

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΣΧΕΔΙΟ ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗΣ
ΑΤΟΜΙΚΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Μάιος 2022

Ατομική Διπλωματική Εργασία

Μηχανική Μάθηση για Ενίσχυση της Φυσικής Αποκατάστασης Ασθενών.

Λοΐζος Μιτσηγιώργης

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ



ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μάιος 2022

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μηχανική Μαθηση για Ενίσχυση της Φυσικής Αποκαταστασης Ασθενών.

Λοΐζος Μιτσηγιώργης

Επιβλέπων Καθηγητής
Κωνσταντίνος Σ. Παττίχης

Η Ατομική Διπλωματική Εργασία υποβλήθηκε προς μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων απόκτησης του πτυχίου Πληροφορικής του Τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Κύπρου

Μάιος 2022

Ευχαριστίες

Με την περάτωση της Διπλωματικής Εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή του τμήματος Πληροφορικής Καθ. Κωνσταντίνο Σ. Παττίχη για την πολύτιμη βοήθεια και τις χρήσιμες συμβουλές που μου παρείχε καθ' όλη την διαδικασία εκπόνησης της έρευνας μου, τόσο ως Επιβλέπον Καθηγητής όσο και ως Ακαδημαϊκός Σύμβουλος.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω την Δρ. Μαρία Ματσαγγίδου για την καθοδήγηση και την συνεχή υποστήριξη που μου παρείχε, καθώς και για τις γνώσεις που μου πρόσφερε αναφορικά με το πεδίο εφαρμογής της έρευνας αλλά και για τις τεχνικές εκπόνησης της ΑΔΕ.

Ακόμα, ευχαριστίες θα ήθελα να αποστείλω και στον κ. Φώτο Φρανγκούδη για τις υποδείξεις και τις γνώσεις που μου παρείχε, καθώς και για τον χρόνο και την πρακτική υποστήριξη κατά την διαδικασία υλοποίησης του συστήματος.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω όλους τους προαναφερόμενους για την υπομονή που υπέδειξαν κατά την διάρκεια της έρευνας και για την συνεχή προθυμία τους για βοήθεια και καθοδήγηση ανά πάσα στιγμή.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω το Ερευνητικό Κέντρο CYENS για την υποστήριξη και την διαθεσιμότητα εγκαταστάσεων που μου παρείχε.

Περίληψη

Τα τελευταία χρόνια, υπάρχει αύξηση στον αριθμό ατόμων που χρειάζονται φυσιοθεραπεία. Την ίδια στιγμή, το κόστος για φυσιοθεραπεία έχει αυξηθεί λόγω περιορισμένου αριθμού φυσιοθεραπευτών και την ανάγκη εξατομικευμένης προσοχής. Για αυτό το λόγο αρκετοί ασθενείς εκτελούν τις ασκήσεις αποκατάστασης τους χωρίς την παρουσία κάποιου φυσιοθεραπευτή. Η έλλειψη ανατροφοδότησης κατά τη διάρκεια της άσκησης, όμως, μπορεί να έχει μη επιθυμητά αποτελέσματα με πιθανότητα επιπλέον τραυματισμού. Για την επίλυση του προβλήματος αυτού μπορεί να γίνει χρήση της τεχνολογίας με τη δημιουργία προγραμμάτων εξάσκησης τα οποία έχουν τη δυνατότητα να προσφέρουν ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο. Η δημιουργία της ανατροφοδότησης προϋποθέτει την κατανόηση της κίνηση που εκτελεί ο ασθενής. Ως εκ τούτου, προτείνουμε τη χρήση τεχνολογιών Μηχανικής Μάθησης για την ανάλυση της κίνησης, όπως αυτή καταγράφεται από οπτικούς αισθητήρες που καταγράφουν τα χαρακτηριστικά της κίνησης των άκρων του ασθενή σε τρισδιάστατο χώρο. Πιο συγκεκριμένα, η εν λόγω έρευνα επικεντρώνεται στις ασκήσεις αποκατάστασης που κάνουν ασθενείς που πάσχουν από άνοια.

Με την ολοκλήρωση της εν λόγω έρευνας έγινε παρουσίαση και σύγκριση των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης. Η έρευνα αφορούσε την μελέτη αλγορίθμων κατηγοριοποίησης δηλαδή Support Vector Machines (SVM), K-Nearest Neighbors (KNN), Random Forest και Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων (ΒΝΔ), δηλαδή Convolution Neural Network (CNN), Long Short-Term Memory (LSTM), Residual Network (ResNet), Efficient Network (EffNet). Για κάθε αλγόριθμο συλλέχθηκαν μετρικές επίδοσης που αφορούν την ακρίβεια, το σφάλμα, το precision, το recall και το f1 score. Οι εν λόγω μετρικές επίδοσης συλλέχθηκαν επίσης ανάλογα με τις τεχνικές προεργασίας που εφαρμόζονται. Επίσης, συλλέχθηκαν οι χρόνοι που χρειάζεται το κάθε μοντέλο να εκπαιδευτεί και να δώσει ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ένεκα του μικρού συνόλου δεδομένων οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης ήταν πιο αποδοτικοί, λόγω της μεγάλης πολυπλοκότητας των ΒΝΔ. Επίσης, έδειξαν ότι οι χρόνοι εκπαίδευσης και απόφασης των μοντέλων κατηγοριοποίησης, έχοντας έτοιμα δεδομένα, είναι ιδιαίτερα χαμηλοί. Παρόλα αυτά, λόγω της απαίτησης πολλών τεχνικών προ-επεξεργασίας των δεδομένων, οι δύο χρόνοι αυξάνονται σημαντικά. Όσον αφορά τους αλγορίθμους ΝΔ δεν απαιτούν ιδιαίτερη προεργασία δεδομένων και για αυτό τον λόγο αν και τα μοντέλα λόγω της πολυπλοκότητας τους απαιτούν περισσότερο χρόνο απόφασης, συνολικά έχουν χαμηλότερο χρόνο εκπαίδευσης και απόκρισης. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι ο SVM κυρίως για την ακρίβεια που πετυχαίνει και ο CNN κυρίως για τους σύντομους χρόνους εκπαίδευσης – απόκρισης και της δυνατότητας κλιμάκωσης, μπορούν να συμβάλουν στην παρακολούθηση και αξιολόγηση των κινήσεων αποκατάστασης που εκτελούν ασθενείς με Άνοια, σε πραγματικό χρόνο.

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες	4
Περίληψη	5
Πίνακας Περιεχομένων	6
Λίστα Φιγούρων	8
Λίστα Ακρωνυμίων	9
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή.....	10
1.1 Άνοια	10
1.1.1 Άνοια και Οστεοαρθρίτιδα	10
1.1.2 Λύσεις που προσφέρει η τεχνολογία	11
1.2 Δήλωση προβλήματος	11
1.3 Στόχος και ερευνητικά προβλήματα.....	11
1.4 Συνεισφορά.....	13
1.5 Δομή	14
Κεφάλαιο 2 Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας	15
2.1 Μηχανική Μάθηση για ανάλυση κίνησης	15
2.1.1 Διαδικασία Μηχανικής Μάθησης για ανάλυση κίνησης	15
2.1.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης.....	17
2.1.3 Χρόνος προ-επεξεργασίας δεδομένων.....	19
2.1.4 Ανάλυση κίνησης και ανατροφοδότηση	19
2.1.5 Σημαντικότητα ανατροφοδότησης.....	20
2.2 Μηχανική Μάθηση στην Ιατρική και την Φυσική Αποκατάσταση.....	21
2.3 Άνοια και Μηχανική Μάθηση.....	21
2.3.1 Ανίχνευση άνοιας βάση τρόπου διακίνησης στο σπίτι	21
2.3.2 Ανίχνευση άνοιας βάση τρόπου περπατήματος από κινητό	22
2.3.3 Ανίχνευση και Παρακολούθηση προόδου άνοιας βάση τρόπου περπατήματος και της στάσης του σώματος	23
2.3.4 Ανάλυση κίνησης και Φυσική Αποκατάσταση ασθενών με άνοια	23
2.4 Εικονική Πραγματικότητα στην Φυσική Αποκατάσταση.....	24
Κεφάλαιο 3 Μεθοδολογίες	26
3.1 Δεδομένα	26
3.1.1 Δεδομένα από ασθενής με άνοια.....	26
3.1.2 UI-PRMD.....	27
3.1.3 KIMORE	30
3.2 Προτεινόμενη Μέθοδος.....	32
3.2.1 Ανάλυση ασκήσεων αποκατάστασης	32
3.2.2 Δημιουργία αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης.....	34
3.2.2.1 Προεργασία Δεδομένων	34

3.2.2.2 Κατασκευή Μοντέλων	36
Κεφάλαιο 4 Αποτελέσματα	39
4.1 Μετρικές Αλγορίθμων.....	39
4.1.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης.....	39
4.1.2 Νευρωνικά Δίκτυα	44
4.1.3 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης των μετρικών των αλγορίθμων.....	50
4.2 Μετρικές αλγορίθμων με μεταβλητές παραμέτρους.....	53
4.2.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης.....	53
4.2.2 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης τεχνικών προ-επεξεργασίας.....	63
4.3 Χρόνος Εκπαίδευσης Μοντέλων.....	67
4.3.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης.....	67
4.3.2 Νευρωνικά Δίκτυα	68
4.3.3 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης χρόνων εκπαίδευσης	69
4.4 Χρόνος Απόκρισης Μοντέλων.....	70
4.4.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης.....	70
4.4.2 Νευρωνικά Δίκτυα	71
4.4.3 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης χρόνων απόκρισης	73
Κεφάλαιο 5 Συζήτηση	76
5.1 Ακρίβεια μοντέλων	76
5.2 Χρόνος απόκρισης μοντέλων	76
5.3 Χρόνος εκπαίδευσης μοντέλων	77
5.4 Προ-επεξεργασία δεδομένων για τους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης	77
5.5 Συμπεράσματα.....	78
Βιβλιογραφία	80

Λίστα φιγούρων

Πίνακες

Πίνακας 1 Αρθρώσεις που λήφθηκαν υπόψιν για ασθενείς με άνοια.....	26
Πίνακας 2 Αρθρώσεις που λήφθηκαν υπόψιν κατά την εκτέλεση των κινήσεων.....	29
Πίνακας 3 Άκρο που χρησιμοποιούν τα υποκείμενα για την εκτέλεση των ασκήσεων (Δ: χρήση δεξιού άκρου, Α: χρήση αριστερού άκρου).....	29
Πίνακας 4 Αρθρώσεις που λήφθηκαν υπόψιν κατά την εκτέλεση των κινήσεων.....	31
Πίνακας 5 Χαρακτηριστικά για τις ασκήσεις αποκατάστασης	33
Πίνακας 6 Χαρακτηριστικά για την δημιουργία Supervised αλγορίθμων	34

Εικόνες

Εικόνα 1 Ασκήσεις που εκτελούνται από ασθενείς με άνοια	27
Εικόνα 2 Ασκήσεις που αναλύονται στο UI-PRMD	28
Εικόνα 3 Ασκήσεις που αναλύονται στο UI-PRMD	31
Εικόνα 4 Γραφική αναπαράσταση κίνησης των χεριών που δημιουργήθηκε με τη χρήση της βιβλιοθήκης plotly	33
Εικόνα 5 Μέσος όρος ακρίβειας για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE.....	50
Εικόνα 6 Μέσος όρος του απόλυτου σφάλματος για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE.....	51
Εικόνα 7 Μέσος όρος του F1 Score για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE.....	51
Εικόνα 8 Μέσος όρος του Precision για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE	52
Εικόνα 9 Μέσος όρος του Recall για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE.....	52
Εικόνα 10 Μέσος όρος της Ακρίβειας για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική	64
Εικόνα 11 Μέσος όρος του Μέσου Απόλυτου σφάλματος για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική.....	65
Εικόνα 12 Μέσος όρος του F1 Score για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική	65
Εικόνα 13 Μέσος όρος του Precision για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική	66
Εικόνα 14 Μέσος όρος του Recall για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική	66
Εικόνα 15 Μέσοι χρόνοι εκπαίδευσης των μοντέλων για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE.....	69
Εικόνα 16 Ποσοστό του χρόνου εκπαίδευσης που αφιερώνεται για προ-επεξεργασία	70
Εικόνα 17 Μέσοι χρόνοι απόκρισης των μοντέλων για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE.....	73
Εικόνα 18 Μέσοι χρόνοι απόκρισης των μοντέλων κατηγοριοποίησης για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE.....	73
Εικόνα 19 Χρόνος προ-επεξεργασίας των δεδομένων που απαιτείται για την απόκριση σε πραγματικό χρόνο	74

Λίστα Ακρωνύμων

ICD-10	International Classification of Diseases
MM	Μηχανική Μάθηση
ΝΔ	Νευρωνικά Δίκτυα
ΒΝΔ	Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα
SVM	Support Vector Machines
KNN	K-Nearest Neighbors
CNN	Convolution Neural Network
LSTM	Long Short-Term Memory
ResNet	Residual Network
EffNet	Efficient Network
GCN	Graph Convolutional Network
RES-TCN	Residual Temporal Convolutional Network
ΕΠ	Εικονική Πραγματικότητα

Κεφάλαιο 1

1. Εισαγωγή

1.1 Άνοια

Η Άνοια σύμφωνα με το ICD-10 [11] ορίζεται ως: «Σύνδρομο που οφείλεται σε νόσο του εγκεφάλου, συνήθως χρόνιας ή προοδευτικής φύσης, στο οποίο υπάρχει διαταραχή πολλαπλών ανώτερων λειτουργιών του φλοιού, συμπεριλαμβανομένης της μνήμης, της σκέψης, του προσανατολισμού, της κατανόησης, του υπολογισμού, της ικανότητας μάθησης, της γλώσσας και της κρίσης. Η συνείδηση δεν είναι εξασθενημένη. Οι βλάβες της γνωστικής λειτουργίας συνήθως συνοδεύονται, περιστασιακά προηγούνται, από επιδείνωση του συναισθηματικού ελέγχου, της κοινωνικής συμπεριφοράς ή των κινήτρων. Το σύνδρομο εμφανίζεται στη νόσο του Αλτσχάιμερ, σε εγκεφαλοαγγειακή νόσο και σε άλλες καταστάσεις που επηρεάζουν πρωτίστως ή δευτερογενώς τον εγκέφαλο».

Με πιο απλά λόγια, η Άνοια από την κοινωνική σκοπιά, ορίζεται ως η κατάσταση στην οποία ο ασθενής χάνει διάφορες προσωπικές και κοινωνικές ικανότητες που είχε, διακρίνοντας απώλεια βασικών δεξιοτήτων όπως την μνήμη, την προσοχή, την επικοινωνία, και γενικότερα των διαφόρων γνωστικών διεργασιών του εγκεφάλου [10].

Σύμφωνα με διάφορες μελέτες κάθε χρόνο διαγιγνώσκονται περίπου 10 εκατομμύρια νέες περιπτώσεις. Το 60% των περιπτώσεων Άνοιας αφορούν τη νόσο Αλτσχάιμερ(AD), 15-20% την εγκεφαλοαγγειακή νόσο(VaD) και άνοια με σώματα Lewy (DLB) [11]. Η Άνοια αποτελεί μια νόσο που συνήθως προσβάλλει άτομα άνω των 65 ετών.

1.1.1 Άνοια και Οστεοαρθρίτιδα

Η Οστεοαρθρίτιδα είναι μια πάθηση των αρθρώσεων η οποία οδηγεί σε πόνο και δυσκαμψία, αποτρέποντας την ελεύθερη κίνηση των οστών στις αρθρώσεις [14] [15]. Τονίζεται ότι άτομα τα οποία πάσχουν από Οστεοαρθρίτιδα, εξαιτίας του πόνου στις αρθρώσεις, αποφεύγουν να εκτελούν οποιαδήποτε σωματική άσκηση όπως περπάτημα. Επομένως, ένεκα της μειωμένης σωματικής δραστηριότητας των ασθενών με Οστεοαρθρίτιδα προκαλούνται διάφορα χρόνια προβλήματα όπως καρδιαγγειακές νόσοι και Άνοια. Μάλιστα, διάφορες μελέτες έχουν δείξει ότι η σωματική δραστηριότητα μειώνει τον καρδιαγγειακό κίνδυνο ελέγχοντας την αρτηριακή πίεση και ασκώντας θετικά αποτελέσματα στις δομές του εγκεφάλου, λειτουργώντας ως μέτρο μείωσης του κινδύνου της άνοιας.

1.1.2 Λύσεις που προσφέρει η τεχνολογία

Γενικά μέσω της Μηχανικής Μάθησης (MM) και των πεδίων αναγνώρισης ανθρώπινης κίνησης και της αξιολόγησης ποιότητας κίνησης μπορεί σε πραγματικό χρόνο να αξιολογούνται οι διάφορες ασκήσεις αποθεραπείας που κάνουν οι ασθενείς Άνοιας και Οστεοαρθρίτιδας ώστε να εκτελούνται οι δραστηριότητες ορθά. Παράλληλα, μέσω των διαφόρων τεχνολογιών Εικονικής Πραγματικότητας παρέχεται μία σαφής εργασία που πρέπει να κάνουν οι ασθενείς σε διάφορα οικεία περιβάλλοντα γεγονός που προκαλεί το ενδιαφέρον του ασθενή με αποτέλεσμα να είναι σε θέση να εκτελεί άσκηση για περισσότερο χρόνο.

1.2 Δήλωση προβλήματος

Γενικά οι ασθενείς που πάσχουν από Άνοια ακολουθούν καθημερινά διάφορα προγράμματα φυσικοθεραπείας, κάνοντας διάφορες βασικές κινήσεις κυρίως με τα χέρια τους. Οι συγκεκριμένες ασκήσεις αποκατάστασης για να έχουν τα επιθυμητά αποτελέσματα για τον ασθενή θα πρέπει να γίνονται με τον σωστό τρόπο καθ' όλη την διάρκεια εκτέλεσής τους. Επομένως, θα πρέπει με κάποιο τρόπο να διασφαλιστεί ότι σε καθημερινή βάση, οι εν λόγω ασθενείς θα παρακολουθούνται από κάποιο φυσικοθεραπευτή ο οποίος θα ελέγχει αν οι διάφορες ασκήσεις γίνονται σωστά. Ωστόσο, το πρόβλημα εντοπίζεται στο γεγονός ότι δεν είναι εφικτό κάθε ασθενής με Άνοια να παρακολουθείται από φυσικοθεραπευτή σε καθημερινή βάση. Γι' αυτό τον λόγο πολλοί ασθενείς εκτελούν τις ασκήσεις αποκατάστασης τους χωρίς να έχουν κάποια ανατροφοδότηση από κάποιο ειδικό, έχοντας ως αποτέλεσμα την μη διασφάλιση της ορθότητας αποκατάστασης τους.

Η λύση που προτείνει η συγκεκριμένη έρευνα, είναι η δημιουργία ενός συστήματος για την ενίσχυση της υπάρχουσας φυσιοθεραπευτικής παρέμβασης. Αναλυτικότερα, προτείνεται η δημιουργία μιας εφαρμογής η οποία θα καθοδηγεί τον ασθενή κατά την διάρκεια της εκτέλεσης των ασκήσεων με σκοπό την πιο έγκυρη εκτέλεσή τους. Δηλαδή, μέσω της χρήσης διαφόρων αλγορίθμων MM θα αναλύεται η κίνηση του ασθενή, θα αξιολογείται η ποιότητα της κίνησης του και σε πραγματικό χρόνο θα παρέχεται ανατροφοδότηση κατά πόσο η άσκηση γίνεται με επιτυχία ή κατά πόσο ο ασθενής κάνει κάτι λανθασμένα.

1.3 Στόχος και ερευνητικά προβλήματα

Πρωταρχικός στόχος της συγκεκριμένης έρευνας είναι η δημιουργία μιας εφαρμογής η οποία θα μπορεί να ενισχύσει την φυσιοθεραπευτική παρέμβαση προσφέροντας συνεχή και άμεση ανατροφοδότηση σε σχέση με την ορθότητα της κίνησης. Αναλυτικότερα, η εν λόγω έρευνα σκοπεύει στο να δημιουργήσει μια εφαρμογή η οποία μπορεί να αναλύσει την

κίνηση των ασθενών με Άνοια που εκτελούν τις ασκήσεις αποκατάστασης, θα αξιολογήσει κατά πόσο η κίνηση γίνεται ορθά και αναλόγως θα επιστρέψει την αντίστοιχη ανατροφοδότηση στον ασθενή.

Οι τρεις πυλώνες τους οποίους περιεργάζεται η μελέτη είναι: 1) η ακρίβεια, 2) ο χρόνος απόκρισης, 3) ο χρόνος εκπαίδευσης.

Η εφαρμογή θα πρέπει πρώτα-πρώτα να παρέχει σωστές αποκρίσεις στον ασθενή.

Θα πρέπει να τεθεί ποιο είναι το επιθυμητό ποσοστό ακρίβειας που θα πρέπει να έχει η εφαρμογή ώστε να θεωρείται ότι παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα στον ασθενή.

Η εφαρμογή θα πρέπει να επιστρέφει την ανατροφοδότηση άμεσα.

Θα πρέπει να τεθεί ποιο είναι το μέγιστο όριο στο οποίο η εφαρμογή θα πρέπει να απαντά στον ασθενή, ούτως ώστε να διασφαλιστεί το γεγονός ότι ο ασθενής λαμβάνει την ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο ώστε να μην δημιουργείται η σύγχυση για ποια επανάληψη αφορά η κάθε ανατροφοδότηση.

Το μοντέλο θα πρέπει να εκπαιδεύεται σε σύντομο χρονικό διάστημα

Ακόμα μια σημαντική πτυχή η οποία θα πρέπει να ληφθεί υπόψιν είναι ο χρόνος που χρειάζεται το μοντέλο να εκπαιδευτεί. Θα πρέπει τα μοντέλα εκτός από αποδοτικά όσον αφορά χρόνο απόκρισης και ακρίβεια, να μπορούν να εκπαιδευτούν σε λογικά χρονικά πλαίσια, χωρίς να απαιτούν υπερβολικούς πόρους. Σε αυτό το σημείο, επηρεάζει το κατά πόσον κάποιο Νευρωνικό Δίκτυο(ΝΔ) για να καταφέρει μεγάλη ακρίβεια απαιτεί την δημιουργία στρωμάτων σε πολύ μεγάλο βάθος, καθιστώντας το ένα μοντέλο πολύ απαιτητικό ως προς την εκπαίδευση του.

Επομένως το πρώτο βασικό ερώτημα είναι το κατά πόσο μπορούν οι αλγόριθμοι MM να βοηθήσουν στις ασκήσεις αποκατάστασης για ασθενείς με Άνοια;

Μελετώντας την βιβλιογραφία μπορεί κάποιος να εντοπίσει διάφορους αλγόριθμους MM οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την παρακολούθηση ασκήσεων αποκατάστασης σε διάφορους τομείς της ιατρικής όπως αθλητές που επανέρχονται από τραυματισμό, άτομα που υπέστησαν εγκεφαλικό κλπ. Παρόλα αυτά, δεν υπάρχει καμία έρευνα που να μελετά κατά πόσον μπορούν οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι να ενσωματωθούν για την παρακολούθηση ασθενών με Άνοια. Δηλαδή, εντοπίζεται το ερώτημα κατά πόσο μπορεί κάποιος αλγόριθμος να μελετήσει την κίνηση μόνο των χεριών, καθώς οι ασκήσεις αποκατάστασης των ασθενών με Άνοια αφορούν μόνο τα χέρια, και να παράξει ικανοποιητικά και άμεσα αποτελέσματα για τον ασθενή.

Ακόμα ένα ερώτημα που αφορά κάποιες πρακτικές υλοποίησης είναι το κατά πόσο θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν Αλγόριθμοι Κατηγοριοποίησης με χρήση χαρακτηριστικών ή αλγόριθμοι Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων.

Στα τελευταία χρόνια παρατηρείται η έντονη χρήση διαφόρων αλγορίθμων ΒΝΔ καθώς φαίνεται ότι είναι πολύ αποδοτικοί, έχουν μεγάλη υπολογιστική ικανότητα και ακρίβεια στα αποτελέσματα. Παρόλα αυτά, πρόκειται επίσης για αλγορίθμους οι οποίοι χρειάζονται μεγάλη υπολογιστική δύναμη. Από την άλλη υπάρχουν οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης οι οποίοι επίσης με την κατάλληλη προεργασία των δεδομένων και με τον εντοπισμό των κατάλληλων χαρακτηριστικών μπορούν επίσης να πετύχουν υψηλά επίπεδα ακρίβειας.

Επομένως, εφόσον ο αλγόριθμος θα κάνει μια κατηγοριοποίηση της κάθε επανάληψης σε επιτυχημένη ή αποτυχημένη επέρχεται το δίλημμα του κατά πόσο θα ήταν πιο δόκιμο να γίνει χρήση Αλγορίθμων Κατηγοριοποίησης με κατάλληλα χαρακτηριστικά ώστε να μειωθεί και ο χρόνος απόκρισης ή κατά πόσο χρειάζεται η χρήση ΒΝΔ για την αυτόματη δημιουργία χαρακτηριστικών σε μεγάλο βάθος.

1.4 Συνεισφορά

Μέσα από την μελέτη της βιβλιογραφίας εντοπίστηκε ένα κενό όσον αφορά την δυνατότητα εφαρμογής διαφόρων αλγορίθμων ΜΜ στον τομέα της φυσικής αποκατάστασης των ασθενών που πάσχουν από Άνοια. Επομένως, η εν λόγω έρευνα ασχολείται με το πως η ΜΜ και ειδικότερα διάφοροι αλγόριθμοι ΝΔ ή αλγόριθμοι Κατηγοριοποίησης μπορούν να αποτελέσουν έναν «αξιόπιστο φυσικοθεραπευτή». Αναλύοντας εις βάθος, η συνεισφορά της εν λόγω έρευνας αφορά την δημιουργία μιας εφαρμογής η οποία θα έχει τη δυνατότητα άμεσης και έγκυρης αξιολόγησης των διαφόρων ασκήσεων αποκατάστασης που εκτελούν οι ασθενείς με Άνοια και της έγκαιρης παροχής ανατροφοδότησης. Με αυτό τον τρόπο, στη βιβλιογραφία θα ενταχθεί για πρώτη φορά ένας αλγόριθμος που να αποδεικνύει ότι είναι εφικτή η εφαρμογή της Αναγνώρισης Κίνησης Ανθρώπων και της Αξιολόγησης Ποιότητας Κίνησης για ασθενείς με Άνοια. Ακόμα, ως προς τον αλγόριθμο αυτό καθαυτό λαμβάνεται υπόψιν μόνο το άνω μέρος του σώματος, γεγονός που διαφέρει καθώς στις περισσότερες μελέτες που υπάρχουν ήδη στην βιβλιογραφία χρησιμοποιούνται σκελετοί ολόκληρου του ανθρώπινου σώματος.

Επίσης, μέσα από τη διαδικασία ένταξης στην βιβλιογραφία αλγορίθμων αξιολόγησης κίνησης για ασθενείς με Άνοια, γίνεται μια σύγκριση αλγορίθμων ΒΝΔ και Κατηγοριοποίησης μέσω χαρακτηριστικών. Αναλυτικότερα, παράγονται διάφορα χρήσιμα συμπεράσματα ως προς την ακρίβεια που μπορεί να έχει ο κάθε τύπος αλγορίθμου σε παρεμφερή προβλήματα.

1.5 Δομή

Η ανάλυση της έρευνας είναι οργανωμένη στα κεφάλαια 2 μέχρι 5 ως εξής:

- Το κεφάλαιο 2 περιέχει μια ανασκόπηση στην υφιστάμενη βιβλιογραφία που υπάρχει στον τομέα την MM και της σε σχέση με την ιατρική και τις ασκήσεις αποκατάστασης. Αναλυτικότερα, περιγράφονται διάφορες εφαρμογές που υπάρχουν ήδη αλγορίθμων MM για εντοπισμό, ανάλυση και αξιολόγηση κίνησης ασθενών που εκτελούν ασκήσεις αποκατάστασης.
- Το κεφάλαιο 3 περιέχει μια γενική περιγραφή της μεθόδου που ακολουθήθηκε καθ' όλη την διάρκεια της εκπόνησης της εν λόγω μελέτης. Καταρχάς, παρουσιάζεται η περιγραφή και η δομή των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν κατά την έρευνα. Εν συνεχεία, περιγράφονται η διάφορες τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν κατά την προεργασία και προετοιμασία των δεδομένων. Εν τέλει, προβάλλονται οι αλγόριθμοι και τα μοντέλα που υλοποιήθηκαν και αξιολογήθηκαν.
- Το κεφάλαιο 4 παρουσιάζει τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εν λόγω έρευνα. Παρουσιάζει την ακρίβεια, το μέσο απόλυτο σφάλμα, το precision, το recall και το f1 score για κάθε αλγόριθμο ανάλογα με της τεχνικές που χρησιμοποιήθηκε. Επίσης, παρουσιάζονται οι χρόνοι που απαιτούνται για την εκπαίδευση των μοντέλων αλλά και για την παροχή ανατροφοδότησης σε πραγματικό χρόνο.
- Το κεφάλαιο 5 σχολιάζει τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο κεφάλαιο 4, κάνει συγκρίσεις μεταξύ των αλγορίθμων και των τεχνικών που εφαρμόστηκαν και καταλήγει σε κάποια συμπεράσματα.

Κεφάλαιο 2

2. Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

2.1 Μηχανική Μάθηση για ανάλυση κίνησης

Η ανάλυση και η αξιολόγηση της ποιότητας της κίνησης με χρήση MM, λόγω των πολλαπλών εφαρμογών που λαμβάνει στον τομέα της Ιατρικής και των ασκήσεων αποκατάστασης, αποτελεί ένα ραγδαία αναπτυσσόμενο πεδίο και μια συχνά χρησιμοποιούμενη τεχνική.

2.1.1 Διαδικασία Μηχανικής Μάθησης για ανάλυση κίνησης

Ανίχνευση των δεδομένων

Στην βιβλιογραφία χρησιμοποιούνται διάφορα συστήματα υλικού ανάλογα με την μορφή των δεδομένων που απαιτείτε να συλλεγεί και τις ιδιαιτερότητες της εφαρμογής και του περιβάλλοντος [17] [18]. Για παράδειγμα, σε πολλές περιπτώσεις που απαιτείται να συλλεγούν οι συντεταγμένες στον τρισδιάστατο χώρο συγκεκριμένων αρθρώσεων του ανθρώπινου σώματος χρησιμοποιείται το Microsoft Kinect. Ένα άλλο σύστημα που χρησιμοποιείται στην βιβλιογραφία για την συλλογή συντεταγμένων ή περιστροφής των αρθρώσεων είναι οι RGB κάμερες [17]. Επίσης, πολλαπλά συστήματα χρησιμοποιούν αισθητήρες όπως IMU και EMG, ιδιαίτερα στο πεδίο των ασκήσεων αποκατάστασης [18].

Προ-επεξεργασία των δεδομένων

- Φιλτράρισμα θορύβου

Μια τεχνική η οποία ασχολείται με την αφαίρεση του θορύβου που υπάρχει λόγω του περιβάλλοντος και το φιλτράρισμα διαφόρων μηδενικών τιμών και τιμών που αλλάζουν απότομα. Παραδείγματα τεχνικών που εφαρμόζονται στην βιβλιογραφία είναι το Laplacian smoothing, Gaussian filtering, Discrete Cosine Transformation (DCT), and Discrete Fourier Transformation (DFT) [17] [18].

- Κανονικοποίηση

Δεδομένο ότι κάθε υποκείμενο που εκτελεί την κάθε κίνηση έχει κάποιες ιδιομορφίες, όπως το ύψος, αλλά και της ύπαρξης διαφορών στον τρόπο συλλογής δεδομένων, όπως την απόσταση και την θέση από την οποία γίνεται η λήψη των εικόνων – βίντεο που καταγράφονται, απαιτείται η κανονικοποίηση των δεδομένων για να υπάρχει μια πρότυπη μορφή [17] [18].

- Συγχρονισμός συχνότητας συλλογής δεδομένων

Χωρική ευθυγραμμικότητα: Γίνεται προσαρμογή των εικόνων που λήφθηκαν από διαφορετική θέση ή απόσταση ώστε να υπάρχει μια πρότυπη μορφή [17] [18]. Στην συγκεκριμένη πρακτική, η τεχνική που χρησιμοποιείται είναι η περιστροφή [31].

Χρονική ευθυγραμμικότητα: Γίνεται προσαρμογή της συχνότητας με την οποία συλλέγονται τα δεδομένα ούτως ώστε να είναι κοινή για όλα [17] [18]. Μια τεχνική που χρησιμοποιείται είναι το Dynamic Time Warping (DTW) [17] [18].

- Κατάτμηση δεδομένων

Τεμαχισμός της κάθε επανάληψης της κίνησης σε κομμάτια. Αναλυτικότερα, σε κάποιες ασκήσεις εντοπίζεται το φαινόμενο να αποτελούνται από υποκινήσεις οι οποίες είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Για τον λόγο αυτό, η κατάτμηση επιτρέπει την επιλογή χαρακτηριστικών τα οποία πιθανόν να χαρακτηρίζουν μόνο την μια υποκίνηση, επιτυγχάνοντας έτσι καλύτερη κατηγοριοποίηση.

- Επισήμανση δεδομένων (Data labeling)

Δεδομένου των διαφόρων ροών δεδομένων που συλλέγονται από τους αισθητήρες, όπως εικόνες, βίντεο, γίνεται η προσκόλληση διαφόρων ετικετών οι οποίες επιτρέπουν στα μοντέλα MM να εκπαιδευτούν καλύτερα [28].

Επιλογή των χαρακτηριστικών

Αφού γίνει η ανάλυση των δεδομένων της κίνησης γίνεται επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών. Αναλυτικότερα, για κάθε κίνηση υπάρχουν κάποια χαρακτηριστικά τα οποία διαφαίνεται ότι οι τιμές τους έχουν μεγάλη διαφορά όταν κατατάσσονται στην μια κατηγορία παρά όταν κατατάσσονται σε μια άλλη. Επομένως, με την εν λόγω τεχνική γίνεται η επιλογή των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών ούτως ώστε να βελτιώνεται η επίδοση και ικανότητα σωστής κατηγοριοποίησης των αλγορίθμων.

Για αλγόριθμους κατηγοριοποίησης όπως SVM, CNN, Random Forest, Decision Trees, γίνεται πρώτα η δημιουργία χαρακτηριστικών τα οποία πιθανόν να επηρεάζουν την κίνηση, όπως ταχύτητα, επιτάχυνση, μέση ταχύτητα, μέγιστη ταχύτητα, διακυμάνσεις ταχύτητας. Στην συνέχεια σε αυτά τα δεδομένα εφαρμόζεται η επιλογή των πιο σημαντικών.

Αντίθετα, για τα μοντέλα NN χρησιμοποιούνται οι συντεταγμένες οι οποίες συλλέχθηκαν με την βοήθεια των αισθητήρων και εφαρμόζεται σε αυτά η επιλογή σημαντικών χαρακτηριστικών.

Δημιουργία αλγορίθμων

Αφού γίνει η προσαρμογή των δεδομένων στην κατάλληλη μορφή τότε επιλέγονται τα διάφορα μοντέλα κατηγοριοποίησης που θα δημιουργηθούν και θα εκπαιδευτούν για να κάνουν την αξιολόγηση της κίνησης. Κατά την δημιουργία των μοντέλων καθορίζονται οι

απαραίτητες υπέρ-παράμετροι (hyperparameters) ούτως ώστε να είναι το μοντέλο αποδοτικό για τον μορφότυπο των δεδομένων.

Διαχωρισμός της συλλογή δεδομένων

Για λόγους εκπαίδευσης και αξιολόγησης των μοντέλων γίνεται καταμερισμός της συλλογής δεδομένων σε τρεις κατηγορίες:

Δεδομένα εκπαίδευσης: Τα συγκεκριμένα δεδομένα χρησιμοποιούνται για να εκπαιδευτούν τα μοντέλα και να δημιουργηθούν τα απαραίτητα χαρακτηριστικά [19].

Δεδομένα επικύρωσης: Τα συγκεκριμένα δεδομένα χρησιμοποιούνται για επικύρωση των αποτελεσμάτων επίδοσης που έχει το σύστημα κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης των μοντέλων [19].

Δεδομένα ελέγχου: Τα συγκεκριμένα δεδομένα χρησιμοποιούνται αφότου τελειώσει η εκπαίδευση των μοντέλων, ούτως ώστε να αξιολογηθούν οι τελικές τους επιδόσεις [19].

2.1.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

Αναγνώριση Κίνησης και Αξιολόγηση Ποιότητας Κίνησης για ασθενείς που επιτελούν ασκήσεις αποκατάστασης [6]:

Καταρχάς, η είσοδος είναι οι συντεταγμένες στον τρισδιάστατο χώρο των αρθρώσεων του ασθενή που εκτελεί την άσκηση αποκατάστασης, που συλλέγονται μέσω του αισθητήρα κίνησης Kinect κατά την διάρκεια της εκτέλεσης της άσκησης αποκατάστασης από τον ασθενή [6].

Στην βιβλιογραφία χρησιμοποιείται ο συνδυασμός LSTM και CNN BΝΔ ούτως ώστε να γίνει η κατηγοριοποίηση της κίνησης σε ομάδες (επιτυχείς/ανεπιτυχείς). Στόχος των συγκεκριμένων δικτύων είναι να εκμεταλλευτούν τόσο τις χωρικές πληροφορίες που δίνουν οι συντεταγμένες των διαφόρων αρθρώσεων, όσο και τις χρονικές πληροφορίες που δίνουν οι επαναλήψεις των ασκήσεων [6].

Όσον αφορά την αρχιτεκτονική του BΝΔ, δημιουργείται ένα ΝΔ το οποίο έχει κάποια υπό-δίκτυα, όπου κάθε ένα έχει δεδομένα-μετατοπίσεις για μια συγκεκριμένη άρθρωση. Επίσης, δημιουργείται μια πυραμίδα με τις διάφορες επαναλήψεις που εκτελεί ο ασθενής [6]. Έτσι στα πρώτα επίπεδα εφαρμόζεται Convolution, ώστε να γίνει εκμετάλλευση της χωρικής πληροφορίας, ακολουθούμενη από επίπεδα LSTM ώστε να γίνει εκμετάλλευση της χρονικής πληροφορίας [6]. Στο τέλος υπάρχει ένα επίπεδο linear regression ώστε να γίνει κατηγοριοποίηση (1/0 – επιτυχές/ανεπιτυχές).

Ανίχνευση ανωμαλιών κατά την εκτέλεση ασκήσεων αποκατάστασης, με την βοήθεια σκελετού [7]:

Και πάλι τα συγκεκριμένα μοντέλα της βιβλιογραφίας συλλέγουν τις συντεταγμένες των αρθρώσεων του ασθενή, που εκτελεί ασκήσεις αποκατάστασης, στον τρισδιάστατο χώρο. Ωστόσο, δεν χειρίζεται τις συντεταγμένες κάθε άρθρωσης ξεχωριστά, αλλά δημιουργεί ένα διάγραμμα σκελετού μέσω όλων των αρθρώσεων που συλλέχθηκαν.

Επομένως, η αρχιτεκτονική που χρησιμοποιείται είναι τα Graph Convolutional Network (GCN) καθώς τα διαγράμματα σκελετών που δημιουργούνται ακολουθούν μια σειρά από επίπεδα Convolution [7]. Στο τελικό επίπεδο και πάλι γίνεται η κατηγοριοποίηση της κάθε επανάληψης-κίνησης σε επιτυχή-συνηθισμένη/αποτυχημένη-ασυνήθιστη [7].

Στόχος της συγκεκριμένης αρχιτεκτονικής BND είναι να ληφθεί υπόψιν από το μοντέλο η χωρική συσχέτιση μεταξύ των διαφόρων αρθρώσεων που είναι απαραίτητες για την κατανόηση της ανθρώπινης κίνησης [7].

Μια αρχιτεκτονική BND που επίσης χρησιμοποιεί διαγράμματα σκελετών είναι το Residual Temporal Convolutional Network (RES-TCN) [8]. Πρόκειται για ένα μοντέλο το οποίο λαμβάνει σαν είσοδο ένα βίντεο από το άτομο που εκτελεί την άσκηση αποκατάστασης του και για κάθε πλαίσιο του βίντεο παράγεται το αντίστοιχο διάγραμμα σκελετού.

Το μοντέλο RES-TCN δέχεται τα διαγράμματα σκελετού που παρήχθησαν και εκτελεί μια σειρά από επίπεδα Residual Units, δηλαδή επίπεδα που εκτελούν Batch Normalization, ReLU and Convolution [8]. Στο τελικό επίπεδο και πάλι γίνεται η κατηγοριοποίηση της κάθε επανάληψης-κίνησης σε επιτυχή-συνηθισμένη/αποτυχημένη-ασυνήθιστη [8].

Πρόκειται για ένα μοντέλο το οποίο συνδυάζει την προώθηση αυτοσύιας της πληροφορίας (διαγράμματα σκελετών) και της πληροφορίας που έγινε Convolution. Με αυτό τον τρόπο, μεταφέροντας την πληροφορία στο επόμενο επίπεδο μειώνεται το πρόβλημα του vanishing και του exploding επιτρέποντας έτσι την δημιουργία πιο BND [8].

Παραδοσιακοί αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

Πέρα από την χρήση ΝΔ, τα οποία είναι ευρέως διαδεδομένα τα τελευταία χρόνια, χρήσιμοι αλγόριθμοι εντοπίζονται και στην παραδοσιακή MM. Αναλυτικότερα, εντοπίζονται διάφοροι αλγόριθμοι που κατατάσσονται σε δύο κατηγορίες: Αλγόριθμους με επόπτευση και χωρίς. Όσον αφορά την πρώτη κατηγορία, για την εκπαίδευση των μοντέλων δίνονται σαν είσοδο δεδομένα με τις αντίστοιχες επισημάνσεις και την κατηγοριοποίηση τους σε μια ομάδα [27]. Αντίθετα, στην δεύτερη κατηγορία δίνονται σαν είσοδο δεδομένα χωρίς οποιαδήποτε επισημάνση ή κατηγοριοποίηση και οι αλγόριθμοι προσπαθούν να ανακαλύψουν κάποιο μοτίβο σύμφωνα με το οποίο μπορούν να ομαδοποιηθούν τα δεδομένα [27].

Το SVM είναι ένα μοντέλο μάθησης με επίβλεψη το οποίο δεδομένο μιας συνάρτησης κατηγοριοποίησης, κατατάσσει κάθε περίπτωση σε μια εκ των διαθέσιμων ομάδων.

Το KNN είναι ένα μοντέλο μάθησης χωρίς επίβλεψη το οποίο δέχεται μια συλλογή από δεδομένα χωρίς επισημάνση, και κάνει πολλαπλές δοκιμές ομαδοποίησης τους σε ένα συγκεκριμένο σύνολο από ομάδες, επιλέγοντας κάποια σχετική μετρική σύγκρισης όπως την μεταξύ τους απόσταση.

Το Random Forest είναι ένα μοντέλο μάθησης χωρίς επίβλεψη το οποίο δημιουργεί ένα σύνολο από ανεξάρτητα δέντρα και για κάθε περίπτωση εισόδου συνυπολογίζει την απόφαση των επιμέρους δέντρων για να λάβει την τελική απόφαση.

2.1.3 Χρόνος προ-επεξεργασίας δεδομένων

Στην βιβλιογραφία τονίζεται η σημαντικότητα του περιορισμού, όσο είναι δυνατόν, του χρόνου απόκρισης των συστημάτων αξιολόγησης κίνησης. Ο λόγος που απαιτείται αυτό είναι για να μπορεί ο χρήστης που εκτελεί τις διάφορες ασκήσεις να αντιστοιχίσει κατάλληλα την κάθε απόκριση στην σωστή επανάληψη της κίνησης. Στην βιβλιογραφία λοιπόν, τονίζεται ότι ο χρόνος απόκρισης αποτελεί το άθροισμα του χρόνου προ-επεξεργασίας και του χρόνου που χρειάζεται το μοντέλο να αποφασίσει. Ο χρόνος προεργασίας περιλαμβάνει την εξαγωγή των δεδομένων από τον αισθητήρα συλλογής δεδομένων, την κατάτμηση σε επαναλήψεις, την δημιουργία της απαραίτητης δομής δεδομένων και την εφαρμογή διαφόρων τεχνικών για βελτίωση της μορφής των δεδομένων.

2.1.4 Ανάλυση κίνησης και ανατροφοδότηση

Η υφιστάμενη βιβλιογραφία ασχολείται επίσης με τον τρόπο με τον οποίο μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα αποτελέσματα της ανάλυσης κίνησης για την δημιουργία της κατάλληλης ανατροφοδότησης προς τον χρήστη. Οι τέσσερις βασικοί άξονες οι οποίοι καθορίζουν τον τρόπο δημιουργίας και παρουσίασης της ανατροφοδότησης είναι οι εξής: τρόπος παρουσίασης, περιεχόμενο, συγχρονισμός και συχνότητα [20].

Τρόπος Παρουσίασης

Καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο θα παρέχεται η ανατροφοδότηση στον χρήστη. Κάθε μέθοδος καθιστά προσβάσιμη την ανατροφοδότηση μέσω διαφορετικής αισθητηριακής υποδοχής του χρήστη. Αναλυτικότερα, οι διάφοροι τρόποι παρουσίασης της ανατροφοδότησης στον χρήστη είναι οι εξής [20] [21]:

- a) Η προβολή μιας οπτικής ανατροφοδότησης σε κάποια οθόνη ή προβολέα [20].
- b) Η ηχητική περιγραφή της ανατροφοδότησης μέσω κάποιων ηχέων [20].

- c) Η παροχή ανατροφοδότησης μέσω της αφής, είτε μέσω δόνησης και πίεσης στο δέρμα είτε μέσω κιναισθητικής στους υποδοχείς των μυών και τενόντων που επιτρέπουν στον χρήστη να νιώθει τη στάση του σώματος [21].
- d) Συνδυασμός περισσότερων από μια μεθόδων, κυρίως με συνδυασμό οπτικής – ακουστικής ανατροφοδότησης ή οπτικής – απτικής ανατροφοδότησης [20].

Η αναπαράσταση της ανατροφοδότησης γίνεται είτε με άμεσα, μέσω της καταγραφής της μετατόπισης των μοιρών γωνιάς, είτε έμμεσα, μέσω διαφόρων γραφικών αναπαραστάσεων [20].

Περιεχόμενο

Καθορίζει το είδος του περιεχομένου που θα παρέχεται στον χρήστη ως ανατροφοδότηση [20] [21]. Μπορεί να είναι είτε η Γνώση των Αποτελεσμάτων, δηλαδή διάφορες πληροφορίες σχετικά με την κίνηση όπως ο αριθμός των επαναλήψεων που επιτεύχθηκαν, είτε η Γνώση της Απόδοσης, δηλαδή διάφορες πληροφορίες σχετικά με την εκτέλεση της κίνησης όπως λεπτομέρειες σχετικά με τις τεχνικές των ασκήσεων [20]. Όσον αφορά την δεύτερη κατηγορία περιεχομένου, μπορεί να είναι περιγραφική, δηλαδή να περιγράφονται πιθανά λάθη που έγιναν, ή ρυθμιστική, δηλαδή συστάσεις για τον τρόπο με τον οποίο μπορεί να διορθωθεί κάποιο λάθος [20].

Συγχρονισμός

Καθορίζει την αμεσότητα με την οποία παρέχεται η ανατροφοδότηση στον χρήστη. Μπορεί να είναι άμεση, δηλαδή να παρέχεται η ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο κατά την εκτέλεση της κίνησης, ή αναχρονιστική, δηλαδή να παρέχεται η ανατροφοδότηση μετά την ολοκλήρωση της εκτέλεσης της κίνησης [20] [21].

Συχνότητα

Καθορίζει τον ρυθμό με τον οποίο θα παρέχεται η ανατροφοδότηση στον χρήστη. Μπορεί να είναι σταθερή, δηλαδή η συχνότητα να παραμένει ίδια καθ' όλη την διάρκεια εκτέλεσης της κίνησης, ή ξεθωριασμένη, δηλαδή να μειώνεται με το πέρασμα του χρόνου [20] [21].

2.1.5 Σημαντικότητα ανατροφοδότησης

Η υφιστάμενη βιβλιογραφία ασχολείται με την επίδραση που έχει η ποσοτική ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο τόσο σε αθλητές οι οποίοι εκτελούν ασκήσεις δύναμης όσο σε ασθενείς οι οποίοι εκτελούν τις ασκήσεις αποκατάστασης τους [22]. Διαφαίνεται, λοιπόν ότι η ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο βελτιώνει σημαντικά την επίδοση τόσο των αθλητών όσο και των ασθενών. Τονίζεται ότι επηρεάζει σημαντικά διάφορες ψυχολογικές μεταβλητές, επιτρέποντας έτσι την ενίσχυση του κίνητρου, της

διάθεσης και της ανταγωνιστικότητας των υποκειμένων [22]. Παράλληλα, παρατηρείται αύξηση στον φόρτο εργασίας που εκτελούν τα υποκείμενα, καθώς φαίνεται ότι η ανατροφοδότηση βοηθά στην ενεργοποίηση των απαιτούμενων μυών [22]. Πέρα της ψυχολογικής διάστασης, η βιβλιογραφία τονίζει ότι η ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο επιτρέπει στα υποκείμενα να δώσουν την απαιτούμενη προσοχή σε παραμέτρους που πιθανόν να αγνοούσαν ή να μην λάμβαναν πολύ υπόψη [22].

2.2 Μηχανική Μάθηση στην Ιατρική και την Φυσική Αποκατάσταση

Η MM εφαρμόζεται σε διάφορες πτυχές της ιατρικής για την παρακολούθηση και αξιολόγηση της διεκπεραίωσης των ασκήσεων αποκατάστασης. Γενικά, οι αλγόριθμοι MM μπορούν να εφαρμοστούν σε ευρεία κλίμακα, από ασθενείς με χρόνιες παθήσεις και γνωστικές ανωμαλίες μέχρι και αθλητές που αναρρώνουν από κάποιο τραυματισμό. Αναλυτικότερα, η MM έχει συμβάλει ουσιαστικά στην διαχείριση του πόνου των ασθενών. Σύμφωνα δηλαδή με την βιβλιογραφία, διάφοροι αλγόριθμοι MM χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη πόνου στους ασθενείς και παροχή βοήθειας για αποτελεσματική διάγνωση και την κατηγοριοποίηση του πόνου ώστε να λαμβάνονται οι κατάλληλες αποφάσεις διαχείρισης [2]. Ακόμα διάφορες μελέτες δείχνουν ότι οι αλγόριθμοι MM μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των κινήσεων των άνω άκρων ατόμων που έχουν υποστεί εγκεφαλικό επεισόδιο ώστε να διαπιστωθεί η ποιότητα των κινήσεων τους καθώς και να αξιολογηθεί η πορεία της αποκατάστασης τους [3][4]. Επίσης, μέσα από την βιβλιογραφία προκύπτει ότι η αναγνώριση κίνησης σε συνδυασμό με τα BND μπορούν να βοηθήσουν στην καλύτερη εφαρμογή των ασκήσεων αποκατάστασης των αθλητών που επανέρχονται από κάποιο τραυματισμό [5].

2.3 Άνοια και Μηχανική Μάθηση

Σύμφωνα με την βιβλιογραφία η MM μάθησης μέχρι τώρα χρησιμοποιήθηκε κυρίως για ανίχνευση της άνοιας και την παρακολούθηση της προόδου των ασθενών. Παρατηρείται, λοιπόν, ένα κενό όσον αφορά τις ασκήσεις αποκατάστασης ασθενών με άνοια, ωστόσο εντοπίζονται πολλαπλές εφαρμογές εντοπισμού της άνοιας και στην συνεχή παρακολούθηση της πορείας περίθαλψης των ασθενών.

2.3.1 Ανίχνευση άνοιας βάση τρόπου διακίνησης στο σπίτι

Πρόκειται για ένα σύστημα το οποίο παρατηρεί την κίνηση των υποκειμένων μέσα στο σπίτι, ούτως ώστε να εντοπίζει διάφορες αφύσικες κινήσεις που σχετίζονται με την ασθένεια της άνοιας [23]. Αναλυτικότερα, το εν λόγω σύστημα χρησιμοποιεί διάφορες τεχνολογίες του

έξυπνου σπιτιού ούτως ώστε να μπορεί να αναγνωρίζει το κάθε υποκείμενο και να καταγράφει την κίνηση τους μέσα στο σπίτι. Με βάση την κίνηση του υποκειμένου, γίνεται κατηγοριοποίηση σε τρεις κατηγορίες [23]:

- a) Γνωστικά υγιής
- b) Ήπια γνωστική βλάβη
- c) Άνοια

Για την υλοποίηση του συστήματος χρησιμοποιούνται BND τα οποία συνδυάζουν χωρικές και χρονικές πληροφορίες. Αναλυτικότερα, για κάθε κομμάτι της κίνησης δίνονται στο μοντέλο δύο εικόνες, μια που αφορά τα χαρακτηριστικά της τροχιάς της κίνησης και μια που αφορά τα χαρακτηριστικά της ταχύτητας της κίνησης [23]. Παράλληλα, τονίζεται ότι η πρόβλεψη της γνωστικής κατάστασης του υποκειμένου είναι μια μακροχρόνια διαδικασία. Δηλαδή, για να μπορεί το σύστημα να κατηγοριοποιήσει το υποκείμενο με σωστό τρόπο χρειάζεται έναν μεγάλο αριθμό από κατηγοριοποιήσεις κίνησης, και επομένως πρέπει να αποθηκεύει όλες τις επιμέρους κατηγοριοποιήσεις της κίνησης, ούτως ώστε να μπορεί μακροπρόθεσμα να εξάγει μια ασφαλή πρόγνωση [23].

2.3.2 Ανίχνευση άνοιας βάση τρόπου περπατήματος από κινητό

Πρόκειται για ένα σύστημα το οποίο συλλέγει δεδομένα μέσω του κινητού των χρηστών ούτως ώστε να ανιχνεύσει σε ποιο στάδιο του Αλτσχάιμερ βρίσκεται ο χρήστης [25]. Αναλυτικότερα, καθώς οι ασθενείς εκτελούν καθημερινές δραστηριότητες, τα σύστημα με τη βοήθεια του smartphone accelerometer συλλέγει κλινικές πληροφορίες σχετικά με τον χρήστη [25]. Ο λόγος της χρήσης της κινητής συσκευής είναι η ανάγκη που υπήρχε για χρήση ενός συστήματος με το οποίο οι χρήστες ήταν εξοικειωμένοι [25]. Με βάση την κίνηση του υποκειμένου, γίνεται κατηγοριοποίηση σε τρεις κατηγορίες [25]:

- a) Πρώιμο στάδιο Αλτσχάιμερ
- b) Μέσο στάδιο Αλτσχάιμερ
- c) Προχωρημένο στάδιο Αλτσχάιμερ

Για την υλοποίηση του συστήματος χρησιμοποιούνται BND τα οποία συλλέγουν δεδομένα στους τρεις άξονες (X, Y, Z) για μεγάλα χρονικά διαστήματα. Πιο συγκεκριμένα, επιλέχθηκε το CNN το οποίο συνδυάζει επίπεδα από Convolution & Pooling δημιουργώντας ένα χάρτη χαρακτηριστικών τα οποία περιπλέκονται, συνδυάζοντας έτσι τις διάφορες πληροφορίες [25].

2.3.3 Ανίχνευση και Παρακολούθηση προόδου άνοιας βάση τρόπου περπατήματος και της στάσης του σώματος

Στην βιβλιογραφία επισημαίνεται ότι οι διάφορες πληροφορίες σχετικά με τον τρόπο περπατήματος και την στάση του σώματος των υποκειμένων μπορεί να γίνει πρόγνωση κατά πόσο κάποιος πάσχει από άνοια και να γίνει παρακολούθηση της προόδου του [26]. Αναλυτικότερα, αναφέρεται ότι έρευνες έχουν δείξει ότι άτομα τα οποία πάσχουν από άνοια εντοπίζεται ότι περπατούν πιο αργά με μικρότερους διασκελισμούς και επίσης παρατηρείται μεταβλητότητα ως προς τον χρόνο που γίνεται ο κάθε διασκελισμός [26]. Επομένως, η υφιστάμενη βιβλιογραφία εισηγείται την συλλογή δεδομένων περπατήματος και στάσης του σώματος με την χρήση 3D Motion Capture, Force plates, Accelerometer, τονίζοντας ότι μελλοντικά θα γίνεται η χρήση Wearables Systems [26]. Τονίζεται, ότι απαιτείται η εύρεση διαφόρων χαρακτηριστικών των οποίων οι τιμές τους να έχουν μεγάλη διαφορά για περιπτώσεις στις οποίες το υποκείμενο πάσχει από άνοια και για περιπτώσεις στις οποίες ο ασθενής είναι υγιής [26]. Στην βιβλιογραφία τονίζεται η σημαντικότητα τέτοιων συστημάτων καθώς η έγκαιρη πρόγνωση της ασθένειας της άνοιας μπορεί να έχει καθοριστικό ρόλο στην πορεία της αποκατάστασης του ασθενή.

2.3.4 Ανάλυση κίνησης και Φυσική Αποκατάσταση ασθενών με άνοια

Όπως δηλώθηκε και πιο πάνω, η υφιστάμενη βιβλιογραφία δεν έχει ασχοληθεί μέχρι τώρα με την ανάλυση και αξιολόγηση της κίνησης ασθενών με άνοια που εκτελούν τις ασκήσεις αποκατάστασης τους. Παρόλα αυτά, η MM θα μπορούσε να συμβάλει ουσιαστικά στο συγκεκριμένο πεδίο. Θα μπορούσε λοιπόν, μέσω της χρήσης διαφόρων Wearables Systems ή Smartphone Accelerometers ή αισθητήρων όπως IMUs να γίνεται σε πραγματικό χρόνο η παρατήρηση των ασθενών με άνοια κατά την εκτέλεση των ασκήσεων αποκατάστασης τους. Με την συλλογή λοιπόν των συντεταγμένων των αρθρώσεων των ασθενών, θα μπορούσε σε πραγματικό χρόνο να γίνεται η ανάλυση της κίνησης και η αξιολόγηση της, ούτως ώστε είτε να κατατάσσεται ως επιτυχημένη ή αποτυχημένη είτε να κατατάσσεται σε μια κατηγορία από πιθανά σφάλματα. Επομένως, η MM για ανάλυση της άσκησης θα μπορούσε με παρόμοιες πρακτικές που χρησιμοποιούνται στην υφιστάμενη βιβλιογραφία να δημιουργήσει ένα σύστημα που θα αναλύσει και αξιολογεί τις ασκήσεις αποκατάστασης που εκτελούν οι ασθενείς με άνοια σε πραγματικό χρόνο.

2.4 Εικονική Πραγματικότητα στην Φυσική Αποκατάσταση

Το VR είναι μια τεχνολογία η οποία μπορεί να συμβάλει ουσιαστικά στην διαδικασία φυσικής αποκατάστασης των ασθενών και αυτό δεικνύεται μέσα από διάφορες μελέτες της υφιστάμενης βιβλιογραφίας.

Εικονική Πραγματικότητα βοηθά στην τόνωση της προσοχής και στην επέκταση της διάρκειας εκτέλεσης των ασκήσεων αποκατάστασης [1] [30]

Σε αρκετές έρευνες της βιβλιογραφίας κατά την διάρκεια της εκτέλεσης των ασκήσεων τους, οι ασθενείς παρακολουθούν ένα αντίστοιχο εικονικό περιβάλλον μέσω των συσκευών Εικονικής Πραγματικότητας. Το εν λόγω περιβάλλον, αντιστοιχίζει την άσκηση που κάνουν με μια κίνηση/ενέργεια/εργασία σε αυτό, που θα απαιτούσε παρόμοια κίνηση με αυτή της άσκησης. Επομένως, ο ασθενής δεν αισθάνεται ότι κάνει μια άσκηση αποκατάστασης αλλά ότι κάνει μια εργασία στο εικονικό περιβάλλον. Με αυτό τον τρόπο, διατηρείται ενεργό το ενδιαφέρον του ασθενή, με αποτέλεσμα την επέκταση της διάρκειας εκτέλεσης των ασκήσεων αλλά και την προσοχή στην σωστή εκτέλεσή τους [1]. Το φαινόμενο αυτό ενισχύεται μέσω της προβολής ενός στόχου που πρέπει να ολοκληρώσει κατά την εκτέλεση της εικονικής εργασίας [1].

Ακόμα ένας πυλώνας που βελτιώνει την ποιότητα εκτέλεσης των ασκήσεων από τους ασθενείς είναι ο τρόπος με τον οποίο τα συστήματα ΕΠ παρέχουν ανατροφοδότηση σε αυτούς. Μελέτες έδειξαν ότι η οπτική ανατροφοδότηση που παρέχουν τα συστήματα ΕΠ είναι πιο κατανοητή από τους ασθενείς, γεγονός που βοηθά την άμεση κατανόηση των σφαλμάτων και την διόρθωσή τους [1]. Παράλληλα, μέσω της παροχής συνεχής ανατροφοδότησης βοηθά ασθενείς οι οποίοι αντιμετωπίζουν διάφορες γνωστικές δυσλειτουργίες να μπορούν να εκτελούν σωστά τις ασκήσεις για μεγάλη διάρκεια [1].

Εικονική Πραγματικότητα βοηθά στην μείωση της δυσφορίας [1] [30]

Οι περισσότεροι ασθενείς κατά την διάρκεια της εκτέλεσης των ασκήσεων τους νιώθουν πόνο ή δυσκολία ως προς την ολοκλήρωσή τους με αποτέλεσμα να νιώθουν έντονη δυσφορία [1]. Παρόλα αυτά μέσα από την προβολή όμορφων, οικείων και φυσικών περιβαλλόντων ΕΠ προκαλούνται αισθήματα ευχαρίστησης στον ασθενή, με αποτέλεσμα να μην νιώθει τόσο έντονα την δυσφορία από την δυσκολία εκτέλεσης των ασκήσεων του [1]. Παράλληλα, μέσω της υφιστάμενης βιβλιογραφίας διαφαίνεται ότι μέσω της προβολής εξατομικευμένων εικονικών περιβαλλόντων στον ασθενή [1], τα οποία μπορούν να του ενεργοποιήσουν διάφορες ευχάριστες αναμνήσεις βοηθούν στην πιο ευχάριστη εκτέλεση της άσκησης.

Fully Immersive VR (FIVR) και Semi Immersive VR (SIVR) για ασθενείς με Άνοια που εκτελούν τις ασκήσεις αποκατάστασης τους [16]

Η βιβλιογραφία ασχολείται επίσης με την σύγκριση των διαφόρων οφελών που μπορεί να έχουν χρήση FIVR και SIVR από ασθενείς με Άνοια κατά την εκτέλεση της φυσικής τους αποκατάστασης. Το σύστημα FIVR είναι ένα σύστημα ΕΠ στο οποίο ο ασθενής έχει στο κεφάλι του ένα head-mounted display (HMD) και το μοναδικό πράγμα που βλέπει είναι το εικονικό περιβάλλον που του προβάλλεται [16]. Αντίθετα, στο SIVR το εικονικό περιβάλλον προβάλλεται μέσω ενός ή περισσότερων μεγάλων οθονών [16].

Σύμφωνα με την βιβλιογραφία τα οφέλη που προκύπτουν με την χρήση του FIVR σε σχέση με του SIVR είναι πολλαπλά. Αναλυτικότερα, τονίζεται ότι ο ασθενής έχει μεγαλύτερη ακρίβεια εκτέλεσης πολύπλοκων ασκήσεων. Παράλληλα, ο ασθενής βρίσκεται σε καλύτερη συναισθηματική κατάσταση καθώς όπως τονίζεται στην βιβλιογραφία «προκαλούνται αισθήματα ευφορίας και ευχαρίστησης και μειώνεται η λύπη, ο φόβος και το άγχος» [16]. Ακόμα οι ασθενείς φαίνεται να νιώθουν περισσότερη αυτοπεποίθηση και διαφαίνεται ότι οι ασθενείς είναι πιο προσηλωμένοι καθώς μειώνονται οι διάφορες αποσπάσεις που πιθανόν να έχει από το εξωτερικό περιβάλλον [16].

Παρόλα αυτά, τονίζεται ότι τα συστήματα FIVR δεν είναι για όλους [16]. Αναλυτικότερα, υπάρχουν άτομα τα οποία δεν είναι ιδιαίτερα εξοικειωμένα με τέτοιου είδους εξοπλισμό με αποτέλεσμα η χρήση ενός τέτοιου συστήματος να τους προκαλεί άγχος και προβλήματα κίνησης. Επίσης, τονίζεται ότι πολλές φορές δεν είναι εύκολη η μετάβαση από το εικονικό περιβάλλον στο πραγματικό, ιδιαίτερα για κάποιους ασθενείς με Άνοια που μπορεί να έχουν διάφορα προβλήματα υγείας, με αποτέλεσμα να χρειάζεται αρκετός χρόνος και προσπάθεια για την εν λόγω μετάβαση [16]. Για αυτούς τους λόγους, τονίζεται ότι το FIVR δεν είναι για όλους τους ασθενείς [16] και γι' αυτό είναι χρήσιμο να υπάρχει και το SIVR.

Στην εν λόγω πτυχιακή έρευνα δεν θα γίνει η υλοποίηση του συστήματος ΕΠ. Το σύστημα ΕΠ αναμένεται να έχει βοηθητικό χαρακτήρα ούτως ώστε οι ασθενείς με Άνοια κατά την διάρκεια της εκτέλεσης των ασκήσεων αποκατάστασης, να βλέπουν διάφορα εικονικά περιβάλλοντα με πιθανές ενέργειες που αντιστοιχούν στην άσκηση αποκατάστασης τους ούτως ώστε να διατηρείται η προσοχή και το ενδιαφέρον τους καθ' όλη την διάρκεια της άσκησης τους.

Κεφάλαιο 3

3 Μεθοδολογίες

3.1 Δεδομένα

Κατά την διάρκεια της πειραματικής έρευνας, έγινε ενασχόληση με διάφορες συλλογές δεδομένων τόσο για την παρατήρηση και ανάλυση των ασκήσεων αποκατάστασης που εκτελούν οι ασθενείς με άνοια όσο και για την δοκιμή διαφόρων αλγορίθμων MM οι οποίοι μπορούν να συμβάλουν στην επίλυση του προβλήματος που ορίστηκε.

3.1.1 Δεδομένα από ασθενείς με άνοια [12]

Στα πρώτα στάδια της έρευνας χρησιμοποιήθηκαν μια ενδεικτική συλλογή από δεδομένα τα οποία συλλέχθηκαν με την χρήση του αισθητήρα Microsoft Kinect κατά την διάρκεια της εκτέλεσης ασκήσεων αποκατάστασης από ασθενείς με άνοια [12]. Κατά την εκτέλεση των ασκήσεων αποκατάστασης, οι ασθενείς φορούσαν γυαλιά ΕΠ μέσω των οποίων έβλεπαν κάποια αντίστοιχη εργασία με την άσκηση που ασκούσαν ούτως ώστε να διατηρηθεί το ενδιαφέρον και η προσοχή τους καθ' όλη την διάρκεια της άσκησης τους [12].

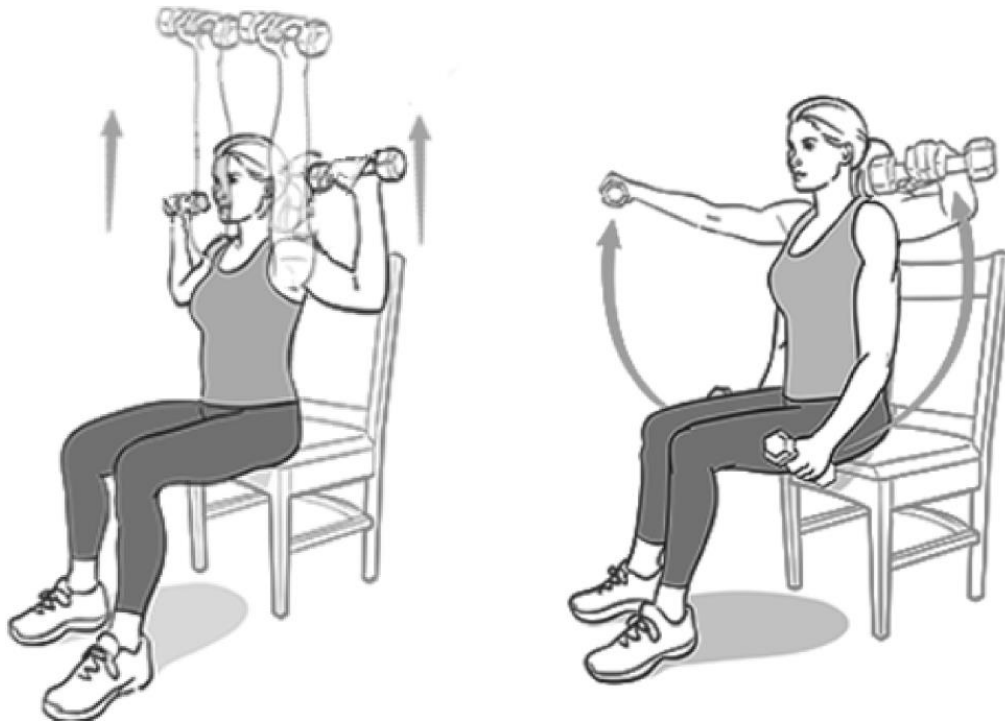
Αναλυτικότερα, τα δεδομένα που συμπεριλάμβανε η εν λόγω συλλογή δεδομένων είναι οι συντεταγμένες στον τρισδιάστατο χώρο των σημείων του ανθρώπινου σώματος που παρουσιάζονται στον Πίνακα 1. Κάθε υποκείμενο εκτελούσε 20 επαναλήψεις για την κάθε άσκηση. Οι συντεταγμένες κάθε άρθρωσης αναπαρίσταται από την τριπλέτα XYZ [12].

Τα δεδομένα περιγράφουν δύο διαφορετικές ασκήσεις [12] αποκατάστασης όπως φαίνονται και στην Εικόνα 1:

- i. **Overhead press:** Το υποκείμενο αρχικά έχει τους αγκώνες λυγισμένους σε γωνία 90° και επεκτείνει τα χέρια κατακόρυφη ούτως ώστε οι καρποί, οι αγκώνες και οι ώμοι των δύο χεριών να είναι ευθυγραμμισμένοι κατακόρυφα [12].
- ii. **Side arm raise:** Το υποκείμενο επεκτείνει τα χέρια του στο πλάι, διατηρώντας τον αγκώνα και τον καρπό ίσιο, μέχρι να ευθυγραμμιστεί οριζόντια ο αγκώνας και ο καρπός των χεριών με τους ώμους [12].

Πίνακας 1 Αρθρώσεις που λήφθηκαν υπόψη για ασθενείς με άνοια [12]

Σημεία του ανθρώπινου σώματος
Κεφάλι
Αριστερός αγκώνας
Αριστερό χέρι
Δεξιός αγκώνας
Δεξιό χέρι



α) Overhead press exercise

β) Side arm raise exercise

3.1.2 UI-PRMD [9]

Κατά την διάρκεια της μελέτης και υλοποίησης των αλγορίθμων MM έγινε κυρίως χρήση της συγκεκριμένης συλλογής δεδομένων. Πρόκειται για μια συλλογή δεδομένων η οποία λήφθηκε με την χρήση του αισθητήρα Microsoft Kinect με συχνότητα λήψεις 30 Hz [9].

Τα δεδομένα αφορούν την παρατήρηση της εκτέλεσης δέκα διαφορετικών κινήσεων όπως παρουσιάζονται στην Εικόνα 2 από δέκα διαφορετικά υποκείμενα που συμμετείχαν στο εν λόγω πείραμα. Κάθε υποκείμενο εκτελεί δέκα επαναλήψεις κάθε άσκησης. Καθώς τα υποκείμενα εκτελούν τις κινήσεις συλλέγονται μέσω του αισθητήρα Kinect οι συντεταγμένες στον τρισδιάστατο χώρο (XYZ) [9] των αρθρώσεων που ορίζονται στον Πίνακας 2.

Σύντομη περιγραφή των ασκήσεων σύμφωνα με το [9]:

- i. Deep squat (m01): Το υποκείμενο λυγίζει τα γόνατα για να κατέβει το σώμα προς το πάτωμα με τις φτέρνες στο πάτωμα, τα γόνατα είναι ευθυγραμμισμένα πάνω από τα πόδια και το πάνω μέρος του σώματος παραμένει ευθυγραμμισμένο στο κατακόρυφο επίπεδο [9].
- ii. Hurdle step (m02): Το υποκείμενο περνά πάνω από το εμπόδιο(σχηματίζει ορθή γωνιά με το ένα πόδι), ενώ οι γοφοί, τα γόνατα και οι αστράγαλοι του ποδιού που στέκεται παραμένουν κάθετο [9].

- iii. Inline lunge (m03): Το υποκείμενο κάνει ένα βήμα προς τα εμπρός και χαμηλώνει το σώμα προς το πάτωμα για να έρθει σε επαφή με το γόνατο πίσω από το μπροστινό πόδι [9].
- iv. Side lunge (m04): Το υποκείμενο κάνει ένα βήμα στο πλάι και χαμηλώνει το σώμα προς το πάτωμα [9].
- v. Sit to stand (m05): Το υποκείμενο σηκώνει το σώμα από μια καρέκλα σε μια όρθια θέση [9].
- vi. Standing active straight leg raise (m06): Το υποκείμενο σηκώνει το ένα πόδι μπροστά από το σώμα ενώ διατηρεί το πόδι ίσιο και το σώμα κάθετο [9].
- vii. Standing shoulder abduction (m07): Το υποκείμενο σηκώνει το ένα χέρι στο πλάι με μια πλευρική περιστροφή, κρατώντας τον αγκώνα και τον καρπό ίσιο [9].
- viii. Standing shoulder extension (m08): Το υποκείμενο επεκτείνει το ένα χέρι προς τα πίσω, διατηρώντας τον αγκώνα και τον καρπό ίσιο [9].
- ix. Standing shoulder internal–external rotation (m09): Το υποκείμενο λυγίζει τον έναν αγκώνα σε γωνία 90° και περιστρέφει τον αντιβράχιο προς τα εμπρός και προς τα πίσω [9].
- x. Standing shoulder internal–external rotation (m10): Το υποκείμενο σηκώνει το ένα χέρι μπροστά από το στήθος μέχρι να φτάσει στο ύψος των ώμων, κρατώντας τον αγκώνα και τον καρπό ίσιο [9].

Σε όλες τις ασκήσεις εκτός της m01 και m05 παρατηρείται ότι η εκτέλεση τους απαιτεί κίνηση μόνο ενός χεριού ή ποδιού. Το άκρο που χρησιμοποίησε το κάθε υποκείμενο ορίζεται από τον Πίνακα 3.

Κάθε επανάληψη της κίνησης από κάποιο υποκείμενο κατατάσσεται είτε ως επιτυχημένη είτε ως αποτυχημένη [9].

Εικόνα 2 Ασκήσεις που αναλύονται στο UI-PRMD [9]



Πίνακας 2 Αρθρώσεις που λήφθηκαν υπόψιν κατά την εκτέλεση των κινήσεων [9]

Αρθρώσεις
Μέση
Σπονδυλική στήλη
Στήθος
Λαιμός
Κεφάλι
Μύτη κεφαλιού
Αριστερό περιλαίμιο
Αριστερός ώμος
Αριστερός αγκώνας
Αριστερός καρπός
Δεξί περιλαίμιο
Δεξιός ώμος
Δεξιός αγκώνας
Δεξιός καρπός
Αριστερή λεκάνη
Αριστερό γόνατο
Αριστερός αστράγαλος
Αριστερή πατούσα
Δεξιά λεκάνη
Δεξί γόνατο
Δεξιός αστράγαλος
Δεξιά πατούσα

Πίνακας 3 Άκρο που χρησιμοποιούν τα υποκείμενα για την εκτέλεση των ασκήσεων (Δ: χρήση δεξιού άκρου, Α: χρήση αριστερού άκρου) [9]

Υποκείμενο	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09
Υποκείμενο 1	Δ	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 2	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 3	Δ	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 4	Δ	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 5	Δ	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 6	Δ	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 7	Α	Δ	Α	Α	Α	Α	Α	Α

Υποκείμενο 8	Δ	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 9	Δ	Α	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ	Δ
Υποκείμενο 10	Α	Δ	Α	Α	Α	Α	Α	Α

3.1.3 KIMORE [13]

Κατά την διάρκεια της αξιολόγησης και σύγκρισης των αλγορίθμων MM έγινε η χρήση της συγκεκριμένης συλλογής δεδομένων. Πρόκειται για μια συλλογή δεδομένων η οποία λήφθηκε με την χρήση του αισθητήρα Microsoft Kinect με συχνότητα λήψεις 30 Hz [13].

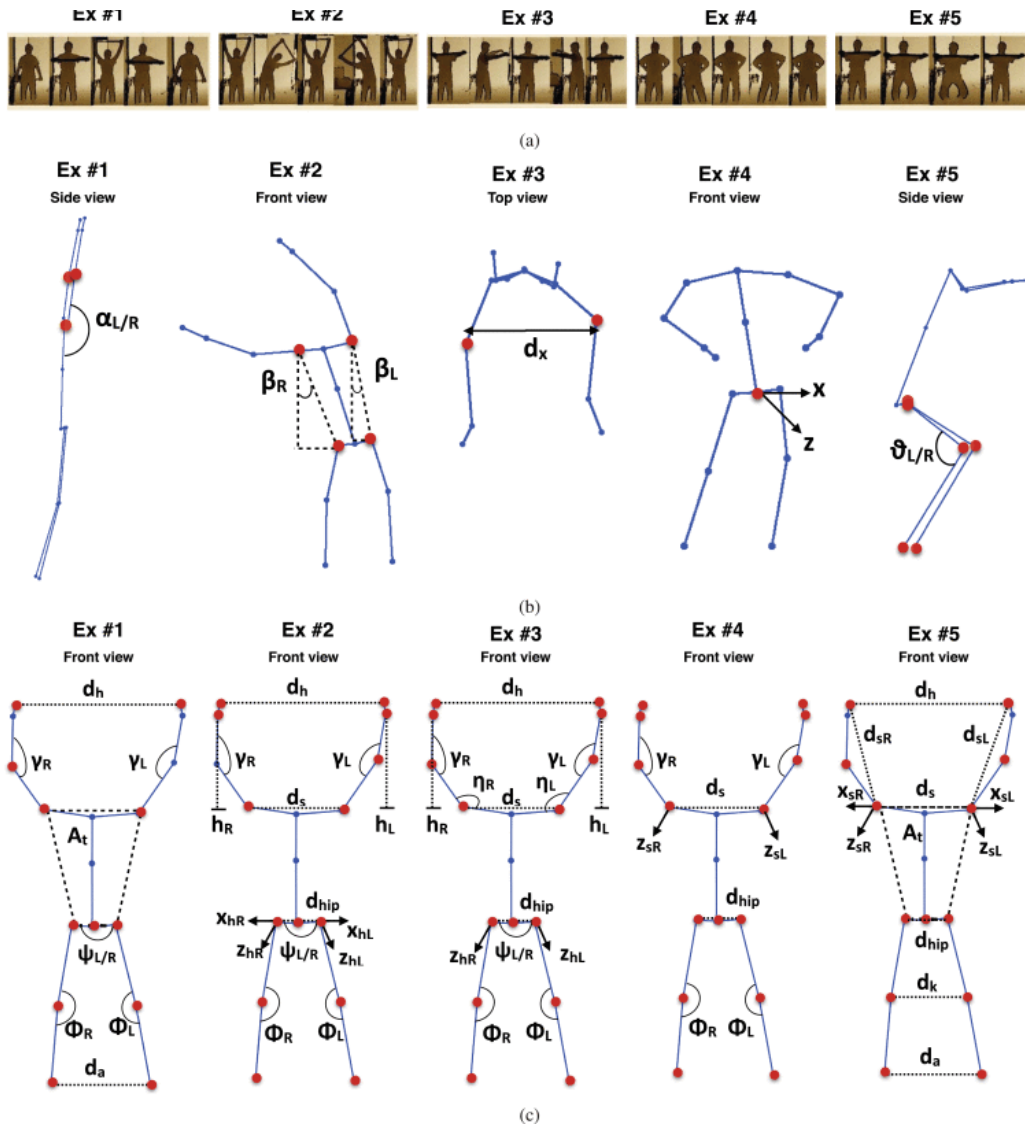
Τα δεδομένα αφορούν την παρατήρηση της εκτέλεσης πέντε διαφορετικών κινήσεων όπως παρουσιάζονται στην Εικόνα 3 από διάφορα υποκείμενα που συμμετείχαν στο εν λόγω πείραμα. Κάθε υποκείμενο εκτελεί πέντε επαναλήψεις κάθε άσκησης. Καθώς τα υποκείμενα εκτελούν τις κινήσεις συλλέγονται μέσω του αισθητήρα Kinect οι συντεταγμένες στον τρισδιάστατο χώρο (XYZ) [13] των αρθρώσεων που ορίζονται στον Πίνακα 4.

Σύντομη περιγραφή των ασκήσεων σύμφωνα με το [13]:

- i. Lifting of the arms: Το υποκείμενο κρατά μια μπάρα με τα δύο χέρια και με τα χέρια απλωμένα κατά μήκος του σώματος, ελαφρώς ανοιχτά. Πρέπει να σηκώσει τα χέρια πάνω από το κεφάλι, κρατώντας τους αγκώνες σε τεντωμένους [13].
- ii. Lateral tilt of the trunk with the arms in extension: Το υποκείμενο πρέπει να σηκώσει τα χέρια του πάνω από το κεφάλι με τους αγκώνες τελείως τεντωμένους και κρατώντας μια μπάρα με τα δύο χέρια (θέση εκκίνησης). Στη συνέχεια, πρέπει να γέρνει αργά τον κορμό πρώτα προς τα αριστερά και μετά προς τα δεξιά, διατηρώντας τον ακριβώς στο μετωπικό επίπεδο. Μετά από κάθε κλίση, το θέμα επιστρέφει στην αρχική θέση [13].
- iii. Trunk rotation: Το υποκείμενο κρατά τα χέρια παράλληλα, σε γωνία ενενήντα μοιρών ως προς τον κορμό (τα χέρια ευθυγραμμισμένα με τους ώμους) με τους αγκώνες τελείως εκτεταμένους (θέση εκκίνησης). Στη συνέχεια περιστρέφει τον κορμό αργά πρώτα προς τα αριστερά και μετά προς τα δεξιά. Μετά την περιστροφή προς τα δεξιά, το θέμα επιστρέφει στην αρχική θέση [13].
- iv. Pelvis rotations on the transverse plane: Το θέμα πρέπει να μείνει ακίνητο με τα πόδια ελαφρώς ανοιχτά. Χωρίς να κινεί τα πόδια, κάνει μια κυκλική περιστροφή με τη λεκάνη, πρώτα δεξιόστροφα και μετά αριστερόστροφα [13].
- v. Άσκηση 5: Squatting: Το υποκείμενο κρατά τα χέρια, ευθυγραμμισμένα με τους ώμους, στις 90° ως προς τον κορμό με τον αγκώνα τελείως τεντωμένο (θέση εκκίνησης). Πρέπει να λυγίσει τα γόνατα έως και 60°/70° και μετά να επιστρέψει στην αρχική θέση [13].

Κάθε επανάληψη της κίνησης από κάποιο υποκείμενο κατατάσσεται είτε ως επιτυχημένη είτε ως αποτυχημένη [13].

Εικόνα 3 Ασκήσεις που αναλύονται στο UI-PRMD [13]



Πίνακας 4 Αρθρώσεις που λήφθηκαν υπόψιν κατά την εκτέλεση των κινήσεων [13]

Αρθρώσεις
Μέση
Σπονδυλική στήλη
Λαιμός
Κεφάλι
Αριστερός ώμος
Αριστερός αγκώνας
Αριστερός καρπός

Αριστερό χέρι
Δεξής ώμος
Δεξής αγκώνα
Δεξής καρπός
Δεξιό χέρι
Αριστερό ισχίο
Αριστερό γόνατο
Αριστερός αστράγαλος
Αριστερή πατούσα
Δεξιό ισχίο
Δεξιό γόνατο
Δεξιός αστράγαλος
Δεξιά πατούσα
Πάνε μέρος σπονδυλική στήλης
Αριστερή μύτη κεφαλιού
Αριστερός αντίχειρας
Δεξιά μύτη κεφαλιού
Δεξής αντίχειρας

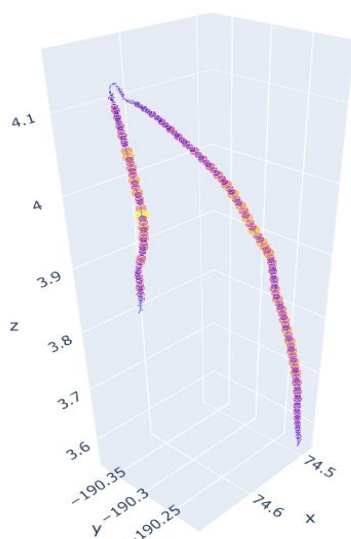
3.2 Προτεινόμενη Μέθοδος

3.2.1 Ανάλυση ασκήσεων αποκατάστασης

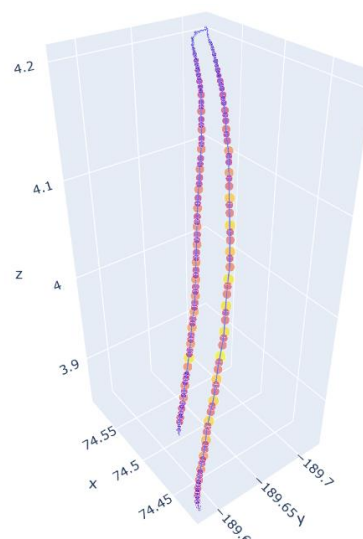
Για την συγκεκριμένη φάση χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα από ασθενείς με άνοια όπως ορίστηκαν πιο πάνω ούτως ώστε να μελετηθούν και να αναλυθούν οι δύο ασκήσεις αποκατάστασης που εκτελούν οι ασθενείς.

Καταρχάς, δημιουργήθηκε πρόγραμμα το οποίο παρουσίαζε γραφικά στον τρισδιάστατο χώρο την κίνηση των χεριών των ασθενών που εκτελούσαν την άσκηση. Αναλυτικότερα, για κάθε επανάληψη δημιουργούνταν δύο διαφορετικές γραφικές αναπαραστάσεις, μία για την κίνηση του αριστερού χεριού και μια για του δεξιού όπως φαίνεται στην Εικόνα 4. Μέσα από την παρατήρηση των γραφικών αναπαραστάσεων την κίνησης αναλύθηκαν διάφορα σημαντικά χαρακτηριστικά που χαρακτηρίζουν την κίνηση και αναζητήθηκαν διάφορα σημεία στα οποία θα μπορούσε να γίνει κατάτμηση της κίνησης σε επιμέρους ανεξάρτητες υποκινήσεις.

Εικόνα 4 Γραφική αναπαράσταση κίνησης των χεριών που δημιουργήθηκε με τη χρήση της βιβλιοθήκης plotly



α) αριστερού χεριού



α) δεξιού χεριού

Εν συνεχεία, με βάση την ανάλυση και τα ευρήματα από την αναπαράσταση της κίνησης έγινε ο καταμερισμός της κίνησης σε τρεις υποκινήσεις:

1. Κίνηση από κάτω μέχρι το ανώτατο σημείο
2. Διατήρηση των χεριών στο ανώτατο σημείο
3. Κίνηση από πάνω προς τα κάτω

Σε όλες τις επιμέρους κινήσεις έγινε καταγραφή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών που πιθανόν να επηρεάζουν την ποιότητα και ορθότητα της εκτέλεσης των ασκήσεων, όπως καταγράφεται στον Πίνακα 5.

Πίνακας 5 Χαρακτηριστικά για τις ασκήσεις αποκατάστασης

Χαρακτηριστικά
Ταχύτητα
Μέση ταχύτητα
Μέγιστη ταχύτητα
Εύρος ταχύτητας
Επιτάχυνση
Διάρκεια κίνησης
Αριθμός διακυμάνσεων ταχύτητας
Αριθμός εναλλαγών επιτάχυνσης/επιβράδυνσης

3.2.2 Δημιουργία αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης

Η μελέτη αλγορίθμων MM που μπορούν να επιλύσουν το πρόβλημα χωρίζεται στην ενασχόληση με αλγόριθμους κατηγοριοποίησης και με αλγόριθμους ΝΔ. Οι κύριοι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης που μελετήθηκαν είναι το SVM, KNN και Random Forest, ενώ όσον αφορά αλγόριθμους ΝΔ μελετήθηκαν οι CNN, LSTM, ResNet, EffNet. Καθ' όλη την διαδικασία δημιουργίας, ανάλυσης και αξιολόγησης αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκε η συλλογή δεδομένων UI-PRMD και KIMORE.

3.2.2.1 Προεργασία Δεδομένων

Όσον αφορά τους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης γενικά γίνεται μεγαλύτερη προεργασία των δεδομένων σε σχέση με τους αλγόριθμους ΝΔ. Αναλυτικότερα, στην πρώτη περίπτωση εφαρμόστηκαν τεχνικές για μείωση θορύβου, κανονικοποίησης, καταμερισμός της κίνησης σε επιμέρους και επιλογή πιο σημαντικών χαρακτηριστικών, ενώ στην δεύτερη μόνο κανονικοποίηση και αφαίρεση θορύβου.

Όσον αφορά την δομή των δεδομένων, στην περίπτωση των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης συλλέχθηκαν όλα τα δεδομένα σε μια δομή (υπό την μορφή ενός απλού δισδιάστατου πίνακα) στα οποία αφού εφαρμόζονταν οι τεχνικές που προαναφέρθηκαν, για κάθε επανάληψη ή επιμέρους κίνηση της κίνησης παρήχθησαν κάποιες μετρικές οι οποίες θα αξιοποιηθούν μεταγενέστερα για την εκπαίδευση των μοντέλων. Αναλυτικότερα, τα χαρακτηριστικά που υπολογίζονταν για κάθε επανάληψη ή επιμέρους κίνηση παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.

Πίνακας 6 Χαρακτηριστικά για την δημιουργία Supervised αλγορίθμων

Χαρακτηριστικά
Μέση ταχύτητα
Μέγιστη ταχύτητα
Αριθμός εμφανίσεων μέγιστης ταχύτητας
Εύρος ταχύτητας
Επιτάχυνση
Διάρκεια κίνησης
Αριθμός διακυμάνσεων ταχύτητας
Αριθμός εναλλαγών επιτάχυνσης/επιβράδυνσης
Μέση επιτάχυνση
Μέγιστη επιτάχυνση

Αριθμός εμφανίσεων μέγιστης επιτάχυνσης

Εύρος επιτάχυνσης

Σπασμωδικότητα

Χρόνος μέχρι να φτάσει στην μέγιστη ταχύτητα

Χρόνος μέχρι να φτάσει στην μέγιστη επιτάχυνση

Στην περίπτωση των αλγορίθμων ΝΔ, τα δεδομένα συλλέγονταν σε μια δομή δεδομένων σαν επιμέρους «εικόνες» για κάθε επανάληψη, δηλαδή ομαδοποιώντας τα δεδομένα κάθε επανάληψης. Πρόκειται για ένα πιο δόκιμο τρόπο χειρισμού δεδομένων που ευνοεί την χρήση ΝΔ. Ένεκα, λοιπόν, της ανάγκης για δημιουργία μιας δομής δεδομένων η οποία θα «στοιβάξει» την κάθε επανάληψη σαν «εικόνες» δημιουργήθηκε η ανάγκη για την εφαρμογή της τεχνικής της επαναδειγματοληψίας κατά την προεργασία των δεδομένων.

Αφαίρεση θορύβου

Τα δεδομένα κατά την συλλογή τους, λόγω διαφόρων παραγόντων του περιβάλλοντος και των υποκειμένων που εκτελούν την κίνηση, έχουν κάποιο «θόρυβο» ο οποίος δεν επιτρέπει στα δεδομένα να έχουν την μορφή και αλληλουχία που αναμενόταν. Για τον λόγω αυτό εφαρμόζονται διάφορες τεχνικές αφαίρεσης του θορύβου. Στην συγκεκριμένη έρευνα χρησιμοποιήθηκε η τεχνική του Sliding Window, μια τεχνική στην οποία επιλέγει ένα παράθυρο μεγέθους w και για κάθε τιμή t των δεδομένων θα είναι ίση με τον μέσο όρο των προηγούμενων $w-1$ τιμών και της τιμής t . Έτσι εξασφαλίζεται μια πιο ομαλή και ορθολογική κίνηση.

Κατάτμηση επαναλήψεων

Κάθε επανάληψη της κίνησης χωρίζεται σε δύο μέρη. Εφόσον τα δεδομένα αφορούν δέκα διαφορετικές ασκήσεις (UI-PRMD) ή πέντε διαφορετικές ασκήσεις (KIMORE), για κάθε μια εξ αυτών ακολουθείται διαφορετική τακτική διαμερισμού. Σε όλες όμως τις ασκήσεις γίνεται καταμερισμός στο πρώτο μισό της άσκησης και στο δεύτερο μισό της. Μέσω του συγκεκριμένου διαχωρισμού πρώτα-πρώτα διπλασιάζεται ο αριθμός των επαναλήψεων επιτρέποντας την καλύτερη εκπαίδευση του μοντέλου αλλά επίσης επιτρέπεται να εντοπιστούν διάφορα χαρακτηριστικά ή λάθη που πιθανόν να αφορούν μόνο ένα κομμάτι της κίνησης.

Σημαντικότητα χαρακτηριστικών και επιλογή των πιο σημαντικών

Εφόσον έχουν υπολογιστεί τα διάφορα χαρακτηριστικά του Πίνακα 2 και Πίνακα 4, ανάλογα με την κάθε συλλογή δεδομένων, για την κάθε επανάληψη ή επιμέρους κίνηση τότε γίνεται αξιολόγηση των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών. Αναλυτικότερα, δημιουργήθηκε

έναν αλγόριθμο ο οποίος αξιολογεί το ποσοστό συνεισφοράς του κάθε χαρακτηριστικού στην κατάταξη της κίνησης ως επιτυχημένη ή αποτυχημένη. Με βάση την συγκεκριμένη αξιολόγηση του κάθε χαρακτηριστικού επιλέγονται τα πιο σημαντικά για να χρησιμοποιηθούν στην εκπαίδευση του μοντέλου ώστε να βελτιωθεί όσο το δυνατόν η ακρίβεια του.

Κλιμάκωση χαρακτηριστικών

Ακόμα μία τεχνική που εφαρμόζεται στα χαρακτηριστικά είναι είτε το normalization είτε το standardization τα οποία έχουν ως σκοπό την κλιμάκωση των χαρακτηριστικών και τον περιορισμό του γενικού εύρους ώστε να διασφαλιστεί ότι όλα τα χαρακτηριστικά θα λαμβάνονται εξίσου υπόψιν. Η επιλογή κατά πόσο θα γίνει κάποιο min-max normalization ή κάποιο standardization θα αποφασιστεί βάση της ακρίβειας που προσδίδει η κάθε τεχνική στο κάθε μοντέλο.

Επαναδειγματοληψία (Resampling)

Όπως έχει ήδη γίνει αναφορά, ο χειρισμός των δεδομένων για του αλγόριθμους ΝΔ έγινε με την τεχνική της ομαδοποίησης κάθε επανάληψης σαν «εικόνα». Επομένως, για να μπορεί να δημιουργηθεί μια δομή δεδομένων που να μπορεί να «στοιβάσει» όλες τις επιμέρους επαναλήψεις θα πρέπει να διασφαλιστεί ότι όλες οι «εικόνες» είχαν τις ίδιες διαστάσεις. Για να επιτευχθεί αυτό έγινε αρχικά επαναδειγματοληψία και στην συνέχεια συμπλήρωση με μηδενικά.

Επαναδειγματοληψία: Για κάθε «εικόνα» τέθηκε στόχος για προσαρμογή της σε 90 γραμμές ή 150 ανάλογα με την συλλογή δεδομένων. Για να γίνει αυτό, ανάλογα με τον αριθμό των γραμμών που είχε η κάθε εικόνα, έχοντας δεδομένο τον χρόνο διάρκεια της κάθε κίνησης, γινόταν αναπροσαρμογή της συχνότητας λήψης δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό, οι «εικόνες» με μεγαλύτερο αριθμό γραμμών μείωναν την συχνότητα για να μειωθεί ο αριθμός των γραμμών ενώ αυτές με μικρότερο αριθμό γραμμών αύξαναν την συχνότητα.

Συμπλήρωση με μηδενικά: Ένεκα του χειρισμού αριθμών με πολλαπλούς δεκαδικούς αριθμούς, υπήρχε η πιθανότητα κάποιες «εικόνες» εν τέλει να δημιουργήσουν μια περισσότερη ή μια λιγότερη γραμμή. Για τον λόγο αυτό, εφαρμόστηκε η τεχνική της προσθήκης γραμμών με μηδενικά ώστε να διασφαλιστεί ότι όλες οι «εικόνες» έχουν ακριβώς τις ίδιες διαστάσεις.

3.2.2.2 Κατασκευή Μοντέλων

Για την κατασκευή των μοντέλων των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης έγιναν κάποιοι διερευνητικοί αλγόριθμοι για κάθε μοντέλο ώστε να εντοπιστούν τα βέλτιστα

hyperparameters. Αναλυτικότερα, για κάθε αλγόριθμο δημιουργήθηκε ένα πρόγραμμα το οποίο δέχεται σαν είσοδο τα δεδομένα που παρήχθησαν και αξιολογεί την ακρίβεια του μοντέλου για κάθε πιθανό hyperparameter ώστε εν τέλει να επιστρέψει τα βέλτιστα hyperparameters για τον συγκεκριμένο αλγόριθμο και με βάση τα δεδομένα που του δόθηκαν. Αφού εντοπίστηκαν τα βέλτιστα hyperparameters για τον κάθε αλγόριθμο έγινε η κατασκευή, η εκπαίδευση και η αξιολόγηση του μοντέλου.

Για την κατασκευή των αλγορίθμων ΝΔ γίνεται κατασκευή του μοντέλου προσθέτοντας διαδοχικά τα διάφορα επίπεδα. Όσον αφορά την δομή των ΝΔ θα πρέπει να αναλυθεί το κάθε μοντέλο ξεχωριστά.

CNN with Regularizer

Layers	Activation
Conv1D (padding="same", kernel_size=3, strides=2)	tanh
MaxPool1D (pool_size=2, strides=2)	-
Conv1D (padding="same", kernel_size=3, strides=2)	tanh
MaxPool1D (pool_size=2, strides=2)	-
Conv1D (padding="same", kernel_size=3, strides=2)	tanh
MaxPool1D (pool_size=2, strides=2)	-
Flatten	-
Dense (units=128)	tanh
Dense (units=128)	tanh
Dense (units=1) - Regularizer	sigmoid

LSTM

Layers	Activation
LSTM(32)	tanh
Batch Normalization	-
LSTM(64)	tanh
LSTM(32)	tanh
LSTM(64)	tanh
LSTM(32)	tanh
Flatten	-
Dense (units=128)	tanh
Dense (units=1) - Regularizer	sigmoid

ResNet: Δημιουργία ενός κλασικού Residual Neural Network με 50 επίπεδα.

EffNet: Δημιουργία ενός κλασικού Efficient Network B0

Κεφάλαιο 4

4 Αποτελέσματα

Για την αξιολόγηση και σύγκριση των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης και των ΝΔ χρησιμοποιήθηκαν οι συλλογές δεδομένων UI-PRMD [9] και KIMORE [13].

4.1 Μετρικές Αλγορίθμων

Καταμέτρηση των μετρήσεων που επιτυγχάνει κάθε αλγόριθμος. Οι μετρικές παρουσιάζονται σε ποσοστά επί της εκατό.

Μετρικές:

- **Ακρίβεια:** Από το σύνολο των προβλέψεων του κάθε αλγορίθμου, η ακρίβεια ορίζεται ως το ποσοστό των επιτυχημένων προβλέψεων.
- **Μέσο απόλυτο σφάλμα:** Από το σύνολο των προβλέψεων του κάθε αλγορίθμου, το μέσο απόλυτο σφάλμα ορίζεται ως το ποσοστό των αποτυχημένων προβλέψεων.
- **F1 Score:** Από το σύνολο των προβλέψεων του κάθε αλγορίθμου, το F1 Score ορίζεται ως η μετρική η οποία συνδυάζει το precision και το recall που επιτυγχάνει ο κάθε αλγόριθμος, παράγοντας μια αναλογία μεταξύ των δύο μετρικών [29]. Ο τύπος της μετρικής ορίζεται ως εξής:
$$F1\ Score = 2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision)$$
- **Precision:** Ορίζεται ως το ποσοστό των προβλέψεων του κάθε αλγορίθμου οι οποίες ορθά προβλέφθηκαν ως θετικές (1), δηλαδή παρουσιάζει το ποσοστό των προβλέψεων που ο αλγόριθμος αποφάσισε ότι η κίνηση είναι έγκυρη και όντως είναι έγκυρη [29].
- **Recall:** Ορίζεται ως το ποσοστό των προβλέψεων του κάθε αλγορίθμου οι οποίες προβλέφθηκαν ως θετικές (1) σε σχέση με όλες τις θετικές (1) κινήσεις, δηλαδή παρουσιάζει τον αριθμό των προβλέψεων που ο αλγόριθμος αποφάσισε ότι η κίνηση είναι έγκυρη σε σχέση με τον συνολικό αριθμό των έγκυρων κινήσεων της συλλογής δεδομένων [29].

Για κάθε αλγόριθμο παρουσιάζονται 5 πίνακες οι οποίοι περιέχουν τα ποσοστά που επιτυγχάνει στις 5 μετρικές που ορίστηκαν πιο πάνω, για κάθε κίνηση από τις συλλογές δεδομένων UI-PRMD και KIMORE.

4.1.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης

4.1.1.1 SVM

Ακρίβεια

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
96.23	100.00	87.88	85.00	80.00

Μέσο απόλυτο σφάλμα

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
3.77	0.00	12.12	15.00	20.00

F1 Score

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
96.23	100.00	87.76	87.30	78.22

Precision

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
90.91	100.00	85.00	94.44	79.59

Recall

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
90.91	100.00	94.44	89.47	95.12

4.1.1.2 KNN

Ακρίβεια

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
83.00	91.00	76.00	85.00	80.00

Μέσο απόλυτο σφάλμα

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
16.98	9.09	24.24	15.00	20.00

F1 Score

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
60.87	92.31	78.95	91.67	86.05

Precision

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
58.33	85.71	75.00	97.06	82.22

Recall

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
63.64	100.00	83.33	86.84	90.24

4.1.1.3 Random Forest

Ακρίβεια

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
99.27	100.00	100.00	100.00	99.29	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
86.49	86.67	78.26	85.71	79.76

Μέσο απόλυτο σφάλμα

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
0.73	0.00	0.00	0.00	0.71	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
13.51	13.33	21.74	14.29	20.24

F1 Score

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
99.33	100.00	100.00	100.00	99.31	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
61.54	85.71	79.17	92.31	86.61

Precision

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
88.89	75.00	82.61	88.89	78.57

Recall

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
98.67	100.00	100.00	100.00	98.63	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
47.06	100.00	76.00	96.00	96.49

4.1.2 Νευρωνικά Δίκτυα

4.1.2.1 CNN

Ακρίβεια

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	86.00	98.00	76.00	96.00	96.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
77.78	87.50	76.47	80.00	76.67

Μέσο απόλυτο σφάλμα

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
1.04	0.03	0.23	1.40	0.30	16.22	2.13	22.36	3.68	4.47

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
25.14	15.17	24.01	21.45	28.72

F1 Score

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	86.27	98.18	76.00	96.30	96.15

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
57.14	90.91	77.78	88.89	84.44

Precision

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	91.67	96.43	82.61	96.30	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
80.00	83.33	70.00	88.89	86.36

Recall

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	81.48	100.00	70.37	96.30	92.59

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
44.44	100.00	87.50	88.89	82.61

4.1.2.2 LSTM

Ακρίβεια

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
82.00	76.00	72.00	68.00	54.00	88.00	56.00	64.00	78.00	64.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
46.00	55.56	87.50	90.00	80.00

Μέσο απόλυτο σφάλμα

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
20.45	27.43	29.10	34.56	39.06	14.79	41.16	38.47	24.84	38.16

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
51.13	37.59	12.59	10.23	22.15

F1 Score

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
84.75	77.78	65.00	68.00	30.30	89.66	71.05	75.00	80.00	57.14

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
34.15	45.45	88.89	94.74	88.46

Precision

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
78.12	77.78	100.00	73.91	83.33	83.87	55.10	60.00	78.57	80.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
50.00	38.46	100.00	90.00	79.31

Recall

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
92.59	77.78	48.15	62.96	18.52	96.30	100.00	100.00	81.48	44.44

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
25.93	55.56	80.00	100.00	100.00

4.1.2.3 ResNet

Ακρίβεια

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
64.00	54.00	54.00	54.00	54.00	54.00	46.00	54.00	46.00	54.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
66.67	62.50	52.94	90.00	70.00

Μέσο απόλυτο σφάλμα

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
45.31	48.77	46.60	46.00	48.84	46.00	50.83	46.00	54.00	46.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
47.77	42.84	46.98	46.98	49.09

F1 Score

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
70.97	70.13	70.13	70.13	70.13	70.13	0.00	70.13	0.00	70.13

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
0.00	76.92	0.00	94.74	76.92

Precision

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
62.86	54.00	54.00	54.00	100.00	54.00	0.00	54.00	0.00	54.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
0.00	62.50	0.00	90.00	93.75

Recall

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
81.48	100.00	100.00	100.00	54.00	100.00	0.00	100.00	0.00	100.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
0.00	100.00	0.00	100.00	65.22

4.1.2.4 EffNet

Ακρίβεια

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
46.00	46.00	46.00	54.00	46.00	46.00	46.00	54.00	46.00	46.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
66.67	62.50	47.06	90.00	76.67

Μέσο απόλυτο σφάλμα

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
50.98	53.17	52.41	47.30	52.43	52.56	50.51	48.72	52.77	51.81

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
33.87	40.57	50.12	17.30	38.86

F1 Score

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
0.00	0.00	0.00	70.13	0.00	0.00	0.00	70.13	0.00	0.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
0.00	76.92	64.00	94.74	86.79

Precision

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
0.00	0.00	0.00	54.00	0.00	0.00	0.00	54.00	0.00	0.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
0.00	62.50	47.06	90.00	76.67

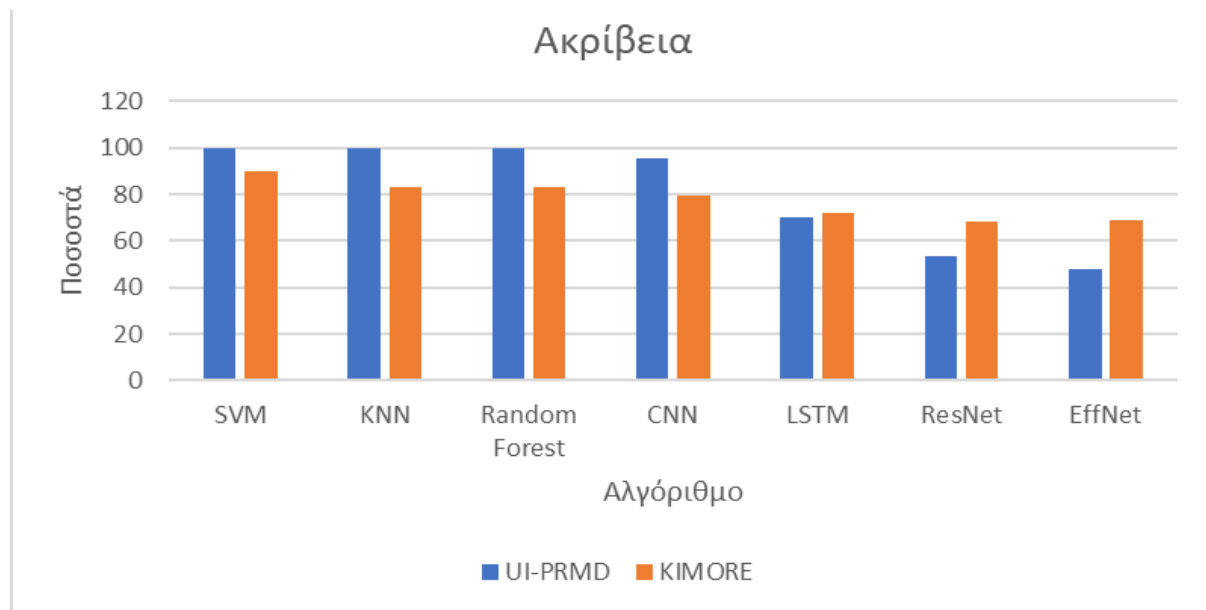
Recall

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
0.00	100.00	100.00	100.00	100.00

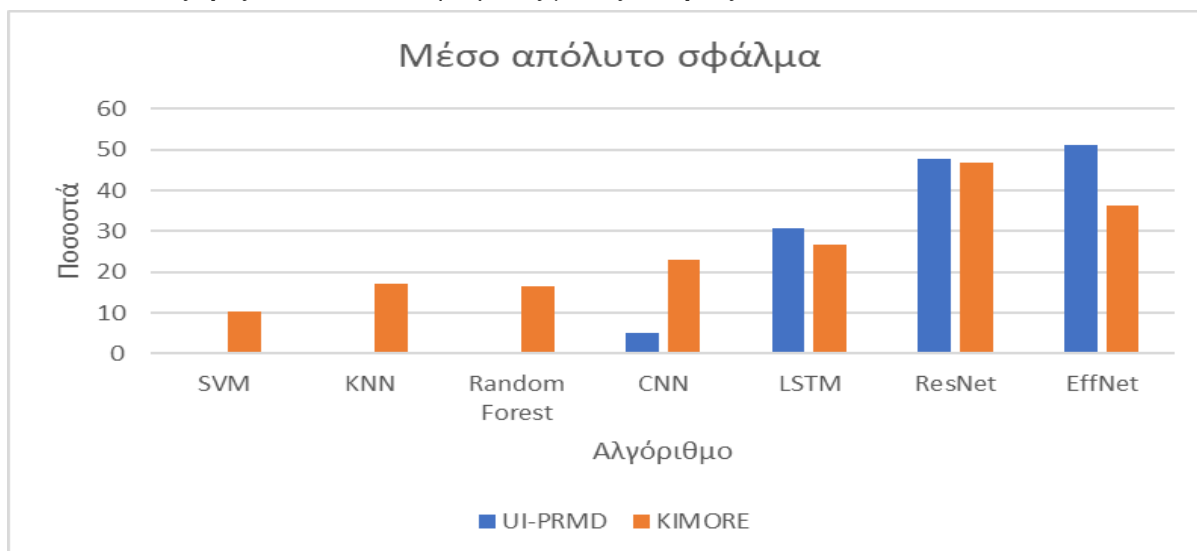
4.1.3 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης των μετρικών των αλγορίθμων

Εικόνα 5 Μέσος όρος ακρίβειας για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE



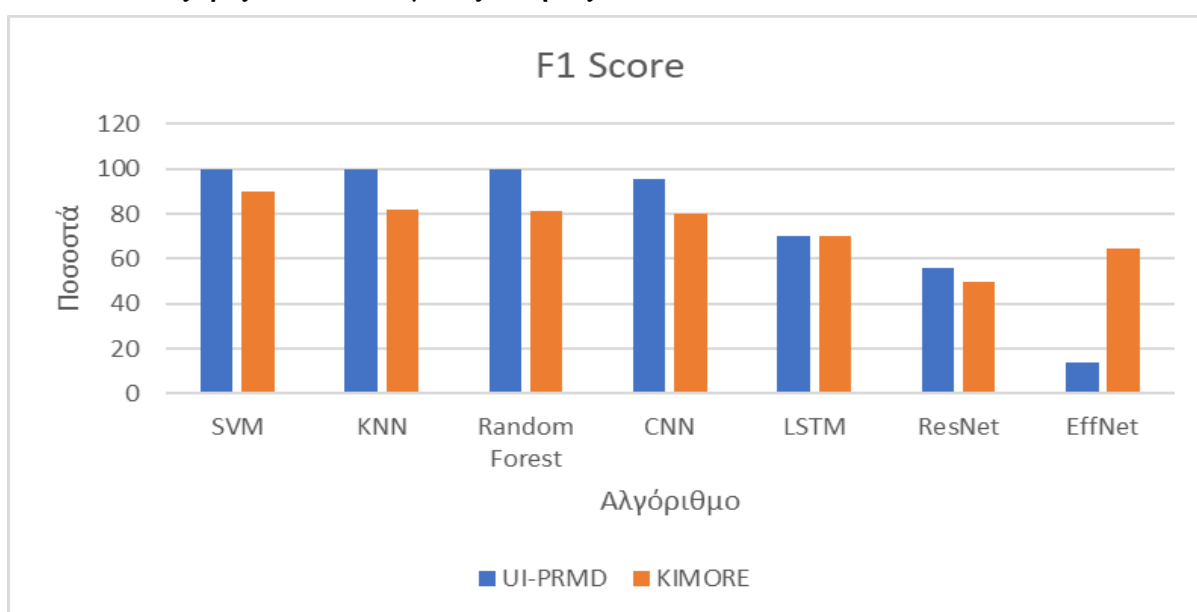
Παρουσιάζεται η μέση ακρίβεια για τις κινήσεις των συλλογών δεδομένων UI-PRMD και KIMORE που επιτυγχάνει ο κάθε αλγόριθμος. Γενικά παρατηρείται ότι οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης, δηλαδή SVM, KNN και Random Forest επιτυγχάνουν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους αλγορίθμους ΝΔ. Γενικά και οι τρεις αλγόριθμοι έχουν παρόμοια αποτελέσματα, με τον SVM να υπερέχει ελαφρώς. Όσον αφορά τα ΝΔ, ο αλγόριθμος CNN έχει πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους υπόλοιπους, επιτυγχάνοντας ακρίβεια παρόμοια με των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης. Γενικά, διαφαίνεται ότι οι πιο βαθιοί και περίπλοκοι αλγόριθμοι δεν εκπαιδεύονται ικανοποιητικά, ώστε να πετύχουν υψηλή απόδοση (βλέπε Εικόνα 5).

Εικόνα 6 Μέσος όρος του απόλυτου σφάλματος για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE



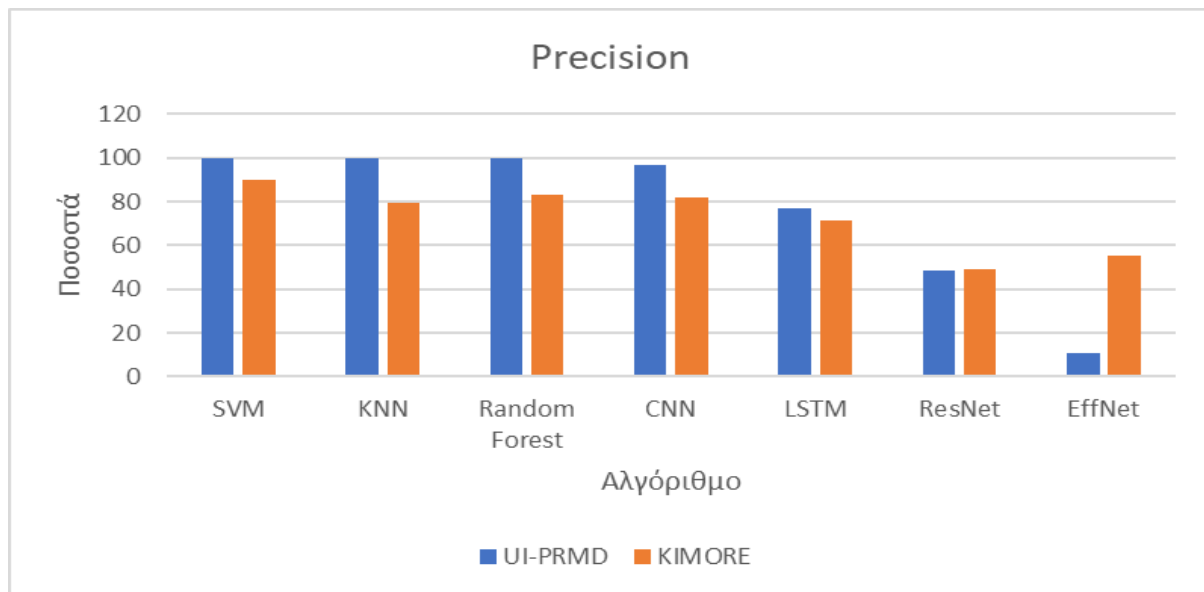
Οι περιπτώσεις στις οποίες η στήλη του UI-PRMD δεν υπάρχει είναι επειδή το σφάλμα είναι μηδενικό. Σε απόλυτη αντιστοιχία της γραφικής παράστασης παρουσίασης της μέσης ακρίβειας, το μέσο απόλυτο σφάλμα παρουσιάζει τις περιπτώσεις που απέμειναν, δηλαδή τις περιπτώσεις τις οποίες οι αλγόριθμοι πρόβλεψαν λανθασμένα. Επομένως, παρατηρείται ότι οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης επιτυγχάνουν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους αλγορίθμους ΝΔ. Γενικά και οι τρεις αλγόριθμοι έχουν παρόμοια αποτελέσματα, με τον SVM να υπερέχει ελαφρώς. Όσον αφορά τα ΝΔ, ο αλγόριθμος CNN έχει πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους υπόλοιπους, επιτυγχάνοντας μέσο απόλυτο σφάλμα παρόμοια χαμηλό με των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης. Γενικά, διαφαίνεται ότι οι πιο βαθιοί και περίπλοκοι αλγόριθμοι δεν εκπαιδεύονται ικανοποιητικά, ώστε να πετύχουν υψηλή απόδοση (βλέπε Εικόνα 6).

Εικόνα 7 Μέσος όρος του F1 Score για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE

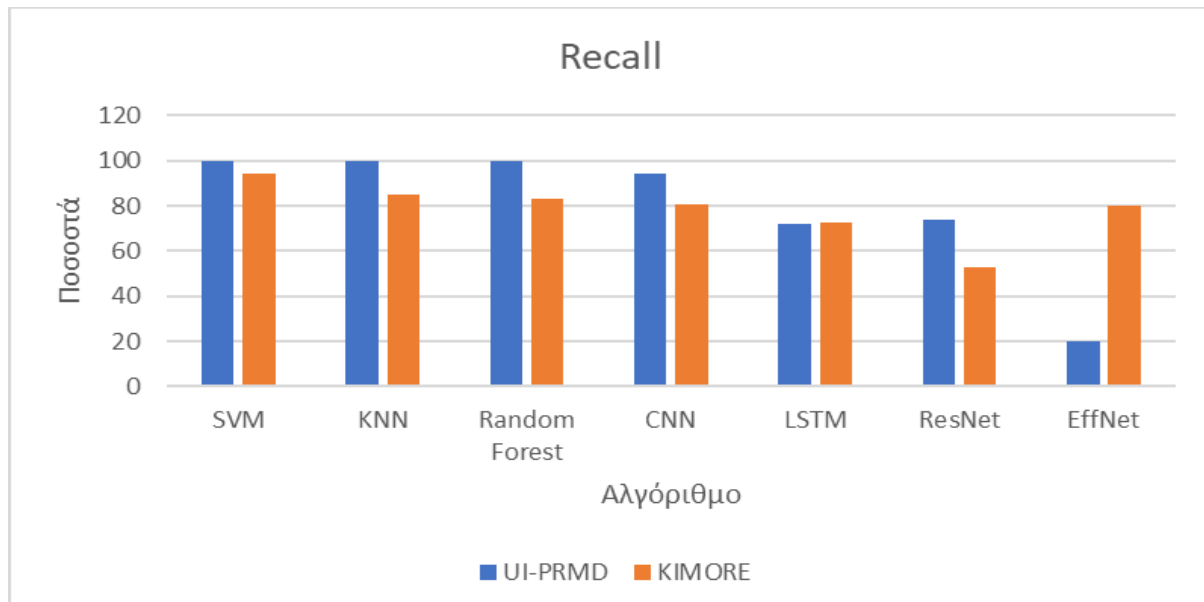


Λόγω του γεγονότος ότι οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης επιτυγχάνουν πολύ μεγάλη ακρίβεια – κοντά στο 100% - όλες οι υπόλοιπες γραφικές παραστάσεις που μετρούν την επίδοση των αλγορίθμων έχουν αντίστοιχα αποτελέσματα. Διαφαίνεται δηλαδή, ότι καλύτερη απόδοση πετυχαίνουν οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης, με βέλτιστο τον SVM και τον CNN να είναι ο μοναδικός αλγόριθμος ΝΔ που να πετυχαίνει αποδεκτά αποτελέσματα λόγω του ότι έχει πιο λιγότερα και πιο βαθιά επίπεδα. (βλέπε Εικόνα 7).

Εικόνα 8 Μέσος όρος του Precision για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE



Εικόνα 9 Μέσος όρος του Recall για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE



Όπως αναμενόταν η εν λόγω γραφικές παραστάσεις των Precision και Recall είναι απόλυτα ανάλογες με τη γραφική παράσταση του F1 Score. Αυτό αναμενόταν καθώς ο τύπος του F1 Score είναι ανάλογος των δύο πιο πάνω μετρικών.(βλέπε Εικόνα 8 και Εικόνα 9).

4.2 Μετρικές αλγορίθμων με μεταβλητές παραμέτρους

Καταμέτρηση των μετρήσεων που επιτυγχάνει κάθε αλγόριθμος ανάλογα με τις τεχνικές προ-επεξεργασίας που χρησιμοποιούνται κάθε φορά. Οι μετρικές παρουσιάζονται σε ποσοστά επί της εκατό.

Αναλυτικότερα, για κάθε αλγόριθμο κατηγοριοποίησης παρουσιάζονται οι 5 μετρικές που αναλύθηκαν πιο πάνω σε συνάρτηση με της τεχνικές προ-επεξεργασίας που εφαρμόστηκαν κάθε φορά.

- Στην πρώτη στήλη των πινάκων εφαρμόζεται μόνο η τεχνική της αφαίρεσης θορύβου.
- Στην δεύτερη στήλη των πινάκων εφαρμόζονται οι τεχνικές της αφαίρεσης θορύβου και κανονικοποίησης.
- Στην τρίτη στήλη των πινάκων εφαρμόζονται οι τεχνικές της αφαίρεσης θορύβου, κανονικοποίησης και feature selection.
- Στην τέταρτη στήλη των πινάκων εφαρμόζονται οι τεχνικές της αφαίρεσης θορύβου, κανονικοποίησης, feature selection και κατάτμηση επαναλήψεων.

4.2.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης

4.2.1.1 SVM

Ακρίβεια

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	68.00	92.00	72.00	100.00
	M02	82.00	92.00	72.00	100.00
	M03	76.00	96.00	78.00	100.00
	M04	62.00	96.00	58.00	100.00
	M05	78.00	96.00	82.00	100.00
	M06	76.00	98.00	64.00	100.00
	M07	76.00	90.00	74.00	100.00

	M08	64.00	96.00	58.00	100.00
	M09	80.00	94.00	74.00	100.00
	M10	62.00	88.00	72.00	100.00
KIMORE	Es1	70.37	70.37	70.37	96.23
	Es2	62.50	75.00	50.00	100.00
	Es3	70.59	76.47	76.47	87.88
	Es4	90.00	90.00	90.00	85.00
	Es5	86.67	76.67	76.67	80.00

Μέσο απόλυτο σφάλμα

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	32.00	8.00	28.00	0.00
	M02	18.00	2.00	28.00	0.00
	M03	24.00	4.00	22.00	0.00
	M04	38.00	4.00	42.00	0.00
	M05	22.00	4.00	18.00	0.00
	M06	24.00	2.00	36.00	0.00
	M07	24.00	10.00	26.00	0.00
	M08	36.00	4.00	42.00	0.00
	M09	20.00	6.00	26.00	0.00
	M10	38.00	12.00	28.00	0.00
KIMORE	Es1	29.63	29.63	29.63	3.77
	Es2	37.50	25.00	50.00	0.00
	Es3	29.41	23.53	23.53	12.12
	Es4	10.00	10.00	10.00	15.00
	Es5	13.33	23.33	23.33	95.12

F1 Score

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	67.58	92.01	71.63	100.00
	M02	81.96	98.00	72.00	100.00
	M03	75.69	96.01	77.81	100.00
	M04	61.67	96.00	58.05	100.00
	M05	78.03	96.00	81.96	100.00
	M06	76.04	98.00	64.00	100.00
	M07	76.00	89.98	73.52	100.00
	M08	63.53	96.01	57.65	100.00
	M09	79.90	94.01	73.52	100.00
	M10	61.92	87.94	71.30	100.00
KIMORE	Es1	65.08	69.30	69.30	96.23
	Es2	60.45	75.00	41.67	100.00
	Es3	70.59	75.46	75.46	87.76
	Es4	85.26	85.26	85.26	87.30
	Es5	84.53	76.02	76.02	78.22

Precision

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	67.74	96.00	70.97	100.00
	M02	82.14	96.43	74.07	100.00
	M03	89.47	100.00	90.00	100.00
	M04	63.33	96.30	61.54	100.00
	M05	80.77	96.30	82.14	100.00
	M06	80.00	96.43	69.57	100.00
	M07	77.78	89.29	71.88	100.00

	M08	64.52	100.00	65.00	100.00
	M09	90.48	100.00	71.88	100.00
	M10	68.18	86.21	69.70	100.00
KIMORE	Es1	66.67	57.14	57.14	90.91
	Es2	66.67	80.00	57.14	100.00
	Es3	66.67	66.67	66.67	85.00
	Es4	90.00	90.00	90.00	94.44
	Es5	85.19	83.33	83.33	79.59

Recall

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	77.78	88.89	81.48	100.00
	M02	85.19	100.00	74.07	100.00
	M03	62.96	100.00	66.67	100.00
	M04	62.96	100.00	59.26	100.00
	M05	77.78	96.30	85.19	100.00
	M06	74.07	100.00	59.26	100.00
	M07	77.78	92.59	85.19	100.00
	M08	74.07	92.59	48.15	100.00
	M09	70.37	88.89	85.19	100.00
	M10	55.56	92.59	85.19	100.00
KIMORE	Es1	22.22	44.44	44.44	90.91
	Es2	80.00	80.00	80.00	100.00
	Es3	75.00	100.00	100.00	94.44
	Es4	100.00	100.00	100.00	89.47
	Es5	100.00	86.96	86.96	95.12

4.2.1.2 KNN

Ακρίβεια

			Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	68.00	86.00	66.00	100.00
	M02	80.00	78.00	70.00	100.00
	M03	70.00	90.00	70.00	100.00
	M04	64.00	80.00	62.00	100.00
	M05	86.00	84.00	78.00	100.00
	M06	72.00	80.00	76.00	100.00
	M07	60.00	78.00	60.00	99.00
	M08	66.00	82.00	66.00	100.00
	M09	76.00	84.00	70.00	100.00
	M10	54.00	86.00	68.00	100.00
KIMORE	Es1	70.00	63.00	70.00	83.00
	Es2	62.00	88.00	62.00	91.00
	Es3	71.00	65.00	65.00	76.00
	Es4	85.00	85.00	85.00	85.00
	Es5	83.00	67.00	77.00	80.00

Μέσο απόλυτο σφάλμα

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	32.00	14.00	14.00	0.00
	M02	20.00	22.00	22.00	0.00
	M03	30.00	10.00	10.00	0.00
	M04	36.00	20.00	20.00	0.00
	M05	14.00	16.00	16.00	0.00

	M06	28.00	20.00	20.00	0.00
	M07	40.00	22.00	22.00	1.00
	M08	34.00	18.00	18.00	0.00
	M09	24.00	16.00	16.00	0.00
	M10	46.00	14.00	14.00	0.00
KIMORE	Es1	29.63	37.04	29.63	16.98
	Es2	37.50	12.50	37.50	9.09
	Es3	29.41	35.29	35.29	24.24
	Es4	15.00	15.00	15.00	15.00
	Es5	16.67	33.33	23.33	20.00

F1 Score

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	71.43	87.72	87.72	100.00
	M02	83.33	83.08	83.08	100.00
	M03	69.39	90.91	90.91	100.00
	M04	64.00	83.33	83.33	100.00
	M05	87.27	86.67	86.67	100.00
	M06	75.86	83.87	83.87	100.00
	M07	66.67	82.54	82.54	100.00
	M08	62.22	84.75	84.75	100.00
	M09	77.78	85.19	85.19	100.00
	M10	56.60	88.52	88.52	100.00
KIMORE	Es1	50.00	37.50	42.86	60.87
	Es2	72.73	90.91	76.92	92.31
	Es3	66.67	66.67	62.50	78.95
	Es4	91.89	91.89	91.89	91.67
	Es5	89.80	77.27	85.11	86.05

Precision

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	68.97	83.33	83.33	100.00
	M02	75.76	71.05	71.05	100.00
	M03	77.27	89.29	89.29	100.00
	M04	69.57	75.76	75.76	100.00
	M05	85.71	78.79	78.79	100.00
	M06	70.97	74.29	74.29	100.00
	M07	60.61	72.22	72.22	100.00
	M08	77.78	78.12	78.12	100.00
	M09	77.78	85.19	85.19	100.00
	M10	57.69	79.41	79.41	100.00
KIMORE	Es1	57.14	42.86	60.00	58.33
	Es2	66.67	83.33	62.50	85.71
	Es3	71.43	60.00	62.50	75.00
	Es4	89.47	89.47	89.47	97.06
	Es5	84.62	80.95	83.33	82.22

Recall

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	74.07	92.59	92.59	100.00
	M02	92.59	100.00	100.00	100.00
	M03	62.96	92.59	92.59	100.00
	M04	59.26	92.59	92.59	100.00
	M05	88.89	96.30	96.30	100.00
	M06	81.48	96.30	96.30	100.00
	M07	74.07	96.30	96.30	100.00

	M08	51.85	92.59	92.59	100.00
	M09	77.78	85.19	85.19	100.00
	M10	55.56	85.19	100.00	100.00
KIMORE	Es1	44.44	33.33	33.33	63.64
	Es2	80.00	100.00	100.00	100.00
	Es3	62.50	75.00	62.50	83.33
	Es4	94.44	94.44	94.44	86.84
	Es5	95.65	73.91	86.96	90.24

4.2.1.3 Random Forest

Ακρίβεια

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	90.00	92.86	82.86	99.27
	M02	88.57	92.86	67.14	100.00
	M03	95.71	95.71	82.86	100.00
	M04	100.00	100.00	70.00	100.00
	M05	95.71	95.71	91.43	99.29
	M06	90.00	95.71	85.71	100.00
	M07	90.00	88.57	67.14	100.00
	M08	87.14	91.43	67.14	100.00
	M09	88.57	91.43	68.57	100.00
	M10	91.43	94.29	75.71	100.00
KIMORE	Es1	67.57	67.57	75.68	86.49
	Es2	81.82	90.91	72.73	86.67
	Es3	69.57	69.57	82.61	78.26
	Es4	85.71	85.71	89.29	85.71
	Es5	83.33	83.33	83.33	79.76

Μέσο απόλυτο σφάλμα

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	10.00	7.14	17.14	0.73
	M02	11.43	11.43	32.86	0.00
	M03	4.29	4.29	17.14	0.00
	M04	0.00	0.00	30.00	0.00
	M05	4.29	4.29	8.57	0.71
	M06	10.00	5.71	14.29	0.00
	M07	10.00	11.43	32.86	0.00
	M08	12.86	8.57	32.86	0.00
	M09	11.43	8.57	31.43	0.00
	M10	8.57	5.71	24.29	0.00
KIMORE	Es1	32.43	32.43	24.32	13.51
	Es2	18.18	9.09	83.33	13.33
	Es3	30.43	30.43	17.39	21.74
	Es4	14.29	14.29	10.71	14.29
	Es5	16.67	16.67	16.67	20.24

F1 Score

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	91.89	93.51	84.62	99.33
	M02	89.47	89.47	71.60	100.00
	M03	95.77	95.77	81.25	100.00
	M04	100.00	100.00	72.73	100.00
	M05	96.00	96.00	91.89	99.31
	M06	90.41	94.59	85.71	100.00
	M07	90.41	89.19	70.89	100.00

	M08	87.67	91.67	70.13	100.00
	M09	89.47	91.89	70.27	100.00
	M10	91.89	94.59	76.06	100.00
KIMORE	Es1	45.45	45.45	47.06	61.54
	Es2	85.71	92.31	76.92	85.71
	Es3	74.07	74.07	84.62	79.17
	Es4	92.31	92.31	94.34	92.31
	Es5	88.52	88.89	88.89	86.61

Precision

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	87.50	90.00	80.49	100.00
	M02	87.18	87.18	65.91	100.00
	M03	100.00	100.00	96.30	100.00
	M04	100.00	100.00	70.00	100.00
	M05	94.74	94.74	91.89	100.00
	M06	91.67	94.59	90.91	100.00
	M07	91.67	89.19	66.67	100.00
	M08	88.89	94.29	67.50	100.00
	M09	87.18	91.89	70.27	100.00
	M10	91.89	94.59	79.41	100.00
KIMORE	Es1	45.45	45.45	66.67	88.89
	Es2	75.00	85.71	71.43	75.00
	Es3	62.50	62.50	73.33	82.61
	Es4	92.31	92.31	92.59	88.89
	Es5	84.38	82.35	82.35	78.57

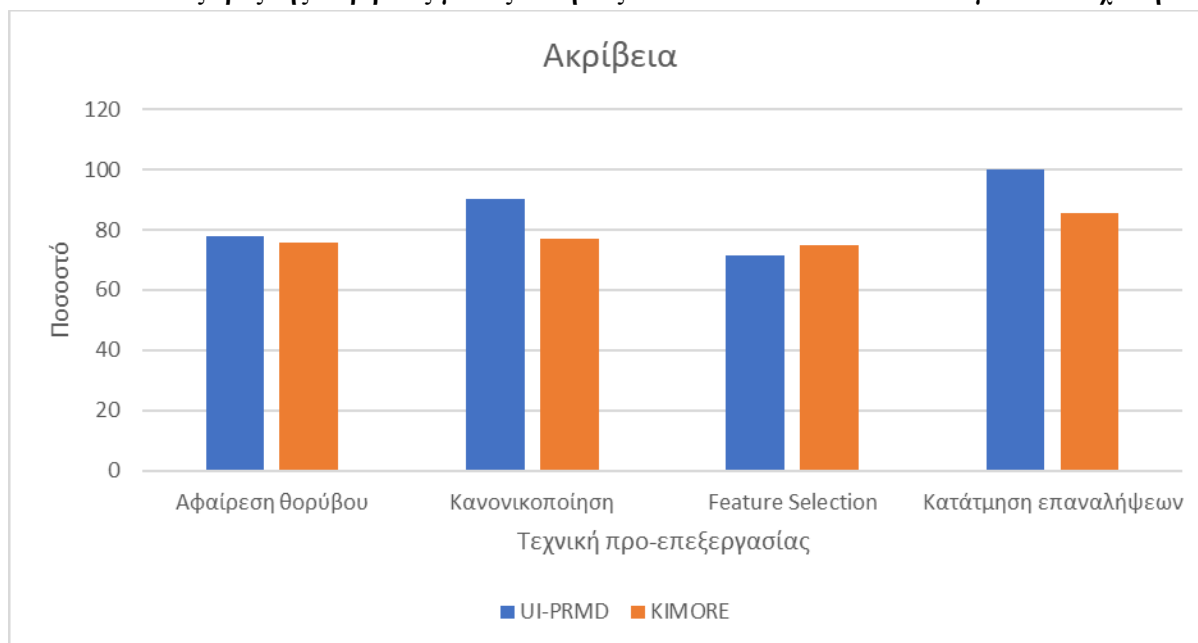
Recall

		Αφαίρεση θορύβου	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection	Αφαίρεση θορύβου & Κανονικοποίηση & Feature Selection & Κατάτμηση επαναλήψεων
UI- PRMD	M01	94.59	97.30	89.19	98.67
	M02	91.89	91.89	78.38	100.00
	M03	91.89	91.89	70.27	100.00
	M04	100.00	100.00	75.68	100.00
	M05	97.30	97.30	91.89	98.63
	M06	89.19	94.59	81.08	100.00
	M07	89.19	89.19	75.68	100.00
	M08	86.49	89.19	72.97	100.00
	M09	91.89	91.89	70.27	100.00
	M10	91.89	94.59	72.97	100.00
KIMORE	Es1	45.45	45.45	36.36	47.06
	Es2	100.00	100.00	83.33	100.00
	Es3	90.91	90.91	100.00	76.00
	Es4	92.31	92.31	96.15	96.00
	Es5	93.10	96.55	96.55	96.49

4.2.2 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης τεχνικών προ-επεξεργασίας

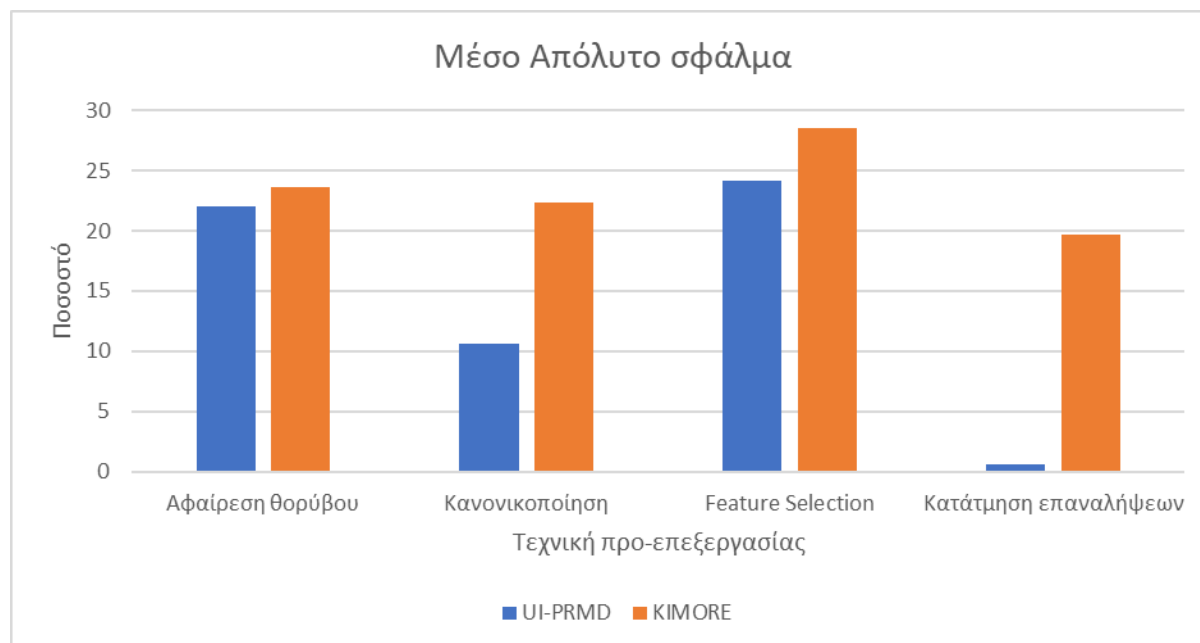
Η προσθήκη των τεχνικών γίνεται από αριστερά προς τα δεξιά όπως εμφανίζονται στις γραφικές παραστάσεις, δηλαδή όταν παρουσιάζονται οι μετρήσεις μιας τεχνικής προ-επεξεργασίας τότε σημαίνει ότι εφαρμόζεται η συγκεκριμένη τεχνική σε συνδυασμό με όλες τις τεχνικές που βρίσκονται αριστερά της. Δηλαδή, στην αριστερότερη τεχνική που είναι η Αφαίρεση θορύβου εφαρμόζεται μόνο αυτή η τεχνική και στη δεξιότερη τεχνική, που είναι η κατάτμηση επαναλήψεων εφαρμόζονται όλες οι τεχνικές. Ο λόγος που έγινε η σταδιακή προσθήκη τεχνικών είναι για να δούμε την αξία την οποία προσθέτει πραγματικά κάθε τεχνική σε πραγματικά δεδομένα.

Εικόνα 10 Μέσος όρος της Ακρίβειας για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική



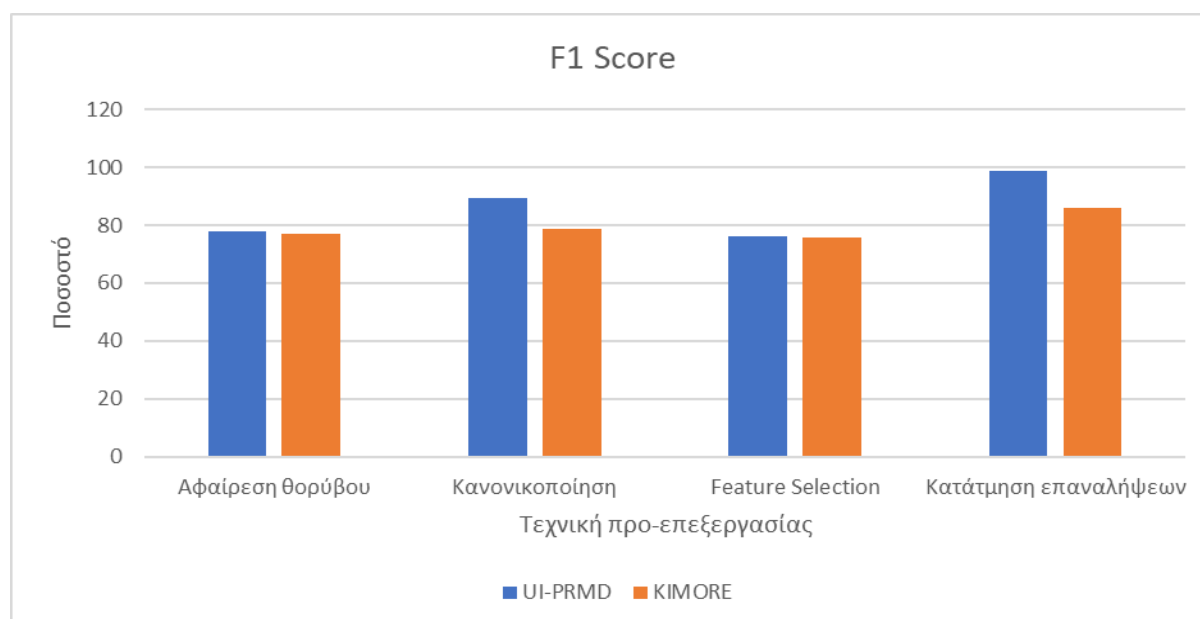
Παρατηρείται ότι σε κάθε προσθήκη μια τεχνικής προ-επεξεργασίας η ακρίβεια που επιτυγχάνουν οι αλγόριθμοι βελτιώνεται, όπως αναμενόταν καθώς κάθε τεχνική βελτιώνει τη μορφή των δεδομένων έτσι ώστε να επιτρέπει καλύτερη εκπαίδευση των μοντέλων. Μοναδική απόκλιση είναι η περίπτωση του Feature Selection στο οποίο παρατηρείται μια μικρή πτώση πιθανόν λόγω του γεγονότος ότι οι συλλογές δεδομένων δεν είναι ιδιαίτερα μεγάλες. Παρόλα αυτά όταν συνδυαστεί η εν λόγω τεχνική με την κατάτμηση επαναλήψεων που διπλασιάζει την συλλογή δεδομένων επιτρέπει την βελτίωση της απόδοσης χωρίς να προκαλείται variance (βλέπε Εικόνα 10).

Εικόνα 11 Μέσος όρος του Μέσου Απόλυτου σφάλματος για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική



Δεδομένο του γεγονότος ότι το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα είναι το ποσοστό των αποτυχημένων προβλέψεων, δηλαδή το υπόλοιπο του ποσοστού της ακρίβειας, οι παρατηρήσεις που εντοπίζονται είναι ανάλογες με αυτές που έγιναν και στην περίπτωση της γραφικής παράστασης της ακρίβειας. Δηλαδή, όσο προστίθενται νέες τεχνικές προ-επεξεργασίας το ποσοστά του σφάλματος μειώνεται, εκτός από την περίπτωση του feature selection για τους λόγους που προαναφέρθηκαν. (βλέπε Εικόνα 11).

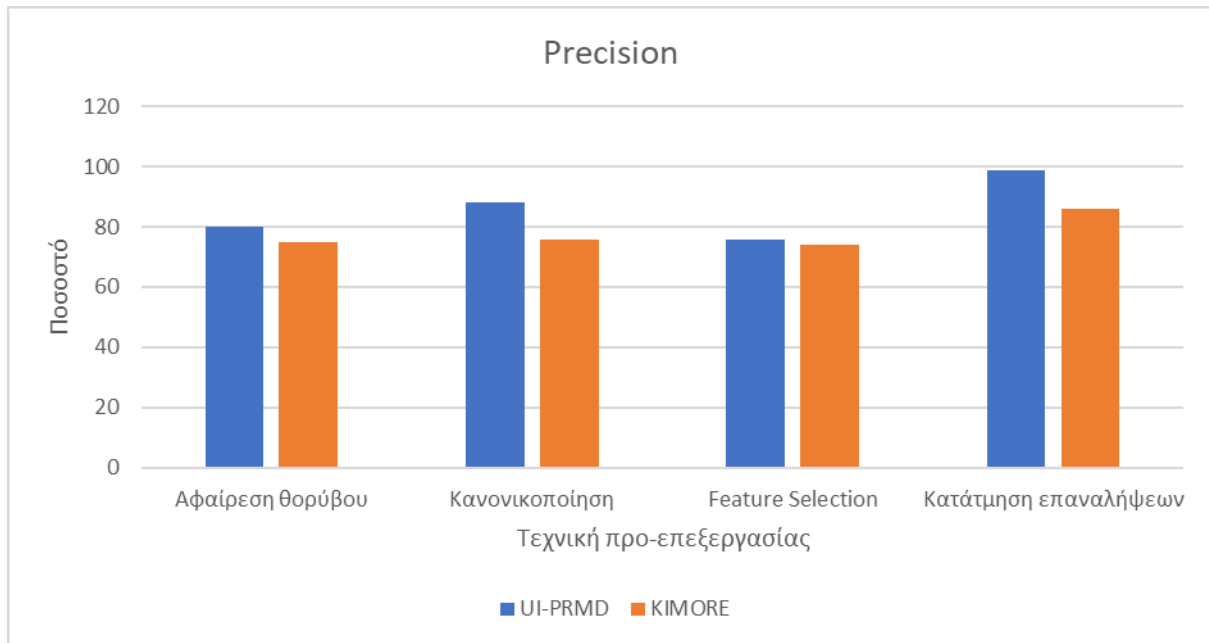
Εικόνα 12 Μέσος όρος του F1 Score για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική



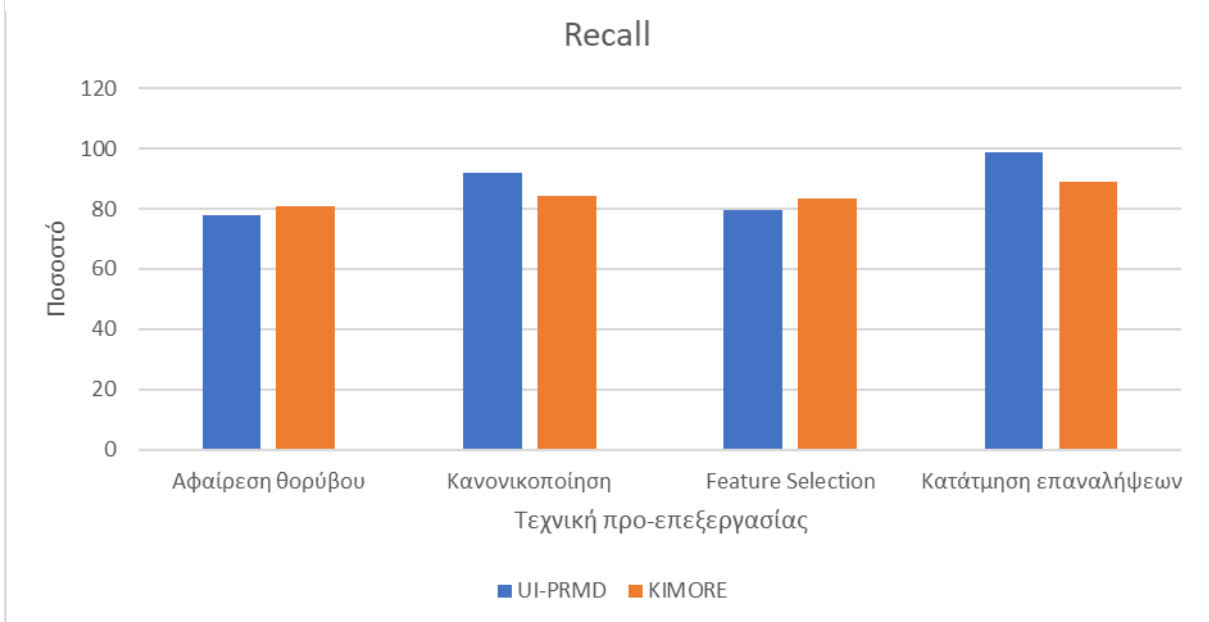
Όσον αυξάνονται οι τεχνικές που εφαρμόζονται τόσο καταλληλότερη γίνεται η μορφή των δεδομένων για την εκπαίδευση των μοντέλων και γι' αυτό όλο και περισσότερες είναι οι έγκυρες επαναλήψεις κινήσεων που προβλέπονται σωστά από τα μοντέλα, αυξάνοντας έτσι

το precision και το recall. Εξ ορισμού το f1 score εξαρτάται αποκλειστικά από αυτές τις δύο μετρικές και για αυτόν τον λόγο και η εν λόγω μετρική αυξάνεται(βλέπε Εικόνα 12).

Εικόνα 13 Μέσος όρος του Precision για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική



Εικόνα 14 Μέσος όρος του Recall για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE για κάθε τεχνική



Όπως αναμενόταν η εν λόγω γραφικές παραστάσεις των Precision και Recall είναι απόλυτα ανάλογες με τη γραφική παράσταση του F1 Score. Αυτό αναμενόταν καθώς ο τύπος του F1 Score είναι ανάλογος των δύο πιο πάνω μετρικών (βλέπε Εικόνα 13 και Εικόνα 14).

4.3 Χρόνος Εκπαίδευσης Μοντέλων

Καταμέτρηση του συνολικού χρόνου που απαιτείται για την προ επεξεργασία των δεδομένων και την εκπαίδευση των μοντέλων για κάθε άσκηση. Ο χρόνος μετριέται σε milliseconds.

4.3.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης

4.3.1.1 SVM

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
278633	299097	216308	178643	267396	175281	182455	185282	205534	179897

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
154797	44522	114443	102111	170719

4.3.1.2 KNN

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
264826	223677	180622	179943	272846	178271	183954	179835	190224	178663

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
149040	43060	110533	98585	169456

4.3.1.3 Random Forest

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
265051	223030	180653	180356	274916	204186	192297	179789	194704	181106

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
149529	42410	113324	103070	168759

4.3.2 Νευρωνικά Δίκτυα

4.3.2.1 CNN

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
10384	7985	8430	9192	10941	8494	8288	8135	10176	8585

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
55655	27833	54145	25885	57157

4.3.2.2 LSTM

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
76442	79830	80090	79361	82632	79886	80009	72734	80655	74390

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
126058	64406	104178	74467	134716

4.3.2.3 ResNet

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
177047	141326	136990	151361	139776	137765	139031	150451	138862	150750

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
141050	61633	117664	114855	181091

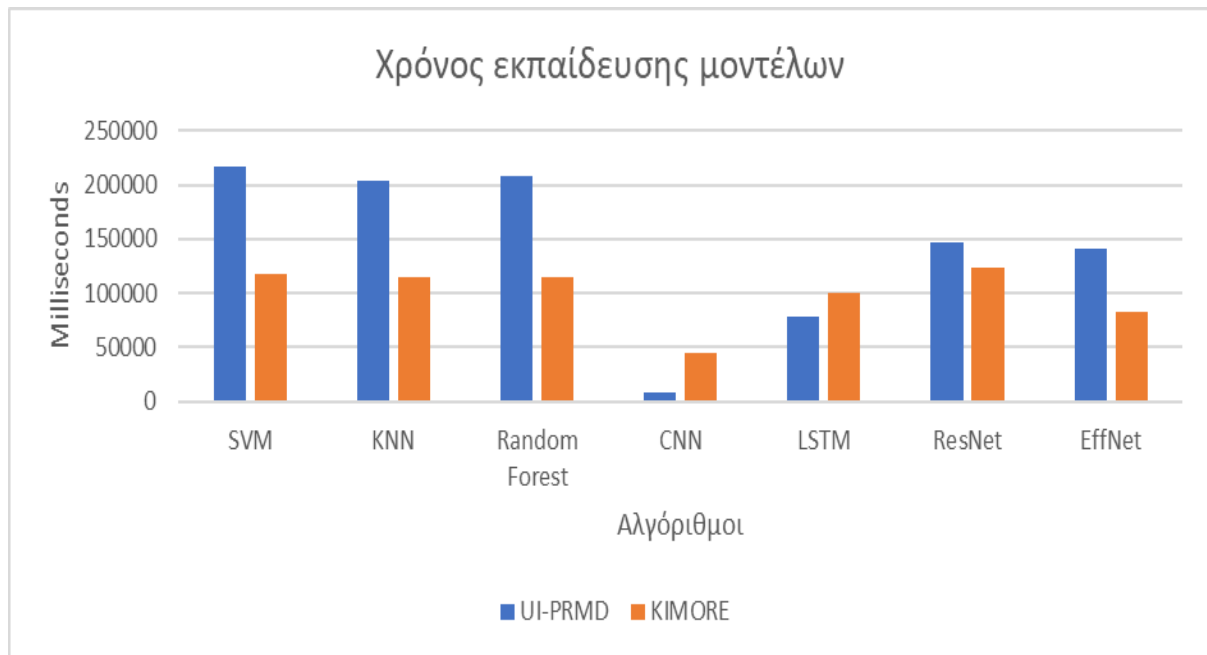
4.3.2.4 EffNet

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
153490	145095	147626	158356	136659	129604	129411	140243	128869	140115

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
92841	44366	91730	69602	115693

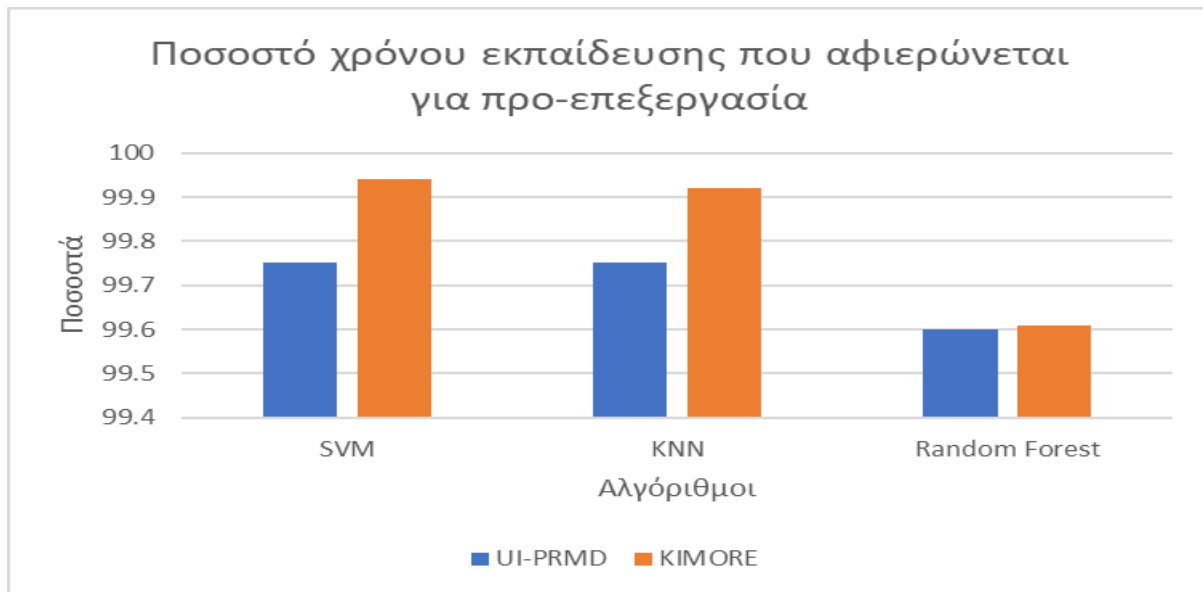
4.3.3 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης χρόνων εκπαίδευσης

Εικόνα 15 Μέσοι χρόνοι εκπαίδευσης των μοντέλων για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE



Παρατηρείται το γεγονός ότι οι χρόνοι εκπαίδευσης των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης είναι παρόμοιοι μεταξύ τους και κατά πολύ υψηλότερη από τους χρόνους των ΝΔ. Όσον αφορά τους τελευταίους παρατηρείται ότι οι χρόνοι εκπαίδευσης είναι ανάλογοι με την πολυπλοκότητα και το βάθος του κάθε ΝΔ, δηλαδή το πιο απλό και μικρό ΝΔ που είναι το CNN έχει τον μικρότερο χρόνο εκπαίδευσης ενώ τα πιο βαθιά και με περίπλοκα επίπεδα ResNet και EffNet τον μεγαλύτερο (βλέπε Εικόνα 15).

Εικόνα 16 Ποσοστό του χρόνου εκπαίδευσης που αφιερώνεται για προ-επεξεργασία



Στην προηγούμενη γραφική επισημάνθηκε το γεγονός ότι οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης έχουν παρόμοια υψηλούς χρόνους εκπαίδευσης. Ο λόγος εντοπίζεται στην παρούσα γραφική παράσταση καθώς φαίνεται ότι σχεδόν όλος ο χρόνος εκπαίδευσης που απαιτείται αφιερώνεται στην προ-επεξεργασία των δεδομένων η οποία είναι κοινή για όλους τους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης (βλέπε Εικόνα 16).

4.4 Χρόνος απόκρισης Μοντέλων

Καταμέτρηση του συνολικού χρόνου που χρειάζονται τα μοντέλα να αποφασίσουν, κατηγοριοποιήσουν και να επιστρέψουν την ανατροφοδότηση για ένα υποσύνολο των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Ο χρόνος μετريέται σε nanoseconds.

4.4.1 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης

4.4.1.1 SVM

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
1031700	15260800	996700	1993800	5997500	0	995400	993900	0	0

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
1000600	0	995000	0	2990700

4.4.1.2 KNN

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
2994300	8974400	6027300	7977700	5981500	5982300	15224600	5992500	0	0

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
0	0	1992500	3953400	4986000

4.4.1.3 Random Forest

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
3801620	2862200	3124270	1562140	3331190	3123720	3124060	3124060	1562100	3124580
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
31240000	31243100	31244900	31249200	31199900

4.4.2 Νευρωνικά Δίκτυα

4.4.2.1 CNN

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
293398	292569	455465	343158	392654	300421	306735	8404122	9389914	494718
600	400	200	700	700	700	600	900	200	100

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
292086300	418878400	580603200	453775800	341088700

4.4.2.2 LSTM

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
1495996	1600927	1979569	1629098	2213703	2807004	2278855	2534972	1756895	1890740
300	900	800	000	500	000	200	100	600	400

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
1864664600	1505877100	1509561400	2742664600	2078408300

4.4.2.3 ResNet

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
1484754	1392168	1587874	1420135	1448742	1363406	1394273	1563818	1426606	1639002
300	200	700	600	300	900	200	400	700	300

KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
1433723900	974610600	1349712300	1385430800	1360959200

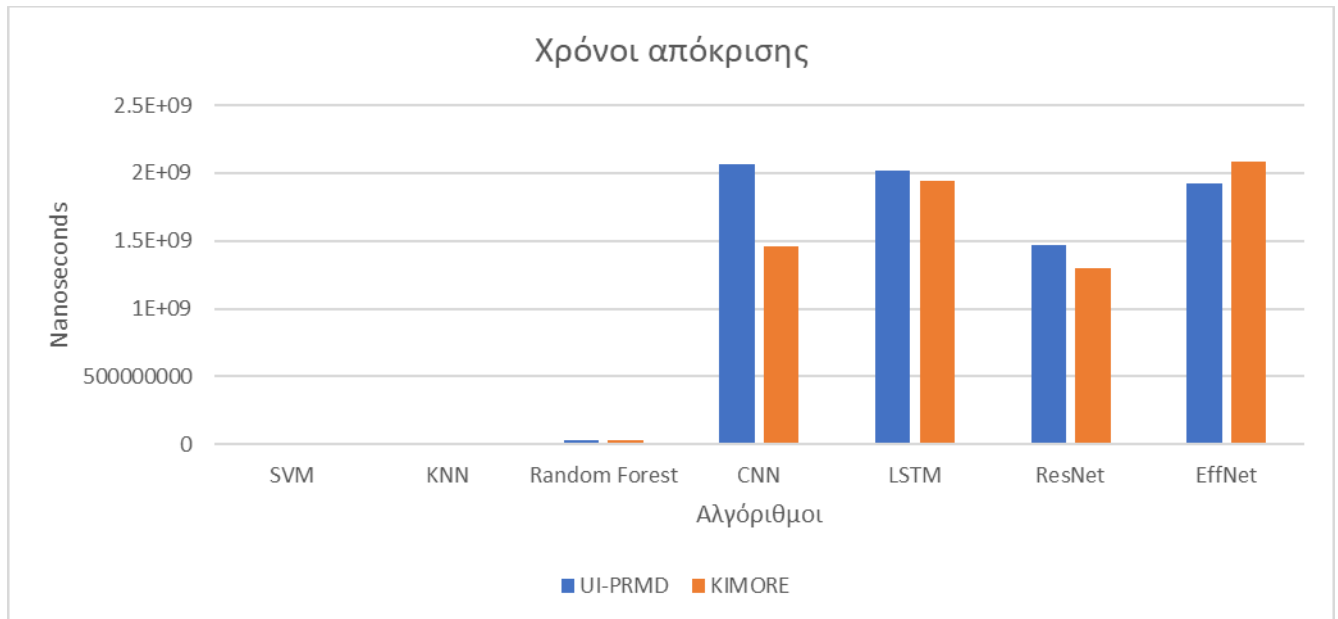
4.4.2.4 EffNet

UI-PRMD									
M01	M02	M03	M04	M05	M06	M07	M08	M09	M10
2470393	2470393	2028569	1883127	1683809	1770268	1857183	1528554	1671565	1870544
900	900	900	700	500	400	200	300	100	300

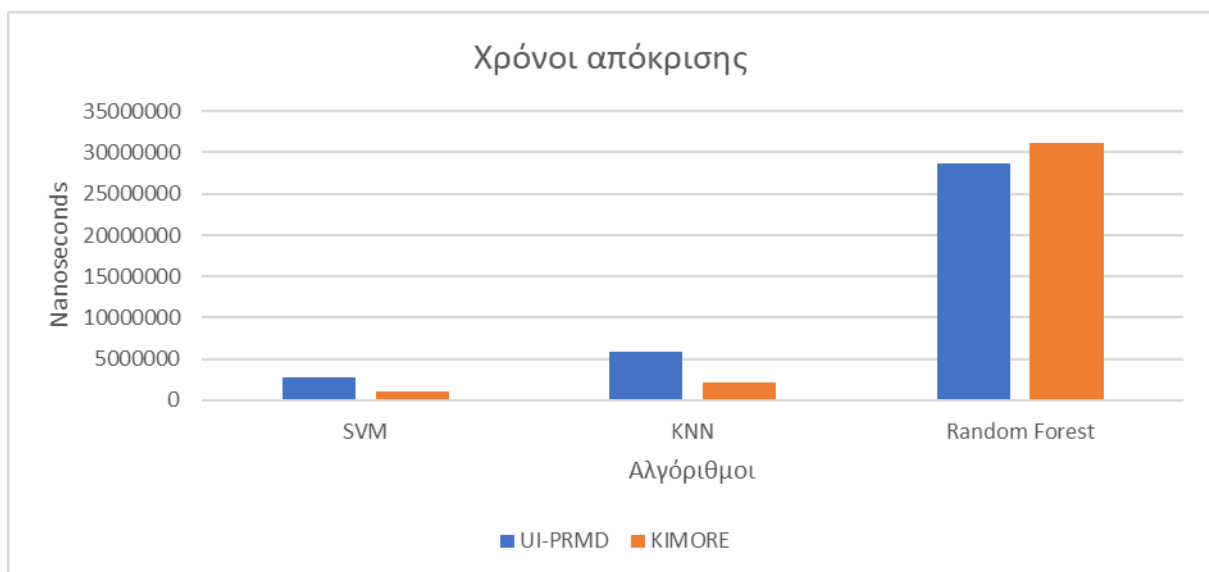
KIMORE				
Es1	Es2	Es3	Es4	Es5
2158191700	1953776600	1939848400	2188148700	2162217700

4.4.3 Γραφικές παραστάσεις σύγκρισης χρόνων απόκρισης

Εικόνα 17 Μέσοι χρόνοι απόκρισης των μοντέλων για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE



Εικόνα 18 Μέσοι χρόνοι απόκρισης των μοντέλων κατηγοριοποίησης για τις ασκήσεις των UI-PRMD και KIMORE

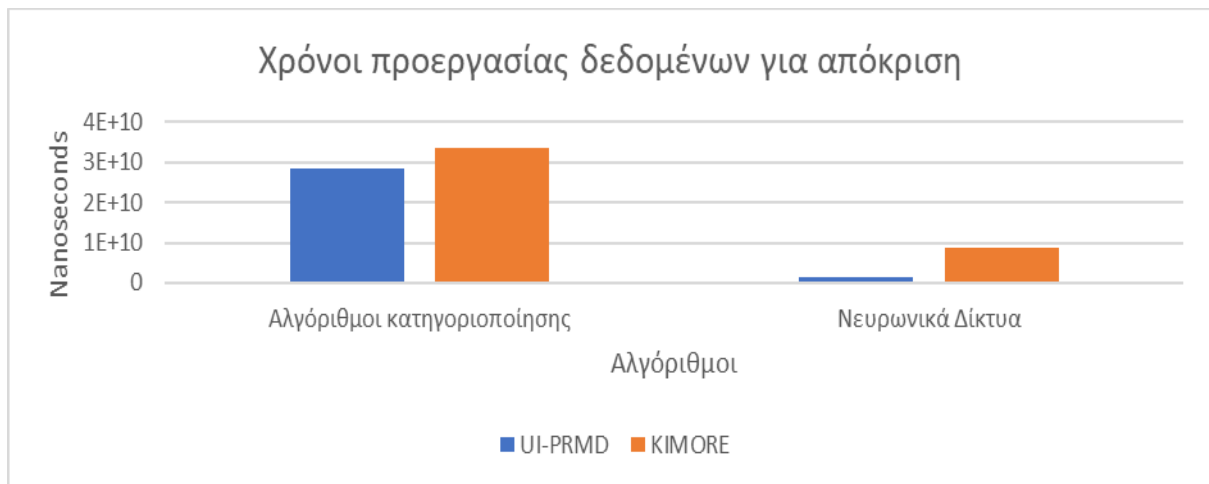


Στις πιο πάνω γραφικές παρουσιάζονται οι χρόνοι απόκρισης των μοντέλων σε προ-επεξεργασμένα δεδομένα, δηλαδή **χωρίς** τον χρόνο προ-επεξεργασίας των δεδομένων. Λαμβάνεται υπόψη, δηλαδή, ο χρόνος που απαιτεί το κάθε εκπαιδευμένο μοντέλο, δεχόμενο τα επεξεργασμένα χαρακτηριστικά, να κατηγοριοποιήσει την κάθε επανάληψη.

Παρατηρείται ότι οι χρόνοι απόκρισης των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης να είναι πολύ μικρότεροι σε σχέση με αυτούς των ΝΔ. Ο λόγος είναι στο γεγονός ότι τα ΝΔ είναι πολύ πιο πολύπλοκα και βαθιά και γι' αυτό χρειάζονται περισσότερο χρόνο να λάβουν απόφαση για κάποια κίνηση (βλέπε Εικόνα 17).

Λόγω του ότι οι χρόνοι απόκρισης των αλγόριθμων κατηγοριοποίησης είναι πολύ πιο μικροί από αυτούς των αλγόριθμων ΝΔ, παρουσιάζεται ξεχωριστή γραφική παράσταση. Παρατηρείται ένα φαινόμενο το οποίο έχει εντοπιστεί αρκετές φορές στην βιβλιογραφία, δηλαδή ο αλγόριθμος Random Forest, λόγω του μεγάλου αριθμού δένδρων που έχει να απαιτεί μεγαλύτερο χρόνο από τους υπόλοιπους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης (βλέπε Εικόνα 18).

Εικόνα 19 Χρόνος προ-επεξεργασίας των δεδομένων που απαιτείται για την απόκριση σε πραγματικό χρόνο



Παρουσιάζεται ο χρόνος προ-επεξεργασίας που χρειάζεται η συλλογή δεδομένων να προετοιμαστεί για κάθε είδος αλγορίθμων. Αναλυτικότερα, οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης (SVM, KNN, Radom Forest) λόγω της ανάγκης για περισσότερη προεργασία απαιτούν περισσότερο χρόνο προ-επεξεργασίας. Αντίθετα, τα ΝΔ (CNN, LSTM, ResNet, EffNet) λόγω της πολυπλοκότητας τους και του γεγονότος ότι τα μοντέλα δημιουργούν αυτόματα τα δικά τους χαρακτηριστικά, δεν απαιτείται τόση προεργασία και για αυτό απαιτείται λιγότερος χρόνος. (βλέπε Εικόνα 19)

Ενδεικτικοί χρόνοι

Χρόνος προ-επεξεργασίας ανά επανάληψη

Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης

UI-PRMD συλλογή δεδομένων = 28,6 secs / 35 reps = 0.81 secs

KIMORE συλλογή δεδομένων = 38.5 secs / 35 reps = 1.1 secs

Αλγόριθμοι ΝΔ

UI-PRMD συλλογή δεδομένων = 1.6 secs / 35 reps = 0.046 secs

KIMORE συλλογή δεδομένων = 8.6 secs / 35 reps = 0.25 secs

Χρόνος που απαιτεί το μοντέλο ανά επανάληψη

SVM UI-PRMD = 0.0027 secs / 35 reps = 7.7 E-5 secs

SVM KIMORE = 0.00099 secs / 35 reps = 2.83 E-5 secs

KNN UI-PRMD = 0.0059 secs / 35 reps = 1.68 E-4 secs

KNN KIMORE = 0.0022 secs / 35 reps = 6.28 E-5 secs

Random Forest UI-PRMD = 0.029 secs / 35 reps = 8.28 E-4 secs

Random Forest KIMORE = 0.031 secs / 35 reps = 8.86 E-4 secs

CNN UI-PRMD = 2.1 secs / 35 reps = 0.06 secs

CNN KIMORE = 1.5 secs / 35 reps = 0.042 secs

LSTM UI-PRMD = 2 secs / 35 reps = 0.057 secs

LSTM KIMORE = 1.9 secs / 35 reps = 0.054 secs

ResNet UI-PRMD = 1.5 secs / 35 reps = 0.043 secs

ResNet KIMORE = 1.3 secs / 35 reps = 0.037 secs

EffNet UI-PRMD = 1.9 secs / 35 reps = 0.054 secs

EffNet KIMORE = 2.1 secs / 35 reps = 0.06 E-3 secs

Κεφάλαιο 5

5 Συζήτηση

5.1 Ακρίβεια μοντέλων

Παρατηρείται ότι οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης έχουν μεγαλύτερα ακρίβεια, κοντά στο απόλυτο, σε σχέση με τους αλγορίθμους ΝΔ. Οι εν λόγω επιδόσεις έχουν να κάνουν με το γεγονός ότι εφόσον τα ΝΔ παράγουν αυτόματα τα χαρακτηριστικά τους και είναι αρκετά βαθιά, χρειάζονται περισσότερα δεδομένα από τους πιο απλούς αλγορίθμους ούτως ώστε να εκπαιδευτούν τα μοντέλα και να μην δημιουργηθεί variance. Ενδεικτικό της εν λόγω αιτιολόγησης, είναι ότι το ResNet και το EffNet τα οποία είναι πιο βαθιά από τα υπόλοιπα ΝΔ, έχουν σημαντικά χαμηλότερη επίδοση από τα υπόλοιπα ΝΔ.

Επίσης, ένεκα της φύσης του προβλήματος, ότι δηλαδή γίνεται απλά μια δυαδική κατηγοριοποίηση της κάθε επανάληψης σε επιτυχημένη/αποτυχημένη, δεν απαιτούνται ιδιαίτερα ΒΝΔ αλλά μπορεί να επιτευχθεί ικανοποιητική ακρίβεια και με τους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης.

Από τα αποτελέσματα διαφαίνεται ότι το μοντέλο SVM είναι το πιο αποδοτικό μοντέλο σε όλες τις μετρικές (Ακρίβεια, Μέσο απόλυτο σφάλμα, Precision, Recall, F1 Score).

5.2 Χρόνος απόκρισης μοντέλων

Όσον αφορά τους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης, όπως προκύπτει και από προηγούμενες έρευνες ο αλγόριθμος random forest ένεκα των πολλών δένδρων απόφασης χρειάζεται περισσότερο χρόνο για να παρέχει ανατροφοδότηση. Οι αλγόριθμοι SVM και KNN έχουν παρόμοια αποτελέσματα, με τον SVM να υπερτερεί ελαφρά.

Όσον αφορά τους αλγορίθμους ΝΔ, υπάρχει μια ομοιομορφία στους χρόνους απόκρισης τους. Διαφαίνεται ότι η διαφορά στην πολυπλοκότητα του κάθε μοντέλου δεν παίζει μεγάλο ρόλο, λόγω του ότι η εξέταση έγινε με ένα μικρό σύνολο δεδομένων.

Γενικά, οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης λόγω της μειωμένης πολυπλοκότητας και αριθμού επιπέδων, όταν δέχονται προ-επεξεργασμένα δεδομένα είναι πιο γρήγοροι σε σχέση με τους αλγορίθμους ΝΔ. Παρόλα αυτά, η αυξημένη ανάγκη για προ-επεξεργασία αυξάνει σημαντικά τον χρόνο απόκρισης τους, διατηρώντας τον ωστόσο σε αποδεκτά πλαίσια.

Από την άλλη οι αλγόριθμοι ΝΔ, φαίνεται συνολικά (επεξεργασία δεδομένων σε πραγματικό χρόνο + λήψη απόφασης) να πετυχαίνουν καλύτερο χρόνο ο οποίος είναι ιδιαίτερα ικανοποιητικός.

5.3 Χρόνος εκπαίδευσης μοντέλων

Όσον αφορά τους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης, το μεγαλύτερο μέρος του χρόνου εκπαίδευσης που απαιτείται αφορά τη διαδικασία προ-επεξεργασίας των δεδομένων η οποία είναι κοινή για όλους τους αλγορίθμους. Γι' αυτόν το λόγο οι χρόνοι εκπαίδευσης όλων των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης είναι παρόμοιοι.

Όσον αφορά τους αλγορίθμους ΝΔ, υπάρχει διαφοροποίηση ανάλογα με το είδος των επιπέδων αλλά και το βάθος των ΝΔ. Για τον λόγο αυτό το ResNet και το EffNet τα οποία είναι πολύ πιο βαθιά από τα υπόλοιπα, απαιτούν και πολλαπλάσιο χρόνο εκπαίδευσης. Επίσης, διακρίνεται ότι το μοντέλο CNN απαιτεί λιγότερο χρόνο από το μοντέλο LSTM πιθανόν εξαιτίας της πολυπλοκότητας των επιπέδων του LSTM.

Γενικά, οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης απαιτούν περισσότερο χρόνο εκπαίδευσης από τα ΝΔ, λόγω της χρονοβόρας διαδικασίας προ-επεξεργασίας των δεδομένων.

5.4 Προ-επεξεργασία δεδομένων για τους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης

Μέσα από τα αποτελέσματα του τμήματος 4.2 διαφαίνεται η σημαντικότητα της κατάλληλης επιλογής τεχνικών προ-επεξεργασίας για τους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης και ειδικότερα των SVM, KNN, και Random Forest που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της εν λόγω πτυχιακής έρευνας. Αυτό διαφαίνεται από το γεγονός ότι όσο αυξάνονται οι τεχνικές που εφαρμόζονται κατά την προ-επεξεργασία τόσο βελτιώνονται οι τιμές των μετρικών που συλλέγονται.

Η πιο καθοριστική τεχνική που εφαρμόζεται φαίνεται να είναι η κατάτμηση επαναλήψεων. Αυτό ισχύει καθώς:

1. Διασπούν την κίνηση σε δύο ανεξάρτητα κομμάτια (Α. Ανέβασμα – πρώτο μισό της κίνησης, Β. Κατέβασμα – δεύτερο μισό της κίνησης), πετυχαίνοντας έτσι την διατήρηση μόνο των συνεχόμενων κομματιών σε κάθε κίνηση. Με τον τρόπο αυτό επιτρέπεται ο εντοπισμός χαρακτηριστικών – στοιχείων τα οποία αφορούν μόνο ένα μέρος της κίνησης.
2. Μέσω της διάσπασης διπλασιάζεται ο αριθμός των δειγμάτων, επιτρέποντας έτσι την δυνατότητα για καλύτερη εκπαίδευση των μοντέλων.

Η τεχνική του Feature Selection αν και από τα αποτελέσματα δεν φαίνεται από μόνη της να βελτιώνει τις μετρικές, σε συνδυασμό με την τεχνική της κατάτμησης επαναλήψεων βοηθά στην καλύτερη εκπαίδευση των μοντέλων. Ο λόγος που φαίνεται ότι μειώνει ελαφρώς της ακρίβεια, όταν εφαρμοστεί χωρίς την κατάτμηση επαναλήψεων, είναι το γεγονός ότι τα δείγματα είναι πιο λίγα και μειώνοντας και τα χαρακτηριστικά δεν επιτρέπει στα μοντέλα να εκπαιδευτούν αποδοτικά. Όταν όμως εφαρμοστεί σε συνδυασμό με την κατάτμηση

επαναλήψεων, βοηθάει στην απόρριψη χαρακτηριστικών τα οποία συνεισφέρουν πολύ λίγο και τα οποία μπορεί να προκαλέσουν υψηλό variance.

5.5 Συμπεράσματα

Γενικά διακρίνεται η σημαντικότητα της επιλογής κατάλληλων τεχνικών προ-επεξεργασίας ούτως ώστε τα δεδομένα να είναι σε τέτοια μορφή η οποία να ευνοεί την αποδοτική και αποτελεσματική εκπαίδευση των μοντέλων.

Όσον αφορά την σύγκριση των μοντέλων κατηγοριοποίησης και των ΝΔ, διαπιστώνεται ότι για τις συλλογές δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν στην εν λόγω έρευνα οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης δείχνουν να είναι πιο αποτελεσματικοί. Ωστόσο, παρά το γεγονός ότι λόγω της απλής δομής των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης, απαιτούν λιγότερο χρόνο για να εκπαιδευτεί και να αποφασίσει το μοντέλο αυτό καθαυτό, έχοντας έτοιμα τα δεδομένα, η ανάγκη για εφαρμογή πολλαπλών τεχνικών προ-επεξεργασίας αυξάνει σημαντικά τους χρόνους εκπαίδευσης και απόκρισης. Αντίθετα, οι αλγόριθμοι ΝΔ συγκεντρώνουν όλη την πολυπλοκότητα στο μοντέλο αυτό καθαυτό με αποτέλεσμα ο χρόνος προ-επεξεργασίας των δεδομένων να είναι περιορισμένος και πολύ πιο χαμηλός σε σχέση με των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης, αλλά φαίνεται ότι ο χρόνος εκπαίδευσης και απόφασης του μοντέλου με προ-επεξεργασμένα δεδομένα να είναι πιο μεγάλοι. Συνολικά φαίνεται ότι τόσο ο χρόνος εκπαίδευσης όσο και ο χρόνος απόκρισης των ΝΔ είναι μικρότεροι από των μοντέλων κατηγοριοποίησης.

Ερμηνεύοντας λοιπόν τα αποτελέσματα όσον αφορά την επίδοση των αλγορίθμων, διαπιστώνεται ότι οι εν λόγω αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση και αξιολόγηση των ασκήσεων αποκατάστασης για ασθενείς με Άνοια. Το εν λόγω συμπέρασμα πηγάζει από το γεγονός ότι οι αλγόριθμοι παρουσίασαν αρκετά μεγάλη ακρίβεια ως προς τις προβλέψεις τους, ενώ ταυτόχρονα ο χρόνος εκπαίδευσης και απόκρισης δεν ήταν πολύ μεγάλος. Τονίζεται η σημαντικότητα να κτιστούν βέλτιστα οι τεχνικές προ-επεξεργασίας των δεδομένων ούτως ώστε τα μοντέλα κατηγοριοποίησης να διατηρήσουν αποδεκτούς χρόνους, ειδικότερα όσον αφορά τον χρόνο απόκρισης.

Γενικά, όλοι οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης φαίνεται να είναι αρκετά αποδοτικοί και γρήγοροι ως προς την ανατροφοδότηση όταν έχουν δεδομένα προ-επεξεργασμένα, για τον λόγο αυτό μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την δημιουργία συστημάτων ανάλυσης και αξιολόγησης ασκήσεων αποκατάστασης από ασθενείς με άνοια. Πρέπει, λοιπόν, στην δόμηση των συγκεκριμένων μοντέλων να υπάρχει το σκεπτικό της εφαρμογής τεχνικών προ-επεξεργασίας δεδομένων που θα βελτιώσουν την ακρίβεια πρόγνωσης, χωρίς όμως να αυξήσουν σημαντικά τον χρόνο προ-επεξεργασίας γεγονός που θα οδηγούσε σε μη

αποδεκτούς χρόνους απόκρισης και επομένως δεν θα επέτρεπε στην άμεση παροχή ανατροφοδότησης.

Πολλά υποσχόμενος αλγόριθμος φαίνεται να είναι ο SVM. Αυτό γιατί πετυχαίνει την καλύτερη ακρίβεια πρόγνωσης και έχει τους μικρότερους χρόνους εκπαίδευσης και απόκρισης, όταν έχει έτοιμα προ-επεξεργασμένα δεδομένα. Η μεγάλη σύμβαση που γίνεται για την ποιότητα του συγκεκριμένου αλγορίθμου είναι η διατήρηση του χρόνου προεργασίας σε αποδεκτά επίπεδα.

Επίσης, όσον αφορά τους αλγόριθμους ΝΔ διαφαίνεται ότι αρκετά καλός αλγόριθμος είναι και ο CNN. Παρά το γεγονός ότι φαίνεται να υστερεί από τους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης ελαφρώς όσον αφορά την ακρίβεια, ο χαμηλός χρόνος εκπαίδευσης και απόκρισης του και η δυνατότητα κλιμάκωσης του ένεκα των πολλών επιπέδων τον καθιστούν πολλά υποσχόμενο. Ιδιαίτερα, το γεγονός ότι είναι ένα ΝΔ με πολλά επίπεδα που μπορούν εύκολα να κλιμακωθούν, ενθαρρύνουν ότι θα έχει αρκετά μεγάλη ακρίβεια και για περιπτώσεις κατηγοριοποίησης σε πολλαπλές ομάδες.

Όσον αφορά την σύγκριση των ευρημάτων της εν λόγω έρευνας σε σχέση με την υφιστάμενη βιβλιογραφία εντοπίζεται μια μικρή διαφοροποίηση. Καταρχάς, παρατηρείται ότι στην υφιστάμενη βιβλιογραφία, στον τομέα της παρακολούθησης ασκήσεων αποκατάστασης, γίνεται χρήση κυρίως μοντέλων ΝΔ και όχι τόσο μοντέλων κατηγοριοποίησης. Αντίθετα, στην εν λόγω έρευνα φαίνεται οι αλγόριθμοι ΝΔ που χρησιμοποιούνται στην βιβλιογραφία, εκτός από τον CNN, να μην έχουν ικανοποιητική ακρίβεια. Παράλληλα, παρόμοια ακρίβεια με αυτή των μοντέλων ΝΔ της βιβλιογραφίας φαίνεται να έχουν τα μοντέλα κατηγοριοποίησης και το μοντέλο CNN που χρησιμοποιήθηκαν στην υφιστάμενη έρευνα.

Βιβλιογραφία

- [1] Matsangidou, Maria, Eirini Schiza, Marios Hadjiaros, Kleanthis C. Neokleous, Marios Avraamides, Ersi Papayianni, Fotos Frangoudes, and Constantinos S. Pattichis. "Dementia: I am physically fading. can virtual reality help? Physical training for people with dementia in confined mental health units." In International Conference on Human-Computer Interaction, pp. 366-382. Springer, Cham, 2020.
- [2] Matsangidou, Maria, Andreas Liampas, Melpo Pittara, Constantinos S. Pattichi, and Panagiotis Zis. "Machine Learning in Pain Medicine: An Up-To-Date Systematic Review." *Pain and therapy* 10, no. 2 (2021): 1067-1084.
- [3] Schwarz, Anne, Christoph M. Kanzler, Olivier Lambercy, Andreas R. Luft, and Janne M. Veerbeek. "Systematic review on kinematic assessments of upper limb movements after stroke." *Stroke* 50, no. 3 (2019): 718-727.
- [4] Shishov, Nataliya, Itshak Melzer, and Simona Bar-Haim. "Parameters and measures in assessment of motor learning in neurorehabilitation; a systematic review of the literature." *Frontiers in human neuroscience* 11 (2017): 82.
- [5] Tang, Dapeng. "Hybridized hierarchical deep convolutional neural network for sports rehabilitation exercises." *IEEE Access* 8 (2020): 118969-118977.
- [6] Liao, Yalin, Aleksandar Vakanski, and Min Xian. "A deep learning framework for assessing physical rehabilitation exercises." *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 28, no. 2 (2020): 468-477.
- [7] Bruce, X. B., Yan Liu, and Keith CC Chan. "Skeleton-Based Detection of Abnormalities in Human Actions Using Graph Convolutional Networks." In 2020 Second International Conference on Transdisciplinary AI (TransAI), pp. 131-137. IEEE, 2020.
- [8] Miron, Alina, and Crina Grosan. "Classifying action correctness in physical rehabilitation exercises." *arXiv preprint arXiv:2108.01375* (2021).
- [9] Vakanski, Aleksandar, Hyung-pil Jun, David Paul, and Russell Baker. "A data set of human body movements for physical rehabilitation exercises." *Data* 3, no. 1 (2018): 2.
- [10] Division of Population Health, National Center for Chronic Disease Prevention and Health Promotion, <https://www.cdc.gov/aging/dementia/index.html>
- [11] National Collaborating Centre for Mental Health (UK). *Dementia: A NICE-SCIE Guideline on Supporting People With Dementia and Their Carers in Health and Social Care*. Leicester (UK): British Psychological Society; 2007. (NICE Clinical Guidelines, No. 42.) 4, DEMENTIA. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK55480/>
- [12] Matsangidou, Maria, Fotos Frangoudes, Eirini Schiza, Kleanthis C. Neokleous, Ersi Papayianni, Katerian Xenari, Marios Avraamides, and Constantinos S. Pattichis. "Participatory design and evaluation of virtual reality physical rehabilitation for people living with dementia." *Virtual Reality* (2022): 1-18.
- [13] Capecci, Marianna, Maria Gabriella Ceravolo, Francesco Ferracuti, Sabrina Iarlori, Andrea Monteriu, Luca Romeo, and Federica Verdini. "The KIMORE dataset: Kinematic assessment of MOvement and clinical scores for remote monitoring of physical REhabilitation." *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 27, no. 7 (2019): 1436-1448.

- [14] Weber, Adrian, Shing hung Mak, Francis Berenbaum, Jérémie Sellam, Yong-Ping Zheng, Yifan Han, and Chunyi Wen. "Association between Osteoarthritis and Increased Risk of Dementia." *Medicine* 98, no. 10 (2019). <https://doi.org/10.1097/md.00000000000014355>.
- [15] "Οστεοαρθρίτιδα: Νοσοκομείο ΥΓΕΙΑ." *hygeia.gr*. Accessed May 2, 2022. <https://www.hygeia.gr/%CE%BF%CF%83%CF%84%CE%B5%CE%BF%CE%B1%CF%81%CE%B8%CF%81%CE%AF%CF%84%CE%B9%CE%B4%CE%B1/>.
- [16] Matsangidou, M., Frangoudes, F., Hadjjaros, M., Schiza, E., Neokleous, K. C., Papayianni, E., ... & Pattichis, C. S. (2022). "Bring me sunshine, bring me (physical) strength": the case of dementia. Designing and implementing a virtual reality system for physical training during the COVID-19 Pandemic. *International Journal of Human-Computer Studies*, 102840.
- [17] Lei, Qing, Ji-Xiang Du, Hong-Bo Zhang, Shuang Ye, and Duan-Sheng Chen. "A Survey of Vision-Based Human Action Evaluation Methods." *Sensors* 19, no. 19 (2019): 4129. <https://doi.org/10.3390/s19194129>.
- [18] Boukhenoufa, Issam, Xiaojun Zhai, Victor Utti, Jo Jackson, and Klaus D. McDonald-Maier. "Wearable Sensors and Machine Learning in Post-Stroke Rehabilitation Assessment: A Systematic Review." *Biomedical Signal Processing and Control* 71 (2022): 103197. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103197>.
- [19] "Splitting Machine Learning Data: Train, Validation, Test Set Split." *Splitting Machine Learning Data: Train, Validation, Test Set Split*. Accessed May 27, 2022. <https://www.v7labs.com/blog/train-validation-test-set#:~:text=Validation%20split%20helps%20to%20improve,have%20enough%20data%20to%20learn>.
- [20] Brennan, Louise, Enrique Dorronzoro Zubiete, and Brian Caulfield. "Feedback Design in Targeted Exercise Digital Biofeedback Systems for Home Rehabilitation: A Scoping Review." *Sensors* 20, no. 1 (2019): 181. <https://doi.org/10.3390/s20010181>.
- [21] Sigrist, Roland, Georg Rauter, Robert Riener, and Peter Wolf. "Augmented Visual, Auditory, Haptic, and Multimodal Feedback in Motor Learning: A Review." *Psychonomic Bulletin & Review* 20, no. 1 (2012): 21–53. <https://doi.org/10.3758/s13423-012-0333-8>.
- [22] Wilson, Kyle M., William S. Helton, Neil R. de Joux, James R. Head, and Jonathon J. Weakley. "Real-Time Quantitative Performance Feedback during Strength Exercise Improves Motivation, Competitiveness, Mood, and Performance." *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 61, no. 1 (2017): 1546–50. <https://doi.org/10.1177/1541931213601750>.
- [23] Zolfaghari, Samaneh, Elham Khodabandehloo, and Daniele Riboni. "Traminer: Vision-Based Analysis of Locomotion Traces for Cognitive Assessment in Smart-Homes." *Cognitive Computation*, 2021. <https://doi.org/10.1007/s12559-020-09816-3>.
- [24] Seifollahi, Mahmoud, Hadi Soltanizadeh, Afsoon Hassani Mehraban, and Fatemeh Khamseh. "Alzheimer's Disease Detection Using Skeleton Data Recorded with Kinect Camera." *Cluster Computing* 23, no. 2 (2019): 1469–81. <https://doi.org/10.1007/s10586-019-03014-z>.
- [25] Bringas, Santos, Sergio Salomón, Rafael Duque, Carmen Lage, and José Luis Montaña. "Alzheimer's Disease Stage Identification Using Deep Learning Models." *Journal of Biomedical Informatics* 109 (2020): 103514. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2020.103514>.

- [26] Buckley, Christopher, Lisa Alcock, Róna McArdle, Rana Rehman, Silvia Del Din, Claudia Mazzà, Alison Yarnall, and Lynn Rochester. "The Role of Movement Analysis in Diagnosing and Monitoring Neurodegenerative Conditions: Insights from Gait and Postural Control." *Brain Sciences* 9, no. 2 (2019): 34. <https://doi.org/10.3390/brainsci9020034>.
- [27] Seldon. "Supervised vs Unsupervised Learning Explained." Seldon, October 16, 2021. <https://www.seldon.io/supervised-vs-unsupervised-learning-explained>.
- [28] Hudgeon, Doug, and Richard Nichol. "Machine Learning for Business: Using Amazon Sagemaker and Jupyter." Amazon. Manning Publications, 2020. <https://aws.amazon.com/sagemaker/data-labeling/what-is-data-labeling/>.
- [29] Brownlee, Jason. "How to Calculate Precision, Recall, and F-Measure for Imbalanced Classification." *Machine Learning Mastery*, August 1, 2020. <https://machinelearningmastery.com/precision-recall-and-f-measure-for-imbalanced-classification/>.
- [30] Matsangidou, Maria, Fotos Frangoudes, Eirini Schiza, Kleanthis C. Neokleous, Ersi Papayianni, Katerian Xenari, Marios Avraamides, and Constantinos S. Pattichis. "Participatory Design and Evaluation of Virtual Reality Physical Rehabilitation for People Living with Dementia." *Virtual Reality*, 2022. <https://doi.org/10.1007/s10055-022-00639-1>.
- [31] Bastiaansen, Wietske A., Melek Rousian, Régine P. Steegers-Theunissen, Wiro J. Niessen, Anton Koning, and Stefan Klein. "Towards Segmentation and Spatial Alignment of the Human Embryonic Brain Using Deep Learning for Atlas-Based Registration." *Biomedical Image Registration*, 2020, 34–43. https://doi.org/10.1007/978-3-030-50120-4_4.