update', *Ann Neurol*, τ. 85, τχ. 4, σσ. 600–605, Απριλίου 2019, doi: 10.1002/ana.25441.
- [17] C. M. Tanner, S. M. Goldman, G. W. Ross, και S. J. Grate, 'The disease intersection of susceptibility and exposure: chemical exposures and neurodegenerative disease risk', *Alzheimers Dement*, τ. 10, τχ. 3 Suppl, σσ. S213–225, Ιουνίου 2014, doi: 10.1016/j.jalz.2014.04.014.
- [18] S. M. Goldman, 'Environmental toxins and Parkinson's disease', *Annu Rev Pharmacol Toxicol*, τ. 54, σσ. 141–164, 2014, doi: 10.1146/annurev-pharmtox-011613-135937.
- [19] M. G. Weisskopf κ.ά., 'Polychlorinated biphenyls in prospectively collected serum and Parkinson's disease risk', *Mov Disord*, τ. 27, τχ. 13, σσ. 1659–1665, Νοεμβρίου 2012, doi: 10.1002/mds.25217.
- [20] S. M. Goldman κ.ά., 'Solvent exposures and Parkinson disease risk in twins', *Ann Neurol*, τ. 71, τχ. 6, σσ. 776–784, Ιουνίου 2012, doi: 10.1002/ana.22629.

- [21] B. A. Racette κ.ά., 'Dose-dependent progression of parkinsonism in manganese-exposed welders', *Neurology*, τ. 88, τχ. 4, σσ. 344–351, Ιανουαρίου 2017, doi: 10.1212/WNL.0000000000003533.
- [22] M. Furlong κ.ά., 'Protective glove use and hygiene habits modify the associations of specific pesticides with Parkinson's disease', *Environ Int*, τ. 75, σσ. 144–150, Φεβρουαρίου 2015, doi: 10.1016/j.envint.2014.11.002.
- [23] F. Kamel κ.ά., 'Dietary fat intake, pesticide use, and Parkinson's disease', *Parkinsonism Relat Disord*, τ. 20, τχ. 1, σσ. 82–87, Ιανουαρίου 2014, doi: 10.1016/j.parkreldis.2013.09.023.
- [24] L. Kenborg κ.ά., 'Head injury and risk for Parkinson disease: results from a Danish case-control study', *Neurology*, τ. 84, τχ. 11, σσ. 1098–1103, Μαρτίου 2015, doi: 10.1212/WNL.0000000000001362.
- [25] B. Ritz κ.ά., 'Pooled analysis of tobacco use and risk of Parkinson disease', *Arch Neurol*, τ. 64, τχ. 7, σσ. 990–997, Ιουλίου 2007, doi: 10.1001/archneur.64.7.990.
- [26] D. M. Morens, J. W. Davis, A. Grandinetti, G. W. Ross, J. S. Popper, και L. R. White, 'Epidemiologic observations on Parkinson's disease: incidence and mortality in a prospective study of middle-aged men', *Neurology*, τ. 46, τχ. 4, σσ. 1044–1050, Απριλίου 1996, doi: 10.1212/wnl.46.4.1044.
- [27] G. W. Ross κ.ά., 'Association of coffee and caffeine intake with the risk of Parkinson disease', *JAMA*, τ. 283, τχ. 20, σσ. 2674–2679, Μαΐου 2000, doi: 10.1001/jama.283.20.2674.
- [28] M. Park κ.ά., 'Consumption of milk and calcium in midlife and the future risk of Parkinson disease', *Neurology*, τ. 64, τχ. 6, σσ. 1047–1051, Μαρτίου 2005, doi: 10.1212/01.WNL.0000154532.98495.BF.
- [29] X. Gao κ.ά., 'Prospective study of dietary pattern and risk of Parkinson disease', *Am J Clin Nutr*, τ. 86, τχ. 5, σσ. 1486–1494, Νοεμβρίου 2007, doi: 10.1093/ajcn/86.5.1486.
- [30] F. Yang κ.ά., 'Physical activity and risk of Parkinson's disease in the Swedish National March Cohort', *Brain*, τ. 138, τχ. Pt 2, σσ. 269–275, Φεβρουαρίου 2015, doi: 10.1093/brain/awu323.
- [31] P. Prajjwal κ.ά., 'Parkinson's disease updates: Addressing the pathophysiology, risk factors, genetics, diagnosis, along with the medical and surgical treatment', *Ann*

- Med Surg (Lond)*, τ. 85, τχ. 10, σσ. 4887–4902, Αυγούστου 2023, doi: 10.1097/MS9.0000000000001142.
- [32] M. T. Hayes, ‘Parkinson’s Disease and Parkinsonism’, *Am J Med*, τ. 132, τχ. 7, σσ. 802–807, Ιουλίου 2019, doi: 10.1016/j.amjmed.2019.03.001.
- [33] R. B. Postuma κ.ά., ‘MDS clinical diagnostic criteria for Parkinson’s disease’, *Mov Disord*, τ. 30, τχ. 12, σσ. 1591–1601, Οκτωβρίου 2015, doi: 10.1002/mds.26424.
- [34] J. Jankovic, ‘Parkinson’s disease: clinical features and diagnosis’, *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, τ. 79, τχ. 4, σσ. 368–376, Απριλίου 2008, doi: 10.1136/jnnp.2007.131045.
- [35] A. Berardelli, ‘Pathophysiology of bradykinesia in Parkinson’s disease’, *Brain*, τ. 124, τχ. 11, σσ. 2131–2146, Νοεμβρίου 2001, doi: 10.1093/brain/124.11.2131.
- [36] M. Tornabene, ‘Slowed Central Processing in Simple and Go/No Go Reaction Time Tasks in Parkinson’s Disease’, *Neurology Report*, τ. 19, τχ. 3, σσ. 37–38, 1995, doi: 10.1097/01253086-199519030-00022.
- [37] E. Broussolle, P. Krack, S. Thobois, J. Xie-Brustolin, P. Pollak, και C. G. Goetz, ‘Contribution of Jules Froment to the study of Parkinsonian rigidity’, *Movement Disorders*, τ. 22, τχ. 7, σσ. 909–914, Μαΐου 2007, doi: 10.1002/mds.21484.
- [38] N. Giladi κ.ά., ‘Freezing of gait in PD: prospective assessment in the DATATOP cohort’, *Neurology*, τ. 56, τχ. 12, σσ. 1712–1721, Ιουνίου 2001, doi: 10.1212/wnl.56.12.1712.
- [39] B. R. Bloem, J. M. Hausdorff, J. E. Visser, και N. Giladi, ‘Falls and freezing of gait in Parkinson’s disease: a review of two interconnected, episodic phenomena’, *Mov Disord*, τ. 19, τχ. 8, σσ. 871–884, Αυγούστου 2004, doi: 10.1002/mds.20115.
- [40] M. Macht κ.ά., ‘Predictors of freezing in Parkinson’s disease: a survey of 6,620 patients’, *Mov Disord*, τ. 22, τχ. 7, σσ. 953–956, Μαΐου 2007, doi: 10.1002/mds.21458.
- [41] D. Boghen, ‘Apraxia of lid opening: a review’, *Neurology*, τ. 48, τχ. 6, σσ. 1491–1494, Ιουνίου 1997, doi: 10.1212/wnl.48.6.1491.
- [42] N. I. Bohnen και M. T. M. Hu, ‘Sleep Disturbance as Potential Risk and Progression Factor for Parkinson’s Disease’, *J Parkinsons Dis*, τ. 9, τχ. 3, σσ. 603–614, 2019, doi: 10.3233/JPD-191627.

- [43] Karunanithi. D και Dr. P. Rodrigues, ‘Diagnosis of Disease through Voice Recordings using Artificial Neural Networks’, *IJCATR*, τ. 6, τχ. 6, σσ. 299–305, Ιουνίου 2017, doi: 10.7753/IJCATR0607.1006.
- [44] ‘Stages of Parkinson’s | Parkinson’s Foundation’. Ημερομηνία πρόσβασης: 23 Ιούνιος 2024. [Έκδοση σε ψηφιακή μορφή]. Διαθέσιμο στο: <https://www.parkinson.org/understanding-parkinsons/what-is-parkinsons/stages>
- [45] E. Hustad, A. H. Skogholt, K. Hveem, και J. O. Aasly, ‘The accuracy of the clinical diagnosis of Parkinson disease. The HUNT study’, *J Neurol*, τ. 265, τχ. 9, σσ. 2120–2124, Σεπτεμβρίου 2018, doi: 10.1007/s00415-018-8969-6.
- [46] A. H. Rajput, B. Rozdilsky, και A. Rajput, ‘Accuracy of clinical diagnosis in parkinsonism--a prospective study’, *Can J Neurol Sci*, τ. 18, τχ. 3, σσ. 275–278, Αυγούστου 1991, doi: 10.1017/s0317167100031814.
- [47] ‘Fahn S & Elton R., «Unified Parkinson’s disease Rating Scale – UPDRS,» 1987.?’
- [48] C. G. Goetz κ.ά., ‘Movement Disorder Society-sponsored revision of the Unified Parkinson’s Disease Rating Scale (MDS-UPDRS): Scale presentation and clinimetric testing results’, *Movement Disorders*, τ. 23, τχ. 15, σσ. 2129–2170, Νοεμβρίου 2008, doi: 10.1002/mds.22340.
- [49] B. S. Connolly και A. E. Lang, ‘Pharmacological treatment of Parkinson disease: a review’, *JAMA*, τ. 311, τχ. 16, σσ. 1670–1683, Απριλίου 2014, doi: 10.1001/jama.2014.3654.
- [50] Parkinson Study Group, ‘A randomized placebo-controlled trial of rasagiline in levodopa-treated patients with Parkinson disease and motor fluctuations: the PRESTO study’, *Arch Neurol*, τ. 62, τχ. 2, σσ. 241–248, Φεβρουαρίου 2005, doi: 10.1001/archneur.62.2.241.
- [51] S. H. Fox κ.ά., ‘International Parkinson and movement disorder society evidence-based medicine review: Update on treatments for the motor symptoms of Parkinson’s disease’, *Mov Disord*, τ. 33, τχ. 8, σσ. 1248–1266, Αυγούστου 2018, doi: 10.1002/mds.27372.
- [52] M. Contin και P. Martinelli, ‘Pharmacokinetics of levodopa’, *J Neurol*, τ. 257, τχ. Suppl 2, σσ. S253-261, Νοεμβρίου 2010, doi: 10.1007/s00415-010-5728-8.
- [53] C. Cortes και V. Vapnik, ‘Support-vector networks’, *Mach Learn*, τ. 20, τχ. 3, σσ. 273–297, Σεπτεμβρίου 1995, doi: 10.1007/BF00994018.

- [54] L. Breiman, J. Friedman, R. A. Olshen, και C. J. Stone, *Classification and Regression Trees*. New York: Chapman and Hall/CRC, 2017. doi: 10.1201/9781315139470.
- [55] D. R. Cox, 'The Regression Analysis of Binary Sequences', *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, τ. 20, τχ. 2, σσ. 215–232, 1958, doi: 10.1111/j.2517-6161.1958.tb00292.x.
- [56] F. Rosenblatt, 'The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain', *Psychological Review*, τ. 65, τχ. 6, σσ. 386–408, 1958, doi: 10.1037/h0042519.
- [57] L. Breiman, 'Random Forests', *Machine Learning*, τ. 45, τχ. 1, σσ. 5–32, Οκτωβρίου 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [58] K.-M. Giannakopoulou και N. and K. U. of Athens, 'Parkinson's Disease Tremor Dataset - ALAMEDA'. Zenodo, 5 Μάρτιος 2024. doi: 10.5281/zenodo.10782573.
- [59] J. Berkson, 'Application of the Logistic Function to Bio-Assay', *Journal of the American Statistical Association*, τ. 39, τχ. 227, σσ. 357–365, Σεπτεμβρίου 1944, doi: 10.1080/01621459.1944.10500699.
- [60] L. Breiman, *Nonlinear Discriminant Analysis Via Scaling and ACE*. Department of Statistics, University of California, 1984.
- [61] J. R. Quinlan, 'Induction of decision trees', *Mach Learn*, τ. 1, τχ. 1, σσ. 81–106, Μαρτίου 1986, doi: 10.1007/BF00116251.
- [62] J. R. Quinlan, *C4.5: Programs for Machine Learning*. Elsevier, 2014.