

Ανοικτό Πανεπιστήμιο Κύπρου

Σχολή Θετικών και Εφαρμοσμένων Επιστημών

Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών

Εφαρμοσμένη Πληροφορική της Υγείας & Τηλεϊατρική

Μεταπτυχιακή Διατριβή



**Αναγνώριση Ανθρώπινης Δραστηριότητας με Χρήση
Έξυπνου Κινητού Τηλεφώνου**

Σταύρος Υψηλάντης

Επιβλέπων

Θεοδόσιος Γούδας

Ανοικτό Πανεπιστήμιο Κύπρου

Σχολή Θετικών και Εφαρμοσμένων Επιστημών

Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών

Εφαρμοσμένη Πληροφορική της Υγείας & Τηλεϊατρική

Μεταπτυχιακή Διατριβή

**Αναγνώριση Ανθρώπινης Δραστηριότητας με Χρήση
Έξυπνου Κινητού Τηλεφώνου**

Σταύρος Υψηλάντης

Θεοδόσιος Γούδας

Η παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή υποβλήθηκε προς μερική εκπλήρωση των
απαιτήσεων για απόκτηση μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών

Στην εφαρμοσμένη Πληροφορική της Υγείας και τηλεϊατρική

από τη Σχολή Θετικών και εφαρμοσμένων Επιστημών

του Ανοικτού Πανεπιστημίου Κύπρου.

Νοέμβριος 2020

Περίληψη

Σκοπός της παρούσας διατριβής είναι να γίνει data mining με σκοπό την αναγνώριση της ανθρώπινης δραστηριότητας μέσω της εκπαίδευσης διαφόρων αλγόριθμων πάνω σε ένα δημοσιευμένο dataset που αφορά δεδομένα έξι ανθρωπίνων δραστηριοτήτων που εκτελέστηκαν από ένα δείγμα ανθρώπων. Για την εκπαίδευση των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα Weka. Γίνεται μία βιβλιογραφική επισκόπηση των ερευνών που υπάρχουν πάνω στο αντικείμενο και στη συνέχεια αναλύεται το υπάρχον dataset και τα χαρακτηριστικά που περιλαμβάνει και έχουν συλλεχθεί από τους αισθητήρες του κινητού τηλεφώνου (accelerometer and gyroscope). Στη συνέχεια επεξηγούνται οι αλγόριθμοι που πέτυχαν τα καλύτερα αποτελέσματα. Περιγράφεται επιγραμματικά το πρόγραμμα weka και αναλυτικά τα βήματα που γίνονται για την δημιουργία των αρχείων εκπαίδευσης και δοκιμής ώστε να διαβαστούν από το weka και στη συνέχεια τα βήματα που γίνονται για να εκπαιδευτούν οι αλγόριθμοι και να εξαχθούν τα αποτελέσματα. Μετά παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα των αλγορίθμων και γίνεται η σύγκριση μεταξύ τους. Έπειτα γίνεται ένας σχολιασμός των αποτελεσμάτων και τα συμπεράσματα που εξάγονται και έχουν να κάνουν με την ακρίβεια κάθε αλγορίθμου καθώς και με τα προβλήματα ταξινόμησης που προκύπτουν. Τέλος γίνονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα πάνω στο αντικείμενο.

Abstract

The purpose of this dissertation is to identify human activity via data mining, through the training of various algorithms on a published dataset relating to data on six human activities. The Weka program was used for algorithm training.

The dissertation starts with an overview of the existing research on the subject, followed by an analysis of the dataset used, its characteristics and the data that have been collected from the sensors of the mobile phones (accelerometer and gyroscope). A detailed description of the algorithms that achieved the best results and of the Weka program follows, along with the steps taken to create the training and the test files to be read by Weka and the steps taken to train the algorithms and extract the results.

Then the results of the algorithms are presented in detail and a comparison between them is being made, followed by a comment on the results and the conclusions that are drawn, mainly regarding the accuracy of each algorithm as well as classification problems that arise. The dissertation concludes with suggestions for future research on the subject.

Περιεχόμενα

1.Εισαγωγή	1
2. Βιβλιογραφική Επισκόπηση.....	3
2.1 Offline μοντέλα αναγνώρισης δραστηριότητας	3
2.2 Online μοντέλα αναγνώρισης δραστηριότητας	4
2.3 Επισκόπηση μοντέλων αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας.....	9
2.4 Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση νευρωνικών δικτύων.....	16
2.5 Αναγνώριση δραστηριότητας με σχέση με την κατανάλωση των πόρων του κινητού τηλεφώνου.....	20
2.6 Αναγνώριση δραστηριότητας χωρίς δημιουργία dataset.....	24
2.7 Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση του μοντέλου hidden markov.....	28
2.8 Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση μοντέλου Group based context aware	30
2.9 Αναγνώριση δραστηριότητας ανεξαρτήτως της θέσης τοποθέτησης του κινητού τηλεφώνου	36
2.10 Αναγνώριση δραστηριότητας με συνδυασμό δεδομένων πολλών αισθητήρων.....	37
2.11 Μοντέλο για την παρακολούθηση της φυσικής κατάστασης του ατόμου	41
2.12 Αναγνώριση δραστηριότητας με τη χρήση iPhone.....	43
3.Εργαλεία και μέθοδοι.....	47
3.1 Δημιουργία Dataset.....	47
3.2. Προ-επεξεργασία Σημάτων	48
3.3 Περιγραφή των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου.....	50
3.2.1 Quadratic Classifier	50
3.2.2 Random Forest	50
3.2.3 LIBSVM.....	51
3.2.4 Simple Logistic.....	52
3.2.5 Logistic Model Tree	52
3.2.6 SMO.....	52
3.2.7 LDA Ταξινομητής Γραμμικής Διακριτικής Ανάλυσης.....	52
3.2.8 Liblinear	53
3.3 Το πρόγραμμα Weka.....	53
3.4 Ρυθμίσεις ταξινομητών.....	60
3.4.1 QDA.....	60
3.4.2 SMO.....	61
3.4.3 Simple logistic.....	61
3.4.4 Random forest	61
3.4.5 Libsvm	62
3.4.6 LMT.....	62
3.4.7 LDA	62

3.4.8 Liblinear	62
4.Περιγραφή χαρακτηριστικών και αποτελέσματα πειραμάτων	64
4.1 Περιγραφή Χαρακτηριστικών	64
4.1.1 Γνωρίσματα στο πεδίο του χρόνου	65
4.1.2 Γνωρίσματα στο πεδίο της συχνότητας.....	78
4.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων ταξινομητών	94
4.2.1 Ταξινομητής functions.QDA.....	94
4.2.2 Ταξινομητής Random Forest.....	94
4.2.3 Ταξινομητής Libsvm.....	95
4.2.4 Ταξινομητής simple logistic.....	95
4.2.5 Ταξινομητής LMT	96
4.2.6 Ταξινομητής SMO	96
4.2.7 Ταξινομητής LDA.....	97
4.2.8 Ταξινομητής Liblinear.....	97
4.3 Σχολιασμός αποτελεσμάτων	98
5.Συμπεράσματα.....	100
5.1 Μελλοντική έρευνα	101
Βιβλιογραφία	102

Κεφάλαιο 1

1.Εισαγωγή

Τα έξυπνα κινητά τηλέφωνα τα τελευταία χρόνια αυξάνονται ραγδαία και πλέον η πλειοψηφία των ανθρώπων έχει στην κατοχή του ένα έξυπνο κινητό τηλέφωνο. Αυτή η μεγάλη άνοδος στη χρήση τους, δίνει την δυνατότητα να αναπτυχθούν εφαρμογές που θα βοηθήσουν διάφορες κατηγορίες ανθρώπων και θα κάνουν τη ζωή τους πιο εύκολη. Μία τέτοια περίπτωση είναι και η αναγνώριση της ανθρώπινης δραστηριότητας με σκοπό τη βοήθεια σε ανθρώπους που έχουν ανάγκη 24ώρης παρακολούθησης ή την παρακολούθηση της σωματικής τους κατάστασης και κατά πόσο ασκούνται στην καθημερινότητα τους. Μέχρι να γίνει μαζική η διάθεση των έξυπνων κινητών κάτι τέτοιο απαιτούσε μεγάλο κόστος και γενικότερα μεγάλη οργάνωση για να γίνει. Τώρα πλέον με τη χρήση μιας τέτοια συσκευής και σε συνδυασμό με την εγκατάσταση μιας εφαρμογής στο κινητό αυτό μπορεί να γίνει πολύ ευκολότερο. Επίσης τα τελευταία χρόνια οι πόροι των μπαταριών αυξάνονται ραγδαία και ενώ μέχρι πρόσφατα η διάρκεια της μπαταρίας ενός κινητού ήταν ένα σοβαρό ζήτημα πλέον έχει βελτιωθεί πολύ καθώς οι χωρητικότητες των μπαταριών έχουν αυξηθεί και πλέον χωρίς ιδιαίτερο πρόβλημα τέτοιες εφαρμογές μπορούν να τρέχουν στα κινητά συνεχώς και ταυτόχρονα η μπαταρία να έχει μία ικανοποιητική διάρκεια. Γενικώς ανοίγονται καινούργιοι ορίζοντες στην αναγνώριση της ανθρώπινης δραστηριότητας με την χρήση κινητών τηλεφώνων και είναι ένας τομέας που έχει μέλλον και μπορεί να προσφέρει πολλά οφέλη στον άνθρωπο.

Στην παρούσα έρευνα στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζονται σχετικές με το αντικείμενο έρευνες και τα συμπεράσματα τους ενώ στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μία λεπτομερής ανάλυση όλων των βημάτων που γίνανε ώστε να ολοκληρωθεί η συγκεκριμένη διατριβή, γίνεται η περιγραφή του dataset που χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα, επίσης περιγράφονται όλοι οι αλγόριθμοι που πετύχαν τα καλύτερα αποτελέσματα και οι παράμετροι τους. Τέλος παρουσιάζεται επιγραμματικά και το

πρόγραμμα weka που χρησιμοποιήθηκε για τα πειράματα. Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα πειράματα που γίνανε στο πλαίσιο της παρούσας έρευνας και αφορούν την χρήση ενός δημοσιευμένου και γνωστού dataset που δημιουργήθηκε πριν κάποια χρόνια και αφορούσε μετρήσεις από αισθητήρες κινητού τηλεφώνου για 6 κατηγορίες δραστηριοτήτων. Με την κατάλληλη επεξεργασία τα δεδομένα αυτά παίρνουν την κατάλληλη μορφή ώστε να μπορούν να επεξεργαστούν από το πρόγραμμα weka και να γίνει αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των αλγορίθμων που πέτυχαν τα καλύτερα αποτελέσματα.

Τέλος στο κεφάλαιο 5 γίνεται ένας σχολιασμός των αποτελεσμάτων και εξάγονται κάποια συμπεράσματα από αυτά τα πειράματα ενώ γίνονται και προτάσεις για το τι μπορεί να μελετηθεί μελλοντικά για βελτίωση των αποτελεσμάτων αυτών.

Κεφάλαιο 2

2. Βιβλιογραφική Επισκόπηση

Τα τελευταία χρόνια υπάρχουν πολλές έρευνες που προτείνουν διάφορα συστήματα αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας με τη χρήση έξυπνων κινητών τηλεφώνων. Η κάθε έρευνα χρησιμοποιεί την δική της προσέγγιση αλλά η γενική κατεύθυνση είναι κοινή. Οι αισθητήρες που χρησιμοποιούνται σε αυτές τις προσεγγίσεις είναι κατά βάση το επιταχυνσιόμετρο που είναι αυτό το οποίο χρησιμοποιείται περισσότερο, το γυροσκόπιο και σε μικρότερο βαθμό ο αισθητήρας βαρύτητας και το gps. Επίσης διαφοροποίηση υπάρχει στις δραστηριότητες που προσπαθεί να αναγνωρίσει κάθε πρόταση, κάποιες επιχειρούν να αναγνωρίσουν λιγότερες και κάποιες άλλες περισσότερες, οι πιο συνηθισμένες είναι το βαδίζω, τρέχω, ξαπλώνω, στέκομαι ,ανεβαίνω σκάλα και κατεβαίνω σκάλα. Τέλος υπάρχουν διαφορετικές προσεγγίσεις στο που γίνεται η επεξεργασία των δεδομένων, offline ή online, η μεγάλη πλειοψηφία των προτάσεων κάνουν offline επεξεργασία, δηλαδή αποστέλλουν τα δεδομένα σε έναν server και εκεί γίνεται η επεξεργασία των δεδομένων και η εκπαίδευση του συστήματος ενώ σε λίγες περιπτώσεις επιλέγεται η online προσέγγιση όπου η επεξεργασία των δεδομένων και η εκπαίδευση μαζί με την αναγνώριση γίνεται στην ίδια τη συσκευή. Πολύ σημαντικό στοιχείο που λαμβάνεται υπόψιν είναι και το υπολογιστικό κόστος μαζί με το κόστος σε πόρους καθώς μία κινητή συσκευή έχει περιορισμένους πόρους σε ενέργεια που εξαρτάται από την χωρητικότητα της μπαταρίας.

2.1 Offline μοντέλα αναγνώρισης δραστηριότητας

Ο [1] προτείνει ένα μοντέλο που χρησιμοποιεί ένα κινητό σε 2 θέσεις, μία στο χέρι και μία στο πορτοφόλι και αναγνωρίζει 6 είδη δραστηριότητας, χρησιμοποιούνται διαφορετικοί ταξινομητές και με το πρόγραμμα Weka αξιολογούνται είτε μεμονωμένα είτε σε συνδυασμό και παρατηρείται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα ακριβείας τα πετυχαίνει ο συνδυασμός τους. Η συλλογή των δεδομένων γίνεται με την επιτάχυνση στους 3 άξονες χ,ψ,ζ δηλαδή μπροστά, πάνω και πλάγια, για τα δεδομένα αυτά χρησιμοποιήθηκαν 2 άντρες και 2 γυναίκες 29-33 ετών, δεν έγινε εξάλειψη θορύβου

στα αρχικά δεδομένα απλά ζητήθηκε από τους ανθρώπους να σταματάνε ανάμεσα σε 2 δραστηριότητες για κάποια δευτερόλεπτα ώστε να μπαίνει ετικέτα στην εκάστοτε δραστηριότητα, χρησιμοποιείται ένα ψηφιακό φίλτρο που ξεχωρίζει της χαμηλής συχνότητας δεδομένα και τα υψηλής, τα χαμηλής είναι κατά βάση λόγω της βαρύτητας ενώ τα υψηλής είναι λόγω της κίνησης και ορίζεται ένα όριο συχνότητας για αυτή την κατανομή, μετά για να εξαχθούν τα χρήσιμα χαρακτηριστικά εφαρμόζεται η τεχνική των επικαλυπτόμενων παραθύρων, αναγνωρίζονται οι εξής δραστηριότητες: χορός, αργό περπάτημα, γρήγορο περπάτημα , ανέβασμα-κατέβασμα σκαλοπατιών , τρέξιμο.

2.2 Online μοντέλα αναγνώρισης δραστηριότητας

Ο [2] στην έρευνα του αναλύει την χρήση κινητού για αναγνώριση ανθρώπινης δραστηριότητας με τα δεδομένα να μην αποθηκεύονται offline για την εκπαίδευση του μοντέλου αλλά να επεξεργάζονται από το ίδιο το κινητό εκείνη τη στιγμή που συλλέγονται και περιγράφει την διαφορά των δύο μοντέλων (offline - online). Η online προσέγγιση χωρίζεται σε δύο νέες προσεγγίσεις. Στο μοντέλο server-client, εκεί το κινητό συλλέγει τα δεδομένα και τα στέλνει για επεξεργασία και για ταξινόμηση σε έναν server, απαιτεί μόνιμα σύνδεση στο ίντερνετ και αυτό γίνεται γιατί οι πόροι του κινητού είναι περιορισμένοι.

Η τοπική επεξεργασία, σε αυτή όλα γίνονται τοπικά και μπορεί να σταλούν μετά σε έναν server για μελλοντική χρήση, όταν λέμε τοπικά μπορεί η επεξεργασία να γίνει και ακόμα και από έναν Η/Υ τοπικά. Στην έρευνα αυτή μελετώνται μόνο τοπικές προσεγγίσεις και καταλήγει ότι η πιο συχνή μέθοδος ταξινόμησης είναι ο αλγόριθμος Decision Tree. Η σύγκριση που γίνεται μεταξύ online - offline προσέγγισης καταλήγει ότι οι περισσότερες προσεγγίσεις είναι offline γιατί η επεξεργασία των δεδομένων χρειάζεται επεξεργαστική ισχύ που δεν έχουν μεγάλη τα κινητά και είναι απλό να γίνεται στο κινητό μόνο η ταξινόμηση, τα λειτουργικά που χρησιμοποιούνται είναι στην πλειοψηφία τους android ενώ ο αισθητήρας που χρησιμοποιείται περισσότερο είναι το επιταχυνσιόμετρο. Η έρευνα επίσης δείχνει ότι πολύ λίγες εφαρμογές δίνουν ανατροφοδότηση στους παρακολουθούμενους, δηλαδή κάποιος αν κάνει κάποια δραστηριότητα όπως μαγείρεμα να του λέει αν κάνει κάτι λάθος π.χ. σε ανθρώπους με νοητικά προβλήματα. Επιπλέον δείχνει πως μπορεί να επιτευχθεί η αναγνώριση δραστηριότητας ανεξαρτήτως του προσανατολισμού της συσκευής.

Ένα άλλο θέμα που μελετάται είναι η αναγνώριση δραστηριότητας ανεξαρτήτως της θέσης του κινητού, στις περισσότερες έρευνες η θέση του κινητού είναι σταθερή στο σώμα του ανθρώπου γιατί οποιαδήποτε αλλαγή επηρεάζει την αναγνώριση της δραστηριότητας υπάρχουν κάποιοι τρόποι να αντιμετωπιστεί η αλλαγή της θέσης του κινητού και αυτοί παρουσιάζονται.

Ένα άλλο θέμα που ερευνάται είναι η δυναμική επιλογή των αισθητήρων, για λόγους οικονομίας πόρων, επιλέγονται συνδυασμοί αισθητήρων στις συσκευές, πχ συνδυασμός επιταχυνσιόμετρου και gps μόνο για εξωτερική δραστηριότητα και απενεργοποίηση του gps για εσωτερική δραστηριότητα.

Τέλος ένα ερώτημα είναι αν πρέπει να επιλεγεί σταθερός ή προσαρμοσμένος ρυθμός δειγματοληψίας. Από τη μελέτη των ερευνών έχει φανεί ότι μέχρι τα 20 hz περιέχονται όλες οι δραστηριότητες του ανθρώπου που μετριοούνται και αρά δε χρειάζεται να ανέβει η συχνότητα, μπορεί ανεβάζοντας την συχνότητα να ανέβει και η ακρίβεια αλλά σε πολλές περιπτώσεις αυτό κοστίζει πολύ σε πόρους του συστήματος, οι περισσότερες έρευνες χρησιμοποιούν συχνότητες 20,32,50 Hz, δηλαδή σταθερό ρυθμό δειγματοληψίας.

Σημαντικό κομμάτι είναι και οι αναγνωριζόμενες δραστηριότητες, οι πιο συνηθισμένες δραστηριότητες που αναγνωρίζονται είναι το περπάτημα, τρέξιμο, ποδηλασία, τζόκινγκ, στέκομαι, ανέβασμα σκάλας, κατέβασμα σκάλας. Το τι θέλει να αναγνωρίσει κάποιος παίζει μεγάλο ρόλο στους αισθητήρες που πρέπει να χρησιμοποιηθούν, πχ το γυροσκόπιο δεν έχει καλά αποτελέσματα στο στέκομαι και στο κάθομαι, ενώ αν χρειάζεται μία απλή αναγνώριση δραστηριότητας είναι καλό να χρησιμοποιείται μόνο το επιταχυνσιόμετρο και όχι ένας πολύπλοκος συνδυασμός αισθητήρων. Το επιταχυνσιόμετρο είναι κακή ιδέα για την αναγνώριση ανέβασμα σκάλας και κατέβασμα σκάλας αλλά ο συνδυασμός γυροσκοπίου και επιταχυνσιόμετρου δίνει καλά αποτελέσματα στο ανέβασμα και κατέβασμα σκάλας.

Πολύ σημαντικό κομμάτι είναι τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση των δραστηριοτήτων, στην προεπεξεργασία εξαγονται πολλά χαρακτηριστικά των δεδομένων, αυτά χωρίζονται σε δεδομένα στο πεδίο της συχνότητας και του χρόνου, περισσότερο χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου και αυτά είναι ο μέσος, η διακύμανση και η

τυπική απόκλιση, τα χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου είναι λιγότερο κοστοβόρα σε ισχύ καθώς τα αλλά στο πεδίο της συχνότητας θέλουν μετασχηματισμό fourier πριν χρησιμοποιηθούν.

Ο [13] στην έρευνα του κάνει μία σύγκριση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης των καθημερινών δραστηριοτήτων που πραγματοποιεί το προτεινόμενο μοντέλο ανάμεσα σε νεότερους και ηλικιωμένους ανθρώπους

Στην έρευνα αυτή συμμετείχαν 37 ηλικιωμένοι και 20 νέοι που πραγματοποίησαν διάφορες δραστηριότητες και ένα κινητό (επιταχυνσιόμετρο 3 αξόνων, γυροσκόπιο και αισθητήρας βαρομετρικής πίεσης) που είναι τοποθετημένο στην μπροστινή τσέπη της μπλούζας τους συνέλεξε τα δεδομένα. Οι άνθρωποι πραγματοποίησαν ένα σύνολο δραστηριοτήτων (στάση, βάδισμα, ξαπλώνω, κάθομαι, ανεβαίνω σκάλες, κατεβαίνω σκάλες, ανεβαίνω με ανελκυστήρα, κατεβαίνω με ανελκυστήρα) σε ένα ελεύθερο περιβάλλον. Τα δεδομένα που καταγράφονται χρησιμοποιούνται για να αναπτυχθούν ταξινομητές που βασίζονται σε αλγόριθμο δέντρου απόφασης που ταξινομεί τις δραστηριότητες σε περιόδους των 1,25 δευτερολέπτων. Όταν η εκπαίδευση και η δοκιμή γίνεται με το δείγμα των νέων ανθρώπων και με χρήση leave-one-out cross validation procedure επιτυγχάνεται $80,9\% \pm 9,57\%$ ευαισθησία ταξινόμησης, η ίδια διαδικασία με τους ηλικιωμένους σαν δείγμα πετυχαίνει $82,0\% \pm 8,88\%$. Όταν η εκπαίδευση γίνεται με τους νέους και η δοκιμή γίνεται με τους ηλικιωμένους πετυχαίνει $80,5\% \pm 6,80\%$. Όταν η εκπαίδευση γίνεται με τους ηλικιωμένους και το τεστ με τους νέους τότε πετυχαίνει $80,5\% \pm 6,80\%$. Μία εφαρμογή με τον ταξινομητή του αλγορίθμου δέντρου απόφασης αναπτύχθηκε και εγκαταστάθηκε στο κινητό και πέτυχε να πραγματοποιεί σε πραγματικό χρόνο ταξινόμηση δραστηριοτήτων για συνεχόμενες 17 ώρες με μία φόρτιση πράγμα που έδειξε ότι το κινητό μπορεί να αποτελέσει μία εφαρμόσιμη λύση για παρακολούθηση της δραστηριότητας μακράς διάρκειας.

Μέθοδος

Χρησιμοποιήθηκε το Samsung Galaxy Nexus για την καταγραφή και με μία εφαρμογή για android που φτιάχτηκε αποθηκεύονταν τα δεδομένα των αισθητήρων. Υπήρχε κάμερα που κατέγραφε τους συμμετέχοντες σε βίντεο κάτω από τον ώμο. 20 νέοι και 37 ηλικιωμένοι ήταν το δείγμα. Το κινητό βρισκόταν στην μπροστά τσέπη του

παντελονιού ελεύθερο σε κίνηση. Τα δεδομένα καταγράφονταν για 10-15 λεπτά στους νέους όσο το άτομο έκανε τις δραστηριότητες που έπρεπε να κάνει με όποια σειρά ήθελε και μετά συγχρονιζόταν τα δεδομένα με την αντίστοιχη δραστηριότητα με βάση το βίντεο της κάμερας

Για του ηλικιωμένους καταγράφονταν τα δεδομένα για 30 λεπτά το ανώτερο αλλά αυτό διέφερε ανάλογα με την φυσική κατάσταση του ατόμου και μετά με βάση το υλικό της κάμερας γινόταν ο συγχρονισμός των δεδομένων με τις δραστηριότητες

Ανάλυση δεδομένων: ένα γραφικό περιβάλλον αναπτύχθηκε μέσα από το matlab για να γίνει κατακερματισμός των δεδομένων σε κομμάτια και να αντιστοιχηθούν στις εκάστοτε δραστηριότητες

Προεπεξεργασία σημάτων: τα δεδομένα αναλύθηκαν στο matlab ώστε να υπάρξει μία εξομοίωση για την μετέπειτα online επεξεργασία που θα γίνει στο κινητό.

Χρησιμοποιούνται φίλτρα γραμμικής φάσης fir για να υπάρξει σταθερότητα όταν υλοποιηθεί σε πραγματικό χρόνο. Τα δεδομένα από το γυροσκόπιο επεξεργάζονται με 1-20 hz band-pass filter για να γίνει εκτίμηση των συστατικών της γωνιακής ταχύτητας που προκαλείται λόγω της κίνησης του σώματος. Στο επιταχυνσιόμετρο εφαρμόζονται 2 φίλτρα, το ένα για να αφαιρεί τα υψηλής συχνότητας δεδομένα ώστε να υπολογίζει τα δεδομένα χωρίς θόρυβο και το άλλο χρησιμοποιείται για να υπολογίζει τα δεδομένα χωρίς το θόρυβο που προκαλείται από την αλλαγή του προσανατολισμού του κινητού. Ένα φίλτρο χρησιμοποιείται για να υπολογιστεί η διαφορική πίεση.

Εξαγωγή δεδομένων: 4 δεδομένα εξάγονται κάθε 2,5 δευτερόλεπτα, 2 από το επιταχυνσιόμετρο και 1 από το γυροσκόπιο και από τον αισθητήρα βαρύτητας

Ονομασία της δραστηριότητας για ταξινόμηση: με σκοπό την ονομασία κάθε κομματιού 2,5 δευτερόλεπτών σε κάποια δραστηριότητα χρησιμοποιείται ένα majority voting σχήμα

Δημιουργία dataset εκπαίδευσης και δοκιμής: με μία προσέγγιση leave-one-out cross validation δημιουργούνται τα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής, όλα τα δεδομένα των ατόμων χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου εκτός από ένα που χρησιμοποιείται για την δοκιμή, αυτό επαναλαμβάνεται για όλα τα άτομα που συμμετέχουν.

Για ταξινόμηση δραστηριότητας, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος J48 decision tree classifier που παρέχεται από το πρόγραμμα weka

Για την σε πραγματικό χρόνο αναγνώριση δραστηριότητας στο κινητό αναπτύχθηκε σε java ένας αλγόριθμος για android και μαζί με την εξαγωγή των χαρακτηριστικών και τα απαραίτητα φίλτρα που αναφέραμε έγινε αυτό εφικτό. Η μπαταρία λειτούργησε για 17 συνεχόμενες ώρες καταγραφής δεδομένων και κατάταξη δραστηριότητας

Table 5. Confusion matrix for the activity classifier built exclusively with data collected from the younger cohort of 20 participants, evaluated using LOOCV.

		TRUE ACTIVITY								
		Stand	Sit	Lie	Walk	Walk upstairs	Walk downstairs	Elevator up	Elevator down	Transition
ESTIMATED ACTIVITY	Stand	1744	27	65	136	0	0	58	38	5
	Sit	52	1958	357	2	0	0	11	10	39
	Lie	50	309	188	0	0	0	0	2	13
	Walk	174	0	4	2746	111	97	13	5	24
	Walk upstairs	0	0	0	61	251	0	2	0	1
	Walk downstairs	0	0	0	78	0	253	0	0	1
	Elevator up	34	0	0	4	9	0	162	0	0
	Elevator down	29	0	0	10	0	0	0	170	0
	Transition	12	28	20	23	0	0	9	0	191

Table 6. Confusion matrix for the activity classifier built exclusively with data collected from the older cohort, evaluated using LOOCV.

		TRUE ACTIVITY								
		Stand	Sit	Lie	Walk	Walk upstairs	Walk downstairs	Elevator up	Elevator down	Transition
ESTIMATED ACTIVITY	Stand	3744	364	52	497	5	26	45	19	53
	Sit	686	7223	970	234	19	0	11	7	111
	Lie	62	392	124	18	0	0	0	1	14
	Walk	932	35	20	13553	118	235	1	2	57
	Walk upstairs	18	5	1	141	354	0	0	0	8
	Walk downstairs	9	1	0	85	0	226	0	2	0
	Elevator up	66	8	3	0	0	0	271	0	0
	Elevator down	42	6	0	0	0	0	0	203	0
	Transition	101	229	51	117	26	0	0	0	1165

Εικόνα 19. Αποτελέσματα για την αξιολόγηση του ταξινομητή για νέους και ηλικιωμένους με χρήση του LOOKCV

Table 9. Ninety-five percent confidence intervals for the sensitivity and specificity of each activity when an ADL classifier is trained on the younger cohort and tested on the older cohort (and vice versa).

Activity	SENSITIVITY (%)		SPECIFICITY (%)	
	Trained on younger cohort and tested on older cohort	Trained on older cohort and tested on younger cohort	Trained on younger cohort and tested on older cohort	Trained on older cohort and tested on younger cohort
Stand	[52.2, 54.8]	[89.0, 91.6]	[98.7, 98.9]	[92.9, 94.0]
Sit	[76.2, 78.0]	[86.3, 89.0]	[85.1, 86.0]	[92.5, 93.7]
Lie	[23.9, 28.8]	[6.76, 11.2]	[93.3, 93.8]	[97.4, 98.0]
Walk	[75.7, 77.1]	[84.8, 87.2]	[91.4, 92.2]	[94.2, 95.3]
Walk upstairs	[47.6, 56.2]	[64.9, 74.2]	[99.5, 99.6]	[99.0, 99.3]
Walk downstairs	[45.9, 54.7]	[62.5, 72.3]	[99.0, 99.2]	[99.2, 99.5]
Elevator up	[62.6, 72.7]	[54.0, 66.0]	[99.8, 99.9]	[99.6, 99.8]
Elevator down	[70.6, 81.5]	[77.7, 87.6]	[99.7, 99.8]	[99.2, 99.6]
Transition	[78.0, 82.2]	[69.3, 79.6]	[96.8, 97.1]	[99.0, 99.4]

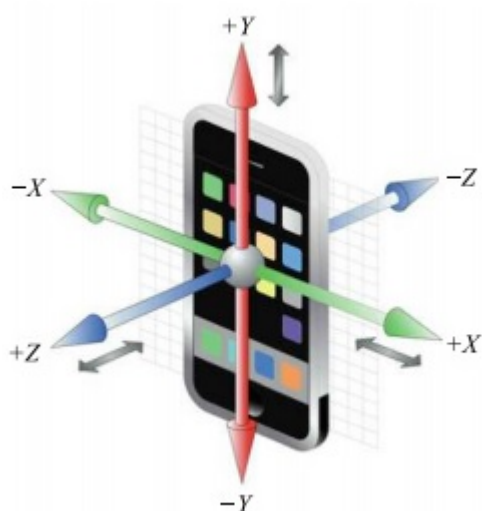
Εικόνα 20. Παράγοντες εκτίμησης δραστηριότητας σε πραγματικό χρόνο

2.3 Επισκόπηση μοντέλων αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας

Ο [3] στην ερευνά του μας παρουσιάζει τους αισθητήρες που είναι ενσωματωμένοι στα κινητά και χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση της ανθρώπινης δραστηριότητας

Επιταχυνσιόμετρο:

Εκφράζει σε μονάδες g την επιτάχυνση σε κάθε άξονα χ,ψ,ζ



Εικόνα 1. επιταχυνσιόμετρο

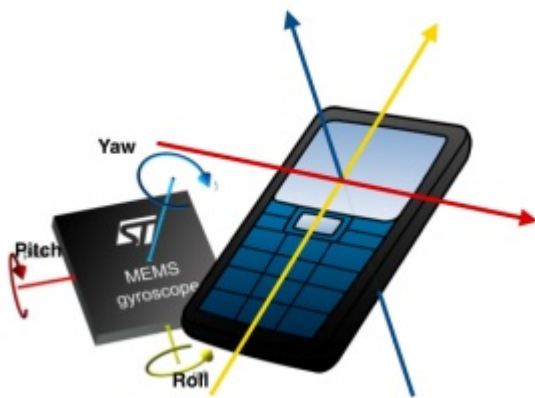
Compass sensor:

Είναι ένας αισθητήρας που δίνει μία ακέραιη τιμή από 0 έως 360 που είναι η κατεύθυνση σε μοίρες σε σχέση με τον απόλυτο βορρά, δηλαδή η ανατολή είναι 90,ο νότος είναι 180 και η δύση 270



Εικόνα 2. Πυξίδα

Γυροσκόπιο: μετράει τον προσανατολισμό της συσκευής στους 3 άξονες περιστροφής και μετριέται σε radian/sec, είναι χρήσιμο σε εφαρμογές πλοήγησης ή σε παιχνίδια που χρησιμοποιούν δεδομένα περιστροφής, σε εφαρμογές ανίχνευσης δραστηριότητας δίνει βοήθεια για την εύρεση του προσανατολισμού της συσκευής



Εικόνα 3. γυροσκόπιο

Βαρόμετρο: είναι ο πιο πρόσφατος αισθητήρας που προστέθηκε στα κινητά και μετράει την ατμοσφαιρική πίεση στο χώρο που βρίσκεται, η πίεση διαφέρει ανάλογα με το ύψος του σημείου ή ακόμα και στο ίδιο ύψος αλλά δε διαφορετικές δομές ενός

κτηρίου (στενός σε σύγκριση με μεγάλο διάδρομο) το βαρόμετρο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε αναγνώριση δραστηριότητας που αφορά την αλλαγή της γεωγραφικής θέσης του ατόμου.

Παρουσιάζει αναλυτικά τις κατηγορίες των δραστηριοτήτων που μπορούν να αναγνωριστούν και φαίνονται στον παρακάτω πίνακα

Δραστηριότητες:

Category	Activity type
Simple activities	Walking, Jogging, Sitting, Standing, Lying, Walking upstairs, Walking downstairs, Jumping Taking escalator up, Taking escalator down, Taking elevator up, Taking elevator down
Complex activities	Shopping, Taking buses, Moving by walking, Driving a car
Living activities	Brushing teeth, Vacuuming, Typing, Eating, Cooking, Washing hand, Meditation, Clapping Watering plants, Sweeping, Shaving, Dry blowing the hair, Washing dishes, Ironing, Flushing the toilet
Working activities	Working, Relaxing, Cleaning, On a break, Meeting, Home talking, Home entertaining
Health activities	Exercising, Fall, Rehabilitation activities, Following routines

Εικόνα 4. Δραστηριότητες που μπορούν να αναγνωριστούν

Έπειτα παρουσιάζονται οι τεχνικές εξόρυξης δεδομένων και τα βασικά βήματα της διαδικασίας που έχει να κάνει με τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στην αναγνώριση της δραστηριότητάς και αυτά είναι:

1. Η συλλογή πρωτογενών δεδομένων, ο τρόπος συλλογής παίζει ρόλο στην ακρίβεια της αναγνώρισης και στην προσαρμοστικότητα των μοντέλων ταξινόμησης. Ένα μοντέλο που εκπαιδεύεται από δεδομένα ενός δείγματός έχει μικρότερη ακρίβεια αναγνώρισης σε ένα άλλο δείγμα, όπως και η θέση του αισθητήρα και η κατεύθυνση του σώματος μειώνουν την ακρίβεια, ο αριθμός και το είδος των αισθητήρων επίσης επηρεάζει την ακρίβεια όπως και η τοποθεσία που λαμβάνουν χώρα οι δραστηριότητες

2. Προεπεξεργασία δεδομένων

Σε αυτό το στάδιο γίνεται η εξάλειψη θορύβου και ο κατακερματισμός των δεδομένων, γίνεται αντικατάσταση των αρχικών δεδομένων με τον M.O. των διπλανών δεδομένων για να εξαλειφθεί ο θόρυβος από πχ μια πτώση της συσκευής. Προτείνονται δυο φίλτρα ένα για την εξάλειψη των χαμηλών συχνοτήτων και ένα για την εξάλειψη των υψηλών

συχνοτήτων που προκαλούνται από θόρυβο, έτσι διατηρούνται οι μεσαίες συχνότητες που έχουν να κάνουν με την κίνηση του ανθρώπου.

3. Κατακερματισμός των δεδομένων

Τα δεδομένα χωρίζονται σε μικρά κομμάτια για να γίνει η εξαγωγή των δεδομένων και η εκπαίδευση των μοντέλων. Ο κατακερματισμός χωρίζεται σε 2 τρόπους, με σταθερό μέγεθος παραθύρου και με επικάλυψη παραθύρου, στις περισσότερες έρευνες χρησιμοποιείται σταθερό μέγεθος. Αυτή η μέθοδος μειώνει την υπολογιστική πολυπλοκότητα του κατακερματισμού και είναι μία καλή προσέγγιση όταν τα δεδομένα είναι συνεχόμενα χρονικά, η επιλογή του μεγέθους του παραθύρου ωστόσο έχει επίδραση στην ακρίβεια του συστήματος. Σε δοκιμές που γίνανε φάνηκε ότι όσο το παράθυρο μεγάλωνε έπεφτε και η ακρίβεια. Υπάρχει και η επιλογή του δυναμικού παραθύρου που εξαρτάται από τον χρόνο που όλοι οι αισθητήρες της συσκευής ενεργοποιούνται, ωστόσο λαμβάνει υπόψιν του με το ίδιο βάρος όλους τους αισθητήρες, κάτι που δεν είναι το βέλτιστο. Άλλη μέθοδος είναι το επικαλυπτόμενο παράθυρο, πχ 10 χρονοστιγμές αλληλοεπικάλυψης μεταξύ 2 παραθύρων, η επικάλυψη παραθύρου είναι καλή όταν υπάρχει εναλλαγή δραστηριοτήτων καθώς εξαλείφει το θόρυβο που προκύπτει από την μετάβαση από μία δραστηριότητα σε μία άλλη.

Η εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών είναι επίσης πολύ σημαντική στην εξόρυξη δεδομένων για την σωστή αναγνώριση δραστηριότητας, εξαγωγή δεδομένων μπορεί να γίνει είτε στο πεδίο του χρόνου είτε στο πεδίο της συχνότητας.

Τα δεδομένα στο πεδίο του χρόνου περιλαμβάνουν τα παρακάτω

- i) Μέσος: η μέση τιμή κάθε τμήματος σε κάθε διάσταση
- ii) Μέγιστο, ελάχιστο: η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή κάθε τμήματος σε κάθε διάσταση
- iii) Τυπική απόκλιση, απόκλιση κάθε τμήματος (segment)
- iv) Συσχέτιση : η συσχέτιση υπολογίζεται μεταξύ κάθε ζεύγους των αξόνων των δεδομένων επιτάχυνσης
- v) SMA: Είναι το άθροισμα του μεγέθους των τριών αξόνων της επιτάχυνσης μέσα στο παράθυρο κατακερματισμού

Χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας

Περιγράφουν την περιοδικότητα του σήματος και υπολογίζονται με μετασχηματισμό fourier

- i) Ενέργεια υπολογίζεται σαν το άθροισμα του μεγέθους του τετραγωνισμένου συστατικού της μετατροπής fourier
- ii) Εντροπία υπολογίζεται η κανονικοποιημένη εντροπία του συστατικού της μετατροπής fourier και βοηθάει στο να ξεχωρίζουν οι δραστηριότητες με ίδιο χαρακτηριστικό ενέργειας
- iii) Χρόνος μεταξύ των κορυφών των ημιτονοειδών κυμάτων
- iv) Binned κατανομή είναι το ιστόγραμμα των τιμών της μετατροπής fourier και υπολογίζεται ως εξής, πρώτα ορίζουμε το εύρος των τιμών για κάθε άξονα, μετά διαιρούμε το εύρος σε δέκα ίσα μέρη και υπολογίσουμε το κλάσμα των τιμών μέσα σε κάθε μέρος

Ταξινομητές επιπέδου βάσης - Μέθοδοι Κατάταξης

- i) Δέντρο απόφασης : Δεν είναι πολύπλοκο και έχει εύκολο τρόπο εφαρμογής χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές για την αναγνώριση της δραστηριότητας, αρχικά ξεχωρίζει σε δύο κατηγορίες, τις ενεργές (περπάτημα, τρέξιμο) και τις ανενεργές (στάση, οδήγηση) και μετά κατηγοριοποιεί της κάθε κατηγορία στη αντίστοιχη δραστηριότητα
- ii) Weka toolkit είναι ένα εργαλείο μηχανικής μάθησης με πολλούς αλγορίθμους που μπορείς να χρησιμοποιήσεις και είναι ένα πολύ καλό εργαλείο για offline αναγνώριση δραστηριότητας, πολλές εφαρμογές χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο j48 που είναι φτιαγμένος σε java. Το μειονέκτημα του δέντρου αποφάσεων είναι ότι είναι δύσκολο και κοστοβόρο να ενημερωθεί με καινούργια δεδομένα εκπαίδευσης και να κατατάσσει διαφορετικά από κει και πέρα τα δεδομένα που του έρχονται και επίσης δεν χρησιμοποιείται πολύ στις online εφαρμογές ανίχνευσης δραστηριοτήτων.
- iii) Πίνακας αποφάσεων: Είναι ένας πίνακας με κανόνες και τάξεις, δέχεται ένα δείγμα που δεν είναι κατηγοριοποιημένο και προσπαθεί να το ταιριάξει με κάποιο από αυτούς τους κανόνες που έχει και επιστρέφει αυτόν που έχει τα περισσότερα ταιριάσματα ή ότι δεν υπάρχει ταιρίασμα
- iv) KNN (nearest neighbor) είναι ένας ταξινομητής που βασίζεται σε στιγμιότυπα και παίρνει αποφάσεις με βάση την πλειοψηφία των γειτόνων,

είναι από τους δημοφιλήs ταξινομητές και έχει την ίδια κατανάλωση ενέργειας και απόδοση με τον δέντρο αποφάσεων

- v) HMM (Hidden Markov Model): η χρήση του HMM έχει το μοναδικό πλεονέκτημα ότι βρίσκει την αλλαγή μεταξύ των δραστηριοτήτων
- vi) SVM είναι ένας επιβλεπόμενος μηχανικής μάθησης αλγόριθμος μέγιστου περιθωρίου

Οι προκλήσεις που υπάρχουν πάνω στην αναγνώριση της ανθρώπινης δραστηριότητας αφορούν τα παρακάτω θέματα:

- i) Ευαισθησία του δείγματος: Η ακρίβεια ειδικά όταν τα δεδομένα προέρχονται μόνο από ένα επιταχυνσιόμετρο εξαρτάται πολύ από τον άνθρωπο που επιλέγεται για την εκπαίδευση όσο και από τον άνθρωπο που επιλέγεται να δοκιμαστεί το μοντέλο. Ακόμα και το ίδιο άτομο μπορεί να έχει διαφορετικά δεδομένα σε διαφορετικές χρονικές στιγμές για την ίδια δραστηριότητα. Τα πειράματα δείξαν ότι μεγαλύτερη ακρίβεια έχει όταν και η εκπαίδευση και η δοκιμή γίνεται στο ίδιο άτομο, αμέσως μετά όταν γίνεται σε ένα γκρουπ ατόμων, η ακρίβεια μειώνεται όταν τα δεδομένα δοκιμών λαμβάνονται από ένα άτομο αλλά σε διαφορετικές μέρες. Την μικρότερη ακρίβεια την έχουμε όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης λαμβάνονται από ένα άτομο σε μια μέρα και τα δεδομένα δοκιμών από άλλο άτομο σε άλλη μέρα. Μία λύση που προτάθηκε σε αυτό το πρόβλημα είναι να λαμβάνονται δεδομένα για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα και σε άτομα με διαφορετική ηλικία και σωματότυπο. Με αυτό τον τρόπο υπάρχει μεγαλύτερη αξιοπιστία όταν δοκιμάζεται με δεδομένα καινούργιων ατόμων.
- ii) Ευαισθησία θέσης: Είναι πολύ σημαντική η θέση της συσκευής καθώς πχ τα δεδομένα που παράγονται όταν κάποιος περπατάει και έχει το κινητό στο χέρι του είναι αρκετά διαφορετικά σε σχέση με τα δεδομένα που παράγονται αν έχει το κινητό στην τσέπη του. Μία λύση που προτείνεται για να λυθεί το πρόβλημα αυτό είναι η χρήση του μαγνητόμετρου που με τις μετρήσεις που θα δώσει έπειτα μπορούν οι μετρήσεις του επιταχυνσιόμετρου να μετατραπούν ως προς τους άξονες της γης (γεωγραφικό πλάτος και μήκος)
- iii) Πολυπλοκότητα των δραστηριοτήτων: Η αναγνώριση των δραστηριοτήτων όταν αυτές εναλλάσσονται είναι δύσκολη, τα συστήματα εκπαιδεύονται για

την αναγνώριση μιας δραστηριότητας σε κάθε κατακερματισμό δεδομένων, επίσης η κουλτούρα και η διαφορές ανάμεσα στα άτομα δείχνουν ότι κάθε άτομο κάνει με το δικό του τρόπο μία δραστηριότητα αρά είναι δύσκολο ο αλγόριθμος να λειτουργήσει σωστά για όλα τα άτομα παγκόσμια

- iv) Περιορισμοί ενέργειας και πόρων: Οι εφαρμογές απαιτούν συνεχή χρήση των αισθητήρων καθώς και online ανανέωση για τα μοντέλα ταξινόμησης, πράγμα που χρειάζεται ενέργεια και πόρους, όπως πχ μνήμη, μία πρόταση σε αυτό είναι ότι θα πρέπει να διαφέρει η συχνότητα που επιλέγεται για την δειγματοληψία ανάλογα με τη δραστηριότητα, έτσι μειώνεται η χρήση πόρων και ενέργειας
- v) Ανεπαρκές σετ εκπαίδευσης: Το τεστ εκπαίδευσης πρέπει να περιέχει όσο το δυνατόν περισσότερες μεταβλητές από το άτομο, όμως δεν είναι εύκολο να οργανώσεις άτομα διαφορετικών ηλικιών και σωματοδομών να συλλέξουν δεδομένα κάτω υπό ελεγχόμενες συνθήκες εργαστηρίου. Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση προτείνεται για να αντιμετωπίσει το ζήτημα, σε πολλές ταξινομήσεις όταν ένα σετ δεδομένων χωρίς ετικέτα χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με ένα μικρό σετ από δεδομένα με ετικέτα βελτιώνει πολύ την ακρίβεια. Για την αναγνώριση της δραστηριότητας η συλλογή δεδομένων χωρίς ετικέτα είναι μία απλή διαδικασία που απαιτεί ελάχιστη προσπάθεια από το άτομο.

Επίσης παρουσιάζονται ενδεικτικά κάποιες εφαρμογές που έχουν δημιουργηθεί και τι κάνουν

- i) Παρακολούθηση καθημερινής ζωής: τέτοιες εφαρμογές μετράνε την κίνηση του ατόμου, πόσα βήματα κάνει, πόσο κοιμάται και δίνουν έναν report της ποιότητας ζωής του
- ii) Προσωπική βιομετρική υπογραφή: πχ ο τρόπος με τον οποίο σηκώνει κάποιος το χέρι του διαφέρει ανάλογα με τις αρθρώσεις ή τους μυς του ατόμου, ένα επιταχυνσιόμετρο καταγράφει αυτές τις διαφορές και δημιουργεί το μοντέλο για το κάθε άτομο, αυτό είναι μία βιομετρική υπογραφή.
- iii) Φροντίδα για νέους και ηλικιωμένους: αυτές οι εφαρμογές έχουν στόχο να βοηθήσουν αυτές τις κατηγορίες των ανθρώπων, να ανιχνεύσουν τις επικίνδυνες καταστάσεις των ηλικιωμένων όπως πχ την πτώση τους, επίσης

μπορούν να τους υπενθυμίζουν την καθημερινότητα τους πχ να πάρουν τα φάρμακα τους. Για τα βρέφη μπορούν να δείχνουν την κατάσταση του ύπνου τους ή να προβλέπουν αν θέλουν να φάνε η κάτι άλλο

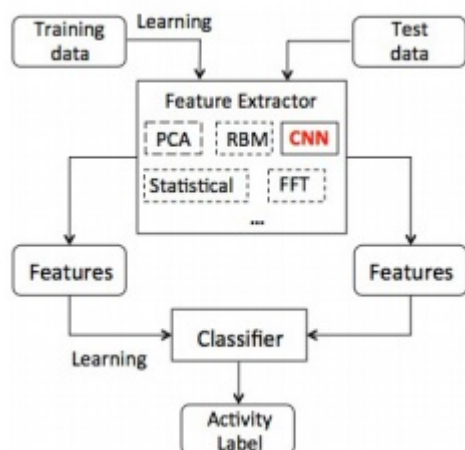
- iv) Εντοπισμός: η ανίχνευση δραστηριότητας μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό του ατόμου καθώς πχ το gps έχει χαμηλό σήμα μέσα σε κτήρια, επίσης μπορούν να δώσουν πληροφορίες για το υψόμετρο που βρίσκεται το άτομο καθώς το gps είναι δύο διαστάσεων, υπάρχει πχ εφαρμογή που δείχνει σε ποιον όροφο βρίσκεται κάποιος
- v) Βοήθεια στην βιομηχανία: πχ ένας αισθητήρας που είναι σαν προέκταση του σώματος κάποιου και του επιτρέπει να κάνει επιπλέον δύσκολα πράγματα

2.4 Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση νευρωνικών δικτύων

Ο [4] παρουσιάζει μία πρόταση για εφαρμογή αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας με χρήση convolutional νευρωνικών δικτύων που έχει δυο πλεονεκτήματα:

Έχει τοπική εξάρτηση δηλαδή καταγράφει τις τοπικές εξαρτήσεις ενός σήματος που δείχνει την δραστηριότητα, όπως στις εικόνες το ένα pixel με τα διπλανά του έχει στενή σχέση έτσι και στην ανίχνευση δραστηριότητας τα δεδομένα ενός επιταχυνσιόμετρου με τα κοντινά του μπορούν να έχουν μία στενή συσχέτιση.

Διατηρεί την κλίμακα των χαρακτηριστικών αμετάβλητη, στις εικόνες μπορεί η εικόνα εκπαίδευσης να έχει διαφορετική κλίμακα, έτσι και στην αναγνώριση δραστηριότητας ένα άτομο να περπατάει με διαφορετική ένταση από ένα άλλο. Η ανίχνευση της δραστηριότητας είναι ένα πρόβλημα κατάταξης, η είσοδος είναι συνεχόμενα σήματα και η έξοδος μία κατάταξη σε κάποια κατηγορία, υπάρχει η φάση της εκπαίδευσης και η φάση της κατάταξης, στην εκπαίδευση εξάγονται χαρακτηριστικά από τα συνεχόμενα σήματα που λαμβάνονται, με αυτά τα χαρακτηριστικά εκπαιδεύεται το μοντέλο κατάταξης, στη φάση της κατάταξης πρώτα εξάγονται τα χαρακτηριστικά και μετά χρησιμοποιείται το μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί για να κάνει την πρόβλεψη. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται το σχήμα του προτεινόμενου μοντέλου.



Εικόνα 5. Μοντέλο

Ο [9] στην έρευνα του προτείνει ένα deep convolutional νευρωνικό δίκτυο το οποίο παρέχει ένα έξυπνο και αποτελεσματικό τρόπο αναγνώρισης της ανθρώπινης δραστηριότητας εκμεταλλευόμενο τα μόνιμα χαρακτηριστικά των δραστηριοτήτων και το συνεχόμενο σήμα στη μονάδα του χρόνου σαν είσοδο και την ίδια στιγμή παρέχει έναν αυτοματοποιημένο και προσαρμοσμένο στα δεδομένα τρόπο να εξάγει τα δυνατά χαρακτηριστικά από τα αρχικά δεδομένα των αισθητήρων. Τα πειράματά δείχνουν ότι το deep convolutional νευρωνικό δίκτυο αποκτά καλύτερα και πιο πολύπλοκα χαρακτηριστικά με κάθε επιπλέον στρώμα, ωστόσο η διαφορά στο επίπεδο της πολυπλοκότητας των χαρακτηριστικών μειώνεται με κάθε επιπλέον στρώμα. Το deep convolutional νευρωνικό δίκτυο επίσης πέτυχε σχεδόν την τέλεια ταξινόμηση στις δραστηριότητες κίνησης και παρόμοια καλή ταξινόμηση σε αυτές που θεωρούνται πολύ δύσκολο να ταξινομηθούν σωστά. Τέλος το deep convolutional νευρωνικό δίκτυο ξεπέρασε άλλες εξαιρετικές τεχνικές εξόρυξης δεδομένων για αναγνώριση δραστηριότητας σε ένα dataset που συλλέχθηκε από 30 εθελοντές με συνολική απόδοση 94,79% στο δείγμα δοκιμής των αρχικών δεδομένων των αισθητήρων και 95,75% στο δείγμα δοκιμής με επιπλέον πληροφορίες από την μετατροπή fourier.

Απαιτήσεις σε υλικό: Τα convolutional νευρωνικά δίκτυα έχουν περιορισμούς που έχουν να κάνουν με το μέγεθος της μνήμης ram της κάρτας γραφικών και από τον πόσο χρόνο μπορεί να ξοδέψει για την εκπαίδευση του συστήματος το άτομο. Πχ η εκπαίδευση του LeNet5 απαιτεί ελάχιστη ram 1gb της κάρτας γραφικών, για μεγαλύτερα convolutional νευρωνικά δίκτυα χρειάζεται μεγαλύτερη ram. Το υλικό και το λογισμικό του προτεινόμενου μοντέλου φαίνεται παρακάτω.

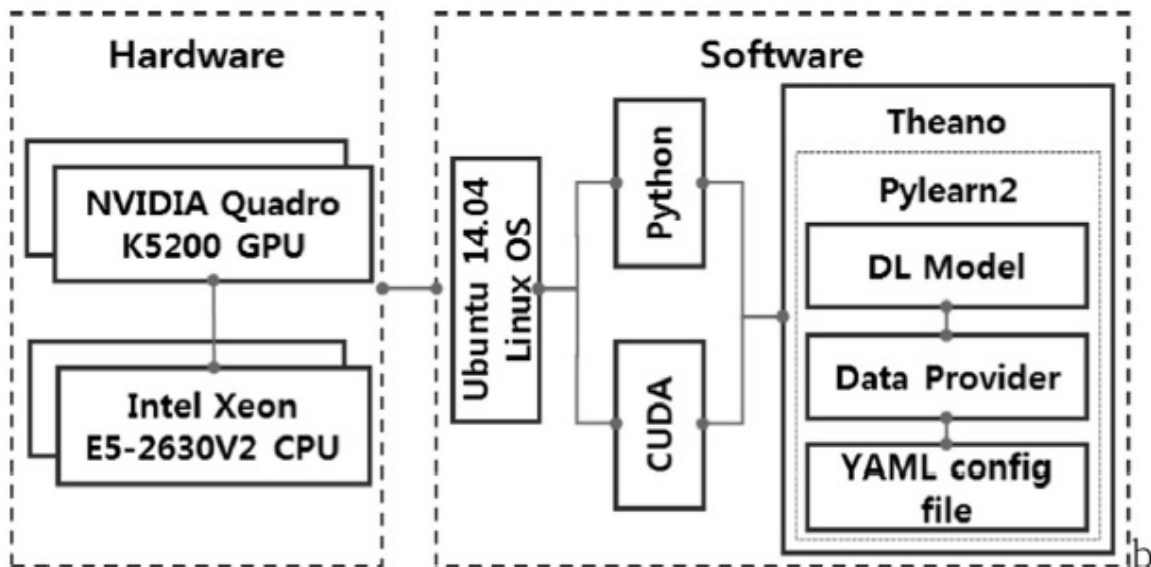


Fig. 2. Hardware and software setup.

Εικόνα 13. Διάταξη υλικού και λογισμικού

Ο [5] στην έρευνα του προτείνει ένα σύστημα που αναγνωρίζει πολύπλοκες δραστηριότητες με χρήση κινητού τηλεφώνου και δείχνει ότι η θέση των αισθητήρων παίζει σημαντικό ρόλο στην αναγνώριση, πιο συνηθισμένη θέση είναι η τσέπη αλλά σε πολλές δραστηριότητες που έχουν να κάνουν με κίνηση χεριού δε μπορεί να γίνει αναγνώριση σε αυτή τη θέση όπως κάπνισμα, τρώω φαγητό, πίνω καφέ. Συνήθως αυτοί οι αισθητήρες χρησιμοποιούνται ξεχωριστά, η έρευνα αξιολογεί τους 3 αισθητήρες (επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο και αισθητήρας γραμμικής επιτάχυνσης) για να πάρουν περισσότερες πληροφορίες, μαζί σε δύο θέσεις. Χρησιμοποιώντας 3 ταξινομητές δείχνει ότι σε σχέση μόνο με την τοποθέτηση στον καρπό πετυχαίνουμε πολύ καλύτερα αποτελέσματα με συνδυασμό των αισθητήρων στις δύο θέσεις ειδικά με μικρότερο μέγεθος παραθύρου. Ένα άλλο πρόβλημα είναι ότι λιγότερο επαναληπτικές δραστηριότητες (φαγητό, καφές) είναι δύσκολο να αναγνωριστούν με μικρό μέγεθος παραθύρου σε σχέση με επαναληπτικές (τρέξιμο, βάδισμα). Γι' αυτό το λόγο αξιολογεί διάφορα μεγέθη παραθύρων σε 13 δραστηριότητες και αποδεικνύει πως το μέγεθος παραθύρου επηρεάζει την ακρίβεια. Προτείνει λύσεις βελτιστοποίησης της ακρίβειας και κάνει διαθέσιμο το dataset δημόσια για αναπαραγωγιμότητα.

Χωρίζει τις 13 δραστηριότητες σε 2 κατηγορίες, τις απλές και τις σύνθετες, οι απλές και επαναληπτικές μπορούν να αναγνωριστούν με την τοποθέτηση στην τσέπη ή στον

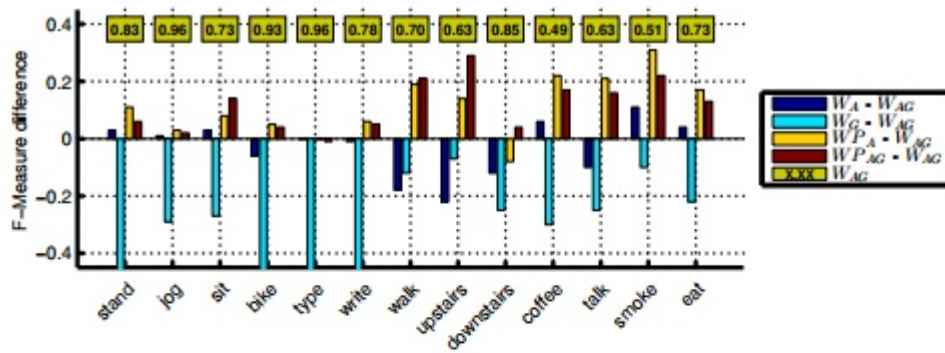
καρπό της συσκευής (περπάτημα, τρέξιμο, ποδηλασία, γράψιμο, πληκτρολόγηση, κάθομαι και στέκομαι) ενώ οι άλλες (τρώω, πίνω καφέ, καπνίζω, μιλάω και ανεβαίνω – κατεβαίνω σκάλα) είναι δύσκολο να αναγνωριστούν μόνο με τη χρήση ενός επιταχυνσιόμετρου, συνήθως με χρήση βαρόμετρου και γυροσκοπίου σε συνδυασμό με το επιταχυνσιόμετρο γίνεται η αναγνώριση τους.

Το μέγεθος του παραθύρου επίσης παίζει ρόλο, μικρό μέγεθος 2-5 δευτερόλεπτα μπορεί να αναγνωρίσει τις απλές δραστηριότητες ενώ με τόσο μικρό παράθυρο δύσκολα αναγνωρίζονται πολύπλοκες δραστηριότητες καθώς σε τέτοιο παράθυρο δε μπορούν να αναγνωριστούν επαναλαμβανόμενα σωστά πρότυπα τέτοιων δραστηριοτήτων. Η αναγνώριση των δραστηριοτήτων μπορεί να συμβάλει στην καλύτερη ζωή του ατόμου ενημερώνοντας το για το ότι δεν ασκείται και δεν έχει καλό τρόπο ζωής κτλ. Η διαφορά αυτής της έρευνας είναι ότι μελετάει σε συνδυασμό τη θέση των κινητών στον καρπό και στην τσέπη ενώ προτείνει πως θα γίνει αναγνώριση πολύπλοκων δραστηριοτήτων και επίσης μελετά την επίδραση του μεγέθους του παραθύρου, τέλος εισάγει και τον αισθητήρα γραμμικής επιτάχυνσης που δεν έχει ξαναχρησιμοποιηθεί.

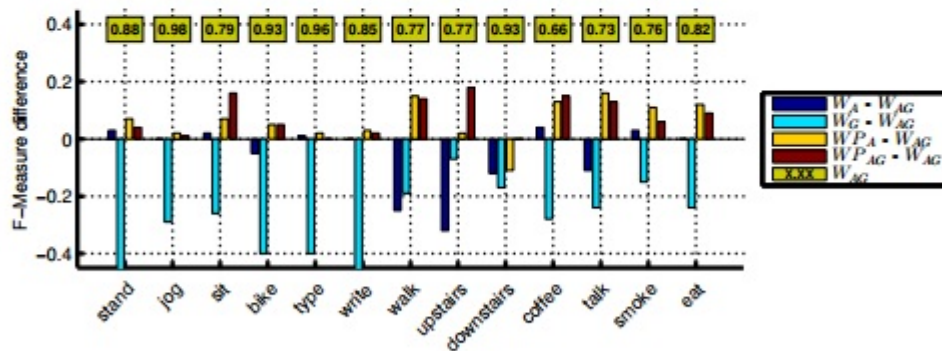
Στην φάση της προεπεξεργασίας εξήχθησαν δύο τιμές στο πεδίο του χρόνου για τους τρεις αισθητήρες, ο μέσος και η τυπική απόκλιση, το παράθυρο που χρησιμοποιήθηκε ήταν 2, 5, 10, 15, 20, 25 και 30 δευτερόλεπτα χωρίς επικάλυψη, για να μετρηθεί η επίπτωση του προσανατολισμού των αισθητήρων κίνησης χρησιμοποιήθηκε το μέγεθος αυτών των αισθητήρων ως επιπλέον διάσταση εκτός των αξόνων x, y, z

Για την ανάλυση απόδοσης χρησιμοποιήθηκε το Scikit-learn, ένα εργαλείο μηχανικής μάθησης σε python και επιλέχθηκαν 3 ταξινομητές Naive Bayes, k-nearest neighbor (KNN) και decision tree

Για την αξιολόγηση της απόδοσης χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος 10-fold stratified cross-validation, αυτή η μέθοδος χωρίζει το δείγμα σε 10 υποδείγματα και τα 9 χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και το ένα για την δοκιμή. Σαν μέτρο απόδοσης χρησιμοποιήθηκε η μέτρηση F που δείχνει την ακρίβεια.



(a)



(b)

Figure 1. F-measure difference with respect to the reference (W_{AG}) for all activities using Naive Bayes classifier: (a) 2-s window; (b) 5-s window. The reference (W_{AG}) F-measure is shown in the boxes.

Εικόνα 6. Διαφορά F μεγέθους για παράθυρο 2 δευτερολέπτων και 5 δευτερολέπτων

Ο συνδυασμός δεν είναι πάντα καλύτερος καθώς υπάρχουν περιπτώσεις που είναι χειρότερος αν πχ σε μία δραστηριότητα ο ένας από τους δύο αισθητήρες έχει πολύ χαμηλή ακρίβεια.

2.5 Αναγνώριση δραστηριότητας με σχέση με την κατανάλωση των πόρων του κινητού τηλεφώνου

Ο [6] στην έρευνα του προτείνει ένα σύστημα ανίχνευσης δραστηριότητας με κατανάλωση όσο γίνεται λιγότερης ενέργειας από το κινητό τηλέφωνο και αυτή είναι η πρόκληση που έχει να αντιμετωπίσει.

Η αναγνώριση της δραστηριότητας του ανθρώπου με κινητά τηλέφωνα είναι πολύ σημαντική αλλά ένα σημαντικό πρόβλημα είναι η κατανάλωση ενέργειας και οι πόροι που χρειάζονται για να γίνει αυτή η αναγνώριση. Η έρευνα αυτή προτείνει ένα ιεραρχικό μοντέλο με τη χρήση ενός επιταχυνσιόμετρου τριών αξόνων και συμβάλει με δύο τρόπους στο ζήτημα, πρώτα αποδεικνύει ότι η χρήση χαμηλής συχνότητας

δείγματος είναι αποδεκτή για παρακολούθηση μεγάλης διάρκειας δραστηριοτήτων. Δεύτερον παρουσιάζει ένα ιεραρχικό σχήμα αναγνώρισης δραστηριοτήτων, αυτό το σχήμα μειώνει την χρήση των χρονοβόρων χαρακτηριστικών στο πεδίο της συχνότητας και ρυθμίζει το συρόμενο παράθυρο στο κατάλληλο μέγεθος για να πετύχει την καλύτερη δυνατή ακρίβεια. Οι δοκιμές δείχνουν ότι πετυχαίνει ακρίβειά 85% για 11 δραστηριότητες και 3,2 ώρες επέκταση του χρόνου που διαρκεί μία μπαταρία σε κινητό τηλέφωνο.

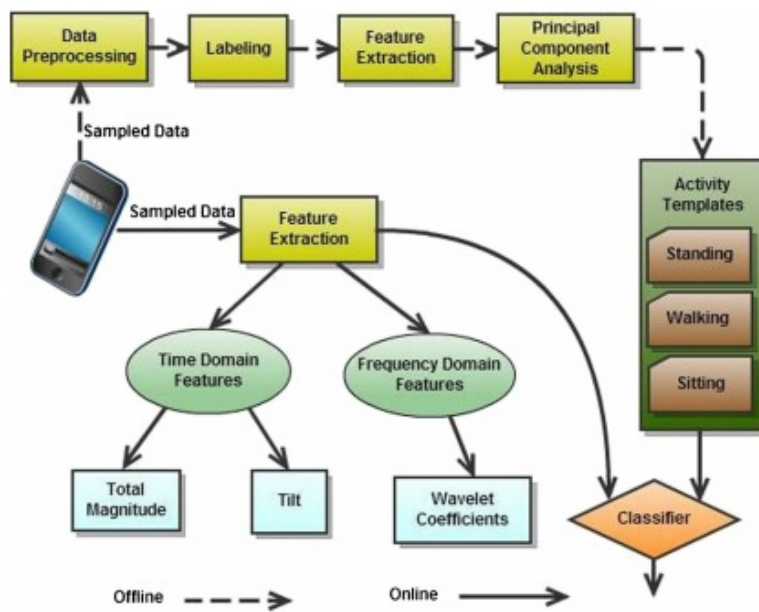
Μία μπαταρία ενώ χωρίς κανέναν αισθητήρα διαρκεί 30 ώρες με τη χρήση ενός αισθητήρα να παράγει δεδομένα με συχνότητα 20 hz πέφτει στις 8 ώρες και στα 50 hz πέφτει στις 5,5 ώρες, το κάτω όριο είναι τα 20 για να παραχθούν δεδομένα που μπορούν να μας δώσουν μία ικανοποιητική αξιοπιστία όπως έχει αποδειχθεί από πολλές έρευνες, η συχνότητα της δειγματοληψίας και η ακρίβεια είναι αλληλεξαρτώμενα μεγέθη, επίσης πολλοί αλγόριθμοι είναι χρονοβόροι και κοστοβόροι, τέλος οι περισσότεροι χρησιμοποιούν σταθερό μέγεθος παράθυρου και αυτό μειώνει τον χρόνο διάρκειας της μπαταρίας, 2 παράγοντες που θα βοηθήσουν στη μείωση της κατανάλωσης είναι η συχνότητα δειγματοληψίας και ο υπολογιστικός φόρτος της δημιουργίας του αλγορίθμου.

Στη πρόταση αυτή υλοποιούνται 3 πράγματα: η συχνότητα δειγματοληψίας, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών και το σχήμα του αλγορίθμου, φτιάχνεται το πλαίσιο της αναγνώρισης της δραστηριότητας, παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από τα δεδομένα του αισθητήρα και παρουσιάζεται ο ιεραρχικός αλγόριθμος αναγνώρισης

Η αναγνώριση χωρίζεται σε δύο τμήματα, την offline εκπαίδευση και την online αναγνώριση, η offline εξάγει δεδομένα από το δείγμα και φτιάχνει πρότυπα για κάθε δραστηριότητα, η online εξάγει δεδομένα από το συρόμενο παράθυρο και προσπαθεί να βρει τις ομοιότητες με τα πρότυπα και να κατατάξει τις δραστηριότητες.

Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών έχει δύο στάδια, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών στο πεδίο του χρόνου γίνεται άμεσα από το δείγμα, όταν δε μπορεί να γίνει αναγνώριση από αυτά τα χαρακτηριστικά τότε πάμε στα χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας, ο αλγόριθμος αναγνώρισης πρέπει να είναι ελαφρύς, τα χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας απαιτούν πολύ χρόνο να επεξεργαστούν και ισχύι αρά θα

πρέπει να χρησιμοποιηθούν λιγότερο όσο γίνεται, επίσης το συρόμενο παράθυρο δεν θα πρέπει να είναι σταθερό αλλά ρυθμιζόμενο ανάλογα με την δραστηριότητα που είναι να αναγνωρισθεί. Παρακάτω φαίνεται η ροή της πληροφορίας για τον αλγόριθμο κατάταξης και για τον ιεραρχικό αλγόριθμο αναγνώρισης.



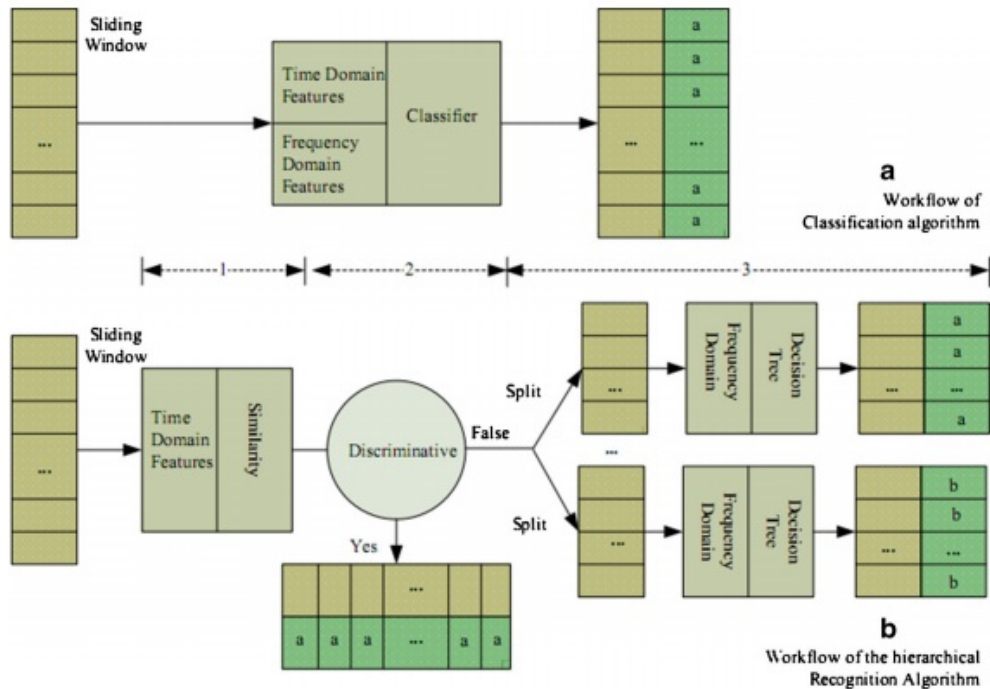


Fig. 6 a Workflow of existing classification algorithm, such as decision tree, support vector machine etc. b Workflow of the hierarchical recognition algorithm

Εικόνα 7. Ροή πληροφορίας για τον αλγόριθμο ταξινόμησης (a) και τον ιεραρχικό αλγόριθμο αναγνώρισης (b)

Αξιολόγηση συστήματος: Φαίνεται ότι οι μη επαναλαμβανόμενες δραστηριότητες μπορούν να προβλεφθούν με μεγάλο ποσοστό και μόνο με τη χρήση χαρακτηριστικών στον τομέα του χρόνου και αυτό βοηθάει στην μείωση της κατανάλωσης καθώς ελαχιστοποιείται η χρήση των χαρακτηριστικών που απαιτούν μεγάλη κατανάλωση για την επεξεργασία τους, ενώ οι υπόλοιπες έχουν μικρότερα ποσοστά ακρίβειας και χρειάζεται και η παροχή χαρακτηριστικών στον τομέα της συχνότητας

Κατανάλωση ενέργειας: Η σύγκριση του ιεραρχικού μοντέλου που προτείνεται με ένα απλό δέντρο απόφασης δείχνει ότι αν και χάνει σε ακρίβεια με κάποια μικρή διαφορά έχει κερδίσει αρκετά στη διάρκεια ζωής της μπαταρίας. Παρακάτω παρουσιάζεται η διάρκεια ζωής της μπαταρίας και το ποσοστό αναγνώρισης σε σχέση με τη συχνότητα δειγματοληψίας.

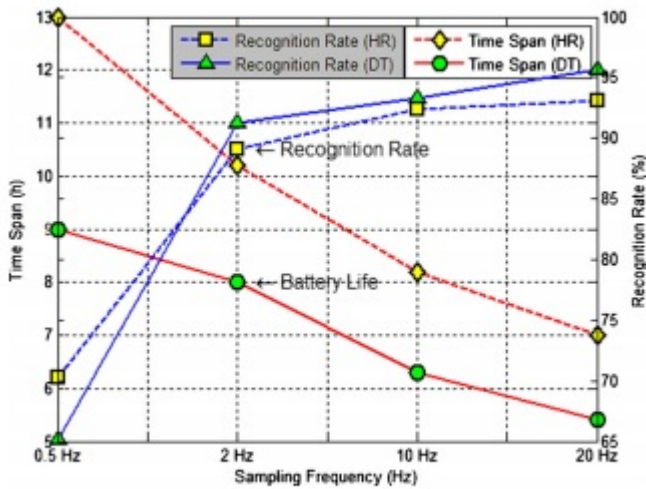


Fig. 8 Time span and recognition rate vs. sampling frequencies

Εικόνα 8. Διάρκεια ζωής της μπαταρίας και ποσοστό αναγνώρισης σε σχέση με τη συχνότητα δειγματοληψίας.

Υπολογιστικός φόρτος: Το προτεινόμενο σχήμα προκύπτει ότι είναι πιο γρήγορο στην επεξεργασία των δεδομένων σε σχέση με το παραδοσιακό δέντρο απόφασης και άρα έχει μικρότερο υπολογιστικό φόρτο για την συσκευή.

2.6 Αναγνώριση δραστηριότητας χωρίς δημιουργία dataset

Ο [7] προτείνει ένα μοντέλο μη εποπτευόμενης αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας χρησιμοποιώντας αισθητήρες κινητών τηλεφώνων. Οι περισσότερες έρευνες υιοθετούν την εκπαίδευση των μηχανών μάθησης offline με ένα dataset για να εκπαιδεύσει την μηχανή και μετά να κάνει την κατάταξη της δραστηριότητας, αυτή όμως είναι κουραστική και επίπονη διαδικασία για να δημιουργηθεί το dataset και έχει και μειονεκτήματα, πχ τεράστιο μέγεθος εγγραφών στο dataset, αν γίνει δειγματοληψία με 50 hz σε μία ώρα έχει δημιουργήσει 180.000 εγγραφές, είναι πολύ χρονοβόρο να ονομαστεί κάθε δραστηριότητα, τέλος όταν ο αριθμός των δραστηριοτήτων που πρέπει να αναγνωριστούν διαφέρει θα πρέπει το dataset να αναδημιουργηθεί γι' αυτό η έρευνα αυτή προτείνει έναν τρόπο να υπάρχει αναγνώριση της δραστηριότητας χωρίς τη δημιουργία dataset.

Στην έρευνα αυτή προτείνεται μία λύση χωρίς τη δημιουργία dataset υποθέτοντας ότι ο αριθμός των δραστηριοτήτων είναι άγνωστος, παρουσιάζονται με πειραματική δοκιμή

διαφορετικοί τύποι αλγορίθμων που δείχνουν ότι η προσέγγιση αυτή για έναν αριθμό δραστηριοτήτων πετυχαίνει μία καλή ακρίβεια.

Αρχικά συλλέγονται δεδομένα από τους αισθητήρες των κινητών ενός ατόμου που κάνει 5 δραστηριότητες: περπάτημα, τρέξιμο, κάθομαι, στέκομαι, ξαπλώνω. Μετά δημιουργείται μία λίστα χαρακτηριστικών συγκεντρώνοντας τα δεδομένα των αισθητήρων με χρήση συρόμενου παραθύρου, για επιβεβαίωση της χρησιμότητας των τεχνικών μη εποπτευόμενης μάθησης εξετάστηκαν 3 αλγόριθμοι ομαδοποίησης υποθέτοντας ότι ο αριθμός των ομαδοποιήσεων είναι γνωστός και μελετήθηκε τι συμβαίνει αν χωριστούν σε 5 ομάδες αυτά τα χαρακτηριστικά. Μετά ερευνήθηκαν 4 αλγόριθμοι ομαδοποίησης υποθέτοντας ότι ο αριθμός των ομαδοποιήσεων δεν είναι γνωστός για να φανεί αν μπορούν να εφαρμοστούν στα χαρακτηριστικά που παράγονται από τους αισθητήρες τα οποία συλλέγονται κατά τη διάρκεια μη συγκεκριμένου αριθμού δραστηριοτήτων και έτσι παρατηρήθηκε αν η μη εποπτευόμενη προσέγγιση μάθησης μπορεί να παίξει σημαντικό ρόλο στην αναγνώριση δραστηριότητας στο μέλλον. Χρησιμοποιήθηκε ένα κινητό με ένα επιταχυνσιόμετρο και ένα γυροσκόπιο για την μέτρηση της επιτάχυνσης στους 3 άξονες και την μέτρηση της γωνιακής ταχύτητας, χρησιμοποιήθηκε ένα φίλτρο low-pass για την εξάλειψη του θορύβου με ρυθμό δειγματοληψίας 50 hz. Η κάθε δραστηριότητα διαρκεί 10 λεπτά και κάθε εγγραφή αντιστοιχείται στην αντίστοιχη δραστηριότητα για να γίνει αξιολόγηση του μηχανισμού.

Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Τα χαρακτηριστικά υπολογίστηκαν με σταθερό παράθυρο με 50% επικάλυψη μεταξύ συνεχόμενων παραθύρων, επιλέχθηκε μικρότερο παράθυρο σε σχέση με άλλες έρευνες γιατί το μεγάλο παράθυρο δείχνει να μην αντιπροσωπεύει την στιγμή που συμβαίνει η δραστηριότητα, για κάθε παράθυρο τιμές όπως ο M.O. και η τυπική απόκλιση χρησιμοποιήθηκαν σαν χαρακτηριστικά τόσο στο πεδίο της συχνότητας όσο και στο πεδίο του χρόνου, για να εξαχθούν οι τιμές από το πεδίο της συχνότητας εφαρμόστηκε μία γρήγορη μετατροπή fourier. Το δείγμα αποτελείται από 24 χαρακτηριστικά, 12 στο πεδίο της συχνότητας και 12 στο πεδίο του χρόνου εκ των οποίων τα 6 προέρχονται από την επιτάχυνση και τα 6 από την γωνιακή ταχύτητα, μετά οι τιμές κανονικοποιήθηκαν. Παρακάτω παρουσιάζεται η επιτάχυνση και η γωνιακή ταχύτητα για τις 5 δραστηριότητες.

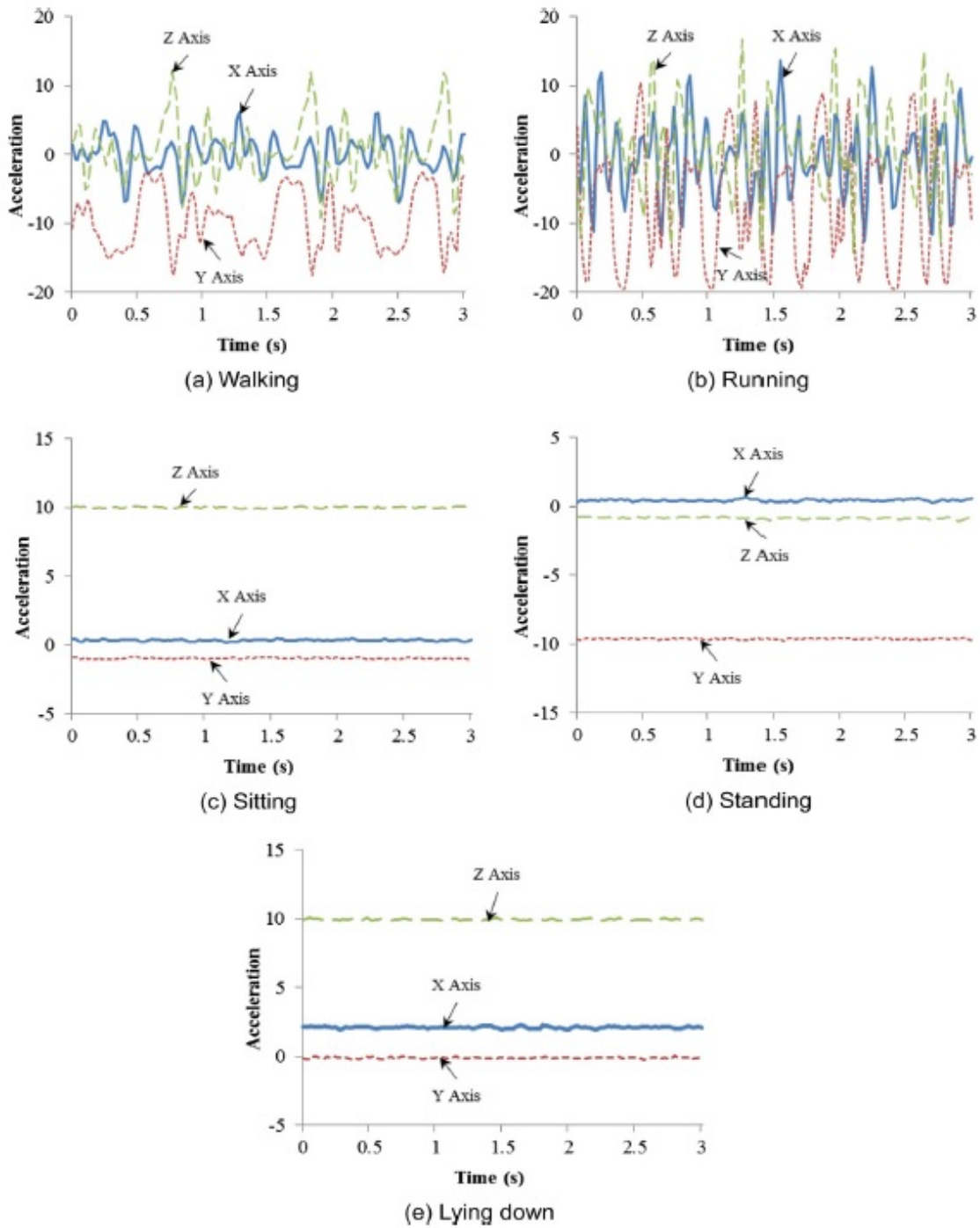


Fig. 1. Acceleration for the five activities.

Εικόνα 9. Επιτάχυνση για τις 5 δραστηριότητες

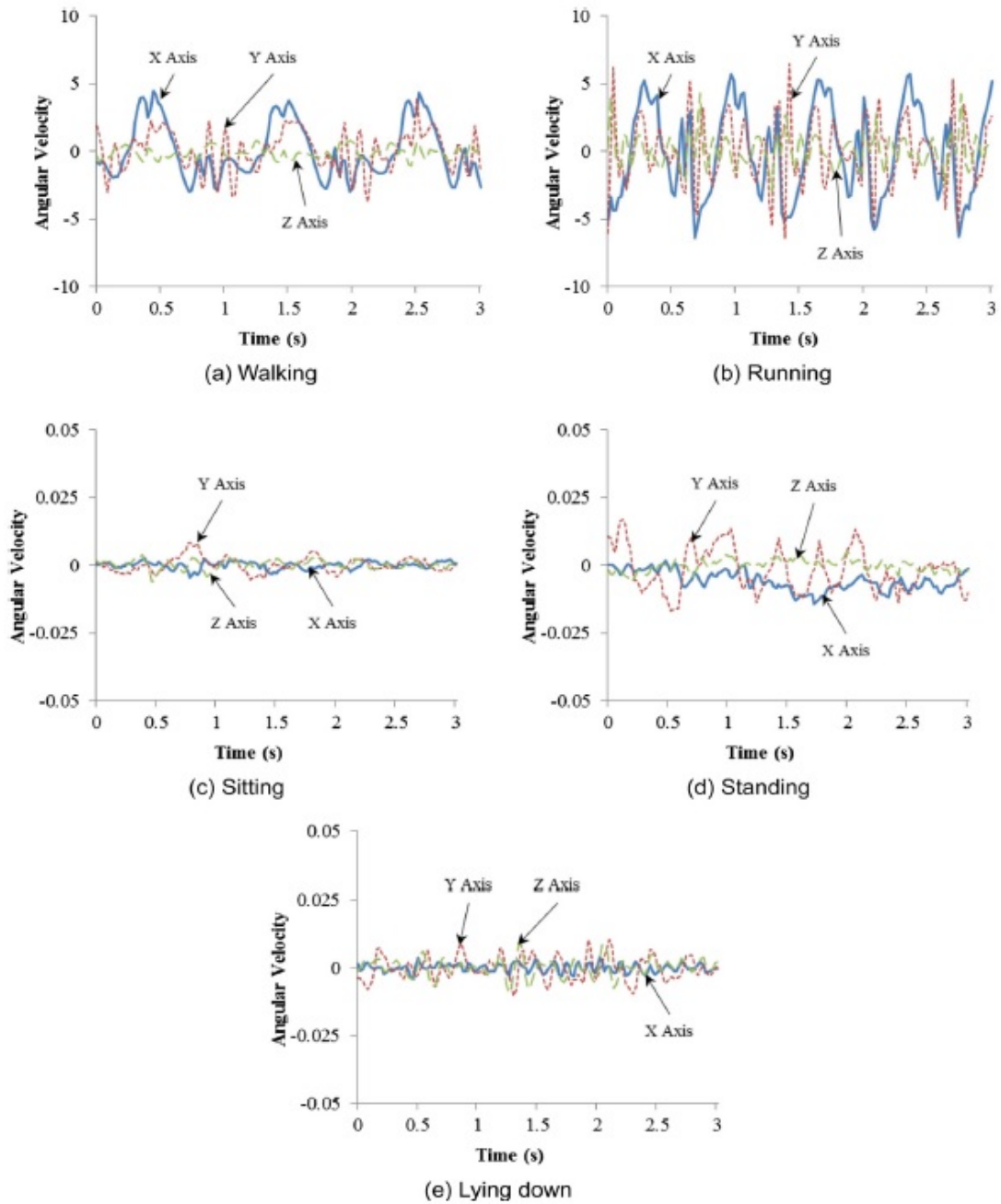


Fig. 2. Angular velocity signals for the five activities.

Εικόνα 10. Γωνιακή ταχύτητα για τις 5 δραστηριότητες

Η αξιολόγηση έγινε πρώτα για γνωστό αριθμό κ, δηλαδή δραστηριοτήτων και μετά για άγνωστο αριθμό κ.

Τα συμπεράσματα είναι ότι όταν είναι γνωστός ο αριθμός των δραστηριοτήτων μία μίξη της μεθόδου Gaussian δηλαδή ένας σταθερός αλγόριθμος, πετυχαίνει 100% ακρίβεια, ενώ ακόμα και αν δεν είναι γνωστός ο αριθμός των δραστηριοτήτων ο

DBSCAN αλγόριθμος ταξινόμησης πετυχαίνει αποτελέσματα πάνω από 90%, αρά αυτή η έρευνα ανοίγει καινούργιους δρόμους στην ανίχνευση δραστηριότητας με μη εποπτευόμενο τρόπο καθώς φαίνεται ότι πετυχαίνουν αξιόλογα αποτελέσματα.

2.7 Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση του μοντέλου hidden markov

Ο [8] κάνει μία πρόταση για αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση αισθητήρων κινητού τηλεφώνου 2 συνεχόμενων σταδίων του μοντέλου hidden markov.

Για τα δεδομένα που προκύπτουν από τους αισθητήρες και είναι συνεχόμενου χρόνου, μια μέθοδος που λαμβάνει υπόψη τα σταθερά διαδοχικά χαρακτηριστικά των δεδομένων είναι απαραίτητη. Εξάλλου, οι δραστηριότητες είναι ιεραρχικές από τη φύση τους, έτσι οι πολύπλοκες δραστηριότητες μπορούν να αποσυντεθούν σε μια σειρά απλούστερων. Σε αυτή την έρευνα, προτείνεται ένα συνεχές κρυφό μοντέλο Markov σε δύο στάδια (CHMM) για την αναγνώριση δραστηριοτήτων χρησιμοποιώντας το επιταχυνσιόμετρο και το γυροσκόπιο από ένα έξυπνο τηλέφωνο. Η προτεινόμενη μέθοδος αποτελείται από CHMM πρώτου επιπέδου για τη βασική ταξινόμηση, η οποία χωρίζει τις στατικές από τις δραστηριότητες κίνησης και ένα CHMM δευτέρου επιπέδου για λεπτομερή ταξινόμηση, η οποία ταξινομεί τις δραστηριότητες στις αντίστοιχες τελικές κατηγορίες τους. Ο αλγόριθμος Random Forest χρησιμοποιείται για να καθορίσει τα βέλτιστα υποσύνολα των χαρακτηριστικών για τις 2 ταξινομήσεις. Τα πειράματα δείχνουν ότι με τη χρήση ενός σημαντικά μειωμένου αριθμού χαρακτηριστικών, η προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζει ανταγωνιστικές επιδόσεις σε σύγκριση με άλλους αλγορίθμους ταξινόμησης, επιτυγχάνοντας μια συνολική ακρίβεια του 91,76%.

Προτείνεται ένα σύστημα που χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο random forest για την επιλογή των χαρακτηριστικών και δύο σταδίων CHMM για την κατηγοριοποίηση των δραστηριοτήτων. Ο αλγόριθμος random forest είναι κατάλληλος για συνεχόμενα και πιθανόν υψηλής συσχέτισης μεταβλητές και ο CHMM είναι κατάλληλος για τα χρονικά χαρακτηριστικά και την ιεραρχική φύση της δομής των δραστηριοτήτων.

Τα χαρακτηριστικά που παράγονται από το επιταχυνσιόμετρο και το γυροσκόπιο αξιολογούνται από την μεταβλητή της σημαντικότητας τους από τον random forest και επιλέγεται το κατάλληλο υποσύνολο τους που χρησιμοποιείται για να γίνει η βασική

ταξινόμηση της δραστηριότητας σε στατική ή κινούμενη. Στις αντίστοιχες υποκατηγορίες ένα διαφορετικό υποσύνολο χαρακτηριστικών βασιζόμενο πάλι στον αλγόριθμο random forest τροφοδοτεί τον δεύτερου σταδίου CHMM αλγόριθμο για την τελική κατάταξη της δραστηριότητας. Παρακάτω φαίνεται το σχήμα ιεραρχικής κατάταξης της δραστηριότητας.

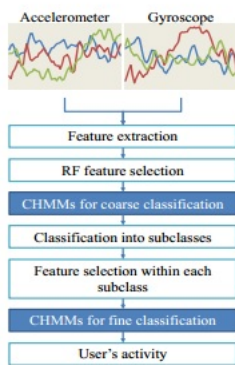


Figure 1. Activity classification hierarchy.

Εικόνα 11. Ιεραρχία της ταξινόμησης των δραστηριοτήτων

Στο πρώτο στάδιο η κατηγοριοποίηση γίνεται ως εξής: γίνεται μία προ επεξεργασία των δεδομένων που λαμβάνονται από το επιταχυνσιόμετρο και το γυροσκόπιο, δημιουργείται ένα σύνολο εκπαίδευσης και με αυτό τροφοδοτείται το CHMM για εκπαίδευση, τα δεδομένα εκπαίδευσης για τις κινητικές δραστηριότητες πάνε στο κινητικό CHMM και τα δεδομένα για τις στατικές πάνε στο στατικό CHMM. Όλα αυτά γίνονται με τη χρήση ενός υποσυνόλου χαρακτηριστικών και με τη χρήση των 2 καταστάσεων CHMM. Σε αυτό το επίπεδο τα δεδομένα δοκιμής πάνε και στα δυο CHMM, κινητικό και στατικό και ανάλογα με το πιο μοντέλο από τα δύο δείχνει την μεγαλύτερη πιθανότητα ταξινομούνται.

Στο δεύτερο επίπεδο CHMM μόλις η δραστηριότητα ταξινομηθεί στην αντίστοιχη υπό ομάδα του πρώτου επιπέδου, τότε προωθούνται τα δεδομένα δοκιμής για ταξινόμηση στην αντίστοιχη δραστηριότητα. Βασισμένη στο πως το πρώτο επίπεδο κατέταξε τα δεδομένα δοκιμής, η διαδικασία θα συνεχίσει να τρέχει είτε στην στατική υποκατηγορία ή στην κινητική υποκατηγορία. Χρησιμοποιούνται 3 καταστάσεις για όλα τα CHMM καθώς οι δύο υποκατηγορίες θα ταξινομηθούν σε 3 δραστηριότητες και ο αριθμός των καταστάσεων αποφασίζεται από τον αριθμό των κλάσεων. Το CHMM και σε αυτό το επίπεδο συνεχίζει να εκπαιδεύεται βασιζόμενο στις υπό-κατηγορίες

όπου η εκπαίδευση για στατικές δραστηριότητες χρησιμοποιεί εντελώς διαφορετικό υποσύνολο χαρακτηριστικών σε σχέση με τις κινητικές δραστηριότητες. Εφαρμόζεται η ίδια διαδικασία όπως αυτή που εφαρμόστηκε στο πρώτο επίπεδο. Για κάθε υποκατηγορία υπολογίζονται οι παράμετροι του μοντέλου αντίστοιχα και βελτιστοποιείται η πιθανότητα των αντίστοιχων παρατηρήσεων εκπαίδευσης. Τέλος ακολουθεί η ίδια διαδικασία που γίνεται και στο πρώτο επίπεδο για να καταλήξει στη δραστηριότητα με την μεγαλύτερη πιθανότητα για την κινητική και την στατική υποκατηγορία αντίστοιχα. Το παρακάτω σχήμα φαίνεται το δεύτερο επίπεδο κατάταξης του μοντέλου.

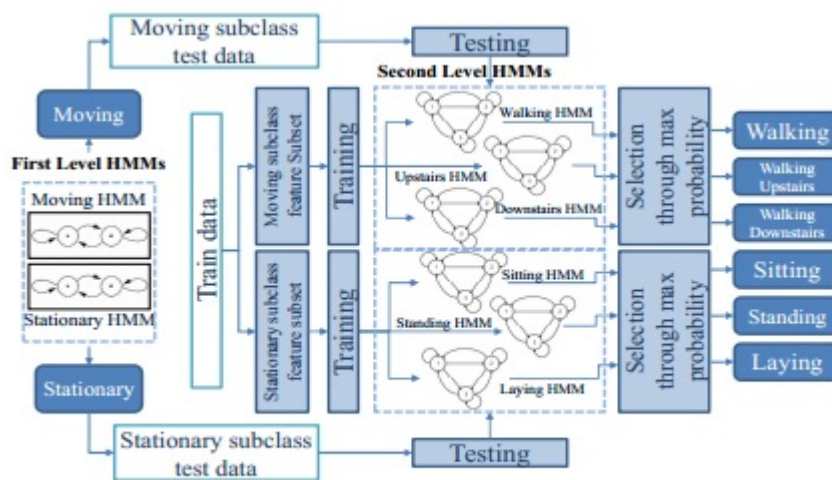


Figure 3. Second-level CHMMs for fine classification.

Εικόνα 12. Δεύτερο επίπεδο κατάταξης μοντέλου CHMMs

2.8 Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση μοντέλου Group based context aware

Ο [10] προτείνει ένα Group based context aware μοντέλο αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας, η αρχιτεκτονική του έχει ως εξής:

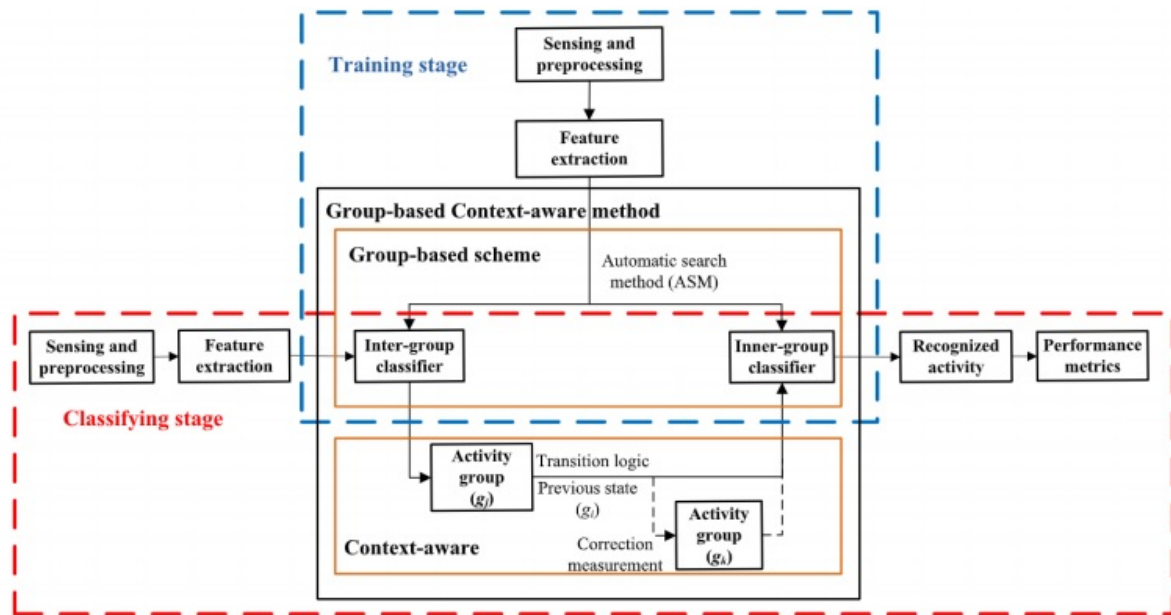
Το σύστημα αυτό χωρίζεται σε 2 κατηγορίες, την εκπαίδευση και την ταξινόμηση που αποτελείται από τρία κομμάτια: αισθητήρες, επεξεργασία, εξαγωγή χαρακτηριστικών και την Group based context aware μέθοδο και περιγράφονται παρακάτω:

Αισθητήρες και προ επεξεργασία: Το σημαντικό σε αυτό το κομμάτι είναι να τεθεί η σωστή συχνότητα της δειγματοληψίας και να εξαλειφθεί ο θόρυβος πριν γίνουν διαθέσιμα τα δεδομένα για εξαγωγή, από έρευνες προκύπτει ότι η συχνότητα πρέπει να

είναι από 20 ως 50 hz, μεγαλύτερη συχνότητα δε σημαίνει και μεγαλύτερη ακρίβεια καθώς μπορεί τα δεδομένα να περιέχουν περισσότερο θόρυβο, γενικώς τα δεδομένα από τους αισθητήρες περιέχουν θόρυβο και δεν παρέχουν ακρίβεια έτσι θα πρέπει να εφαρμοστούν τεχνικές φιλτραρίσματος, υπάρχουν πολλά φίλτρα για την εξάλειψη του θορύβου.

Εξαγωγή δεδομένων: Σε αυτό το στάδιο πρέπει να εξαχθούν τα σημαντικά χαρακτηριστικά που θα βοηθήσουν στην αναγνώριση της δραστηριότητας, το σταθερό συρόμενο παράθυρο με επικάλυψη 50% μεταξύ διαδοχικών παραθύρων είναι το πιο γνωστό. Υπάρχουν τρεις κατηγορίες για την εξαγωγή, το πεδίο του χρόνου, το πεδίο της συχνότητας και το διακριτό (έχει συγκεκριμένες τιμές) πεδίο. Αυτές οι τιμές χρησιμοποιούνται σαν είσοδο στους ταξινομητές για να κατηγοριοποιηθούν οι δραστηριότητες και σαν είσοδο ώστε να εκπαιδευτεί το σύστημα.

Group based context aware μέθοδο: Χωρίζεται σε δύο μέρη, στο ένα ο ταξινομητής εκπαιδεύεται από τα δεδομένα που έχουν εξαχθεί από τους αισθητήρες και στο άλλο ο ταξινομητής κατατάσσει την δραστηριότητα χρησιμοποιώντας το μοντέλο ταξινόμησης. Υπάρχουν 2 σημαντικές ιδιότητες, το ιεραρχικό δύο επιπέδων βασισμένο σε ομαδοποίηση σχήμα κατάταξης και η γνώση με βάση τα δεδομένα που υπάρχουν ήδη. Για την εφαρμογή του σχήματος δεν χρειάζεται να υπάρχουν κάποιες προϋποθέσεις και είναι εφαρμόσιμο για την αναγνώριση δραστηριότητας ενώ η γνώση με βάση τα δεδομένα που υπάρχουν ήδη χρησιμοποιείται για την βελτίωση της ακρίβειας αναγνώρισης και για να μειωθεί το λάθος ταξινόμησης. Τα στάδια του προτεινόμενου μοντέλου φαίνονται παρακάτω στην εικόνα.



Εικόνα 14. Στάδια Group based context aware μεθόδου

Σχήμα ταξινόμησης βασιζόμενο σε γκρουπ - Group based classification scheme:

αποτελείται από 2 επίπεδα, στο πρώτο επίπεδο είναι ένας ταξινομητής που ταξινομεί μία δραστηριότητα σε ένα γκρουπ δραστηριοτήτων με ίδια χαρακτηριστικά και μετά ένας εσωτερικός ταξινομητής στο δεύτερο επίπεδο ταξινομεί την δραστηριότητα σε μία συγκεκριμένη δραστηριότητα του γκρουπ που κατέταξε ο πρώτος ταξινομητής τη διαδικασία, πχ ένα γκρουπ θα είναι τζόκινγκ και περπάτημα που τα σήματα που παράγονται από τους αισθητήρες μοιάζουν αρκετά ή το στέκομαι και το κάθομαι ένα άλλο γκρουπ αφού τα βασικά χαρακτηριστικά τους είναι τα ίδια. Στο στάδιο της εκπαίδευσης πρέπει να υπάρχουν δύο ταξινομητές ένας για την πρώτη ταξινόμηση σε ομάδες και ο δεύτερος για την εσωτερική ταξινόμηση από την ομάδα στην δραστηριότητα, ένα βασικό μειονέκτημα στις μέχρι τώρα έρευνες είναι ότι μόλις επιλεγεί και εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος αυτός δεν μπορεί να αλλάξει, σε αυτή την πρόταση με μία απλή αυτοματοποιημένη μέθοδο επιλογής γίνεται εκπαίδευση και δοκιμή μερικών αλγορίθμων και μετά σύγκριση σε σχέση με την ακρίβεια που πετυχαίνουν, έπειτα επιλέγεται ο πιο κατάλληλος για χρήση. Πρώτα επιλέγεται ο εξωτερικός ταξινομητής για την ομαδοποίηση, εκεί από το δείγμα λαμβάνεται ένα κομμάτι και το χρησιμοποιούμε σαν dataset εκπαίδευσης και το υπόλοιπο κομμάτι είναι το dataset αξιολόγησης του αλγορίθμου με βάση την οποία γίνεται και η επιλογή του.

Ο εσωτερικός ταξινομητής έχει τη διαφορά ότι πρέπει να επιλέξει μια συγκεκριμένη διαδικασία από ένα αριθμό δραστηριοτήτων σταθερό στο κάθε γκρουπ, αρά πρέπει να διαιρεθεί το dataset εκπαίδευσης ανάλογα για το κάθε γκρουπ και να γίνει η εκπαίδευση και αντίστοιχα μετά η αξιολόγηση όπως στον εξωτερικό ταξινομητή.

Context aware μέθοδος: έχει να κάνει με τους περιορισμούς που υπάρχουν στη μετάβαση των δραστηριοτήτων που εξαρτάται από το πως συμβαίνουν οι μεταβάσεις στο εκπαιδευτικό dataset και πως στην πραγματική ζωή. Όταν συμβαίνει λάθος ταξινόμησής λαμβάνονται μέτρα διόρθωσης επιπλέον ώστε να διορθωθεί σε κάποιο βαθμό και να αυξηθεί η ακρίβεια του. Λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς της πραγματικής ζωής είναι εύκολο να πούμε ποια είναι η μετάβαση από μια δραστηριότητα στην άλλη, πχ από ξαπλωμένος δε μπορεί να πάει σε τρέξιμο θα πρέπει να υπάρχει και η στάση και το περπάτημα ενδιάμεσα, με το παράδειγμα αυτό η context aware μέθοδος φαίνεται ότι μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια και τη απόδοση του αλγορίθμου, η context aware μέθοδος μπορεί να αποκλείσει μεταβάσεις και να ελέγξει αν είναι εφικτή η μετάβαση που αναγνωρίζεται. Γενικά γίνονται δύο βήματα, πρώτα μέσω μετρητή μετριούνται οι μεταβάσεις από μία κατάσταση σε μία άλλη για το dataset δοκιμής, αν αυτός ο μετρητής δεν είναι μηδέν πιθανόν είναι μία επιτρεπτή μετάβαση, μετά αυτός ο μετρητής ελέγχεται και αν είναι στις επιτρεπτές μεταβάσεις της πραγματικής ζωής.

Διόρθωση: Στην έρευνα αυτή η διόρθωση γίνεται με βάση τις πιθανότητες για τη μετάβαση από μία κατάσταση στην άλλη, όταν είναι δεδομένα λανθασμένη τότε αντικαθίσταται με την μετάβαση που έχει τις περισσότερες πιθανότητες να συμβεί από την μία κατάσταση στην άλλη

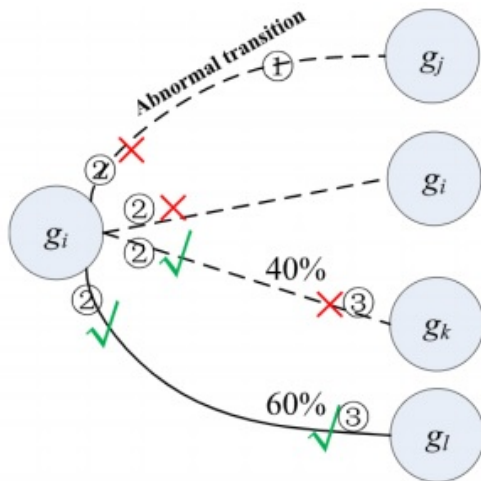


Fig. 5. Illustration of generating correction measurement.

Εικόνα 15. Παρουσίαση της δημιουργίας του μεγέθους διόρθωσης

Αξιολόγηση απόδοσης: Χρησιμοποιείται ένα γνωστό dataset που έχει προεπεξεργαστεί και έχει αφαιρεθεί ο θόρυβος, παρατηρείται ότι υπάρχουν μεταβάσεις ανάμεσα σε γκρουπ μη αποδεκτές και με τον τρόπο που αναφέρθηκε παραπάνω γίνονται οι απαραίτητες διορθώσεις. Μετά από δοκιμές που γίνανε προέκυψαν τα παρακάτω αποτελέσματα

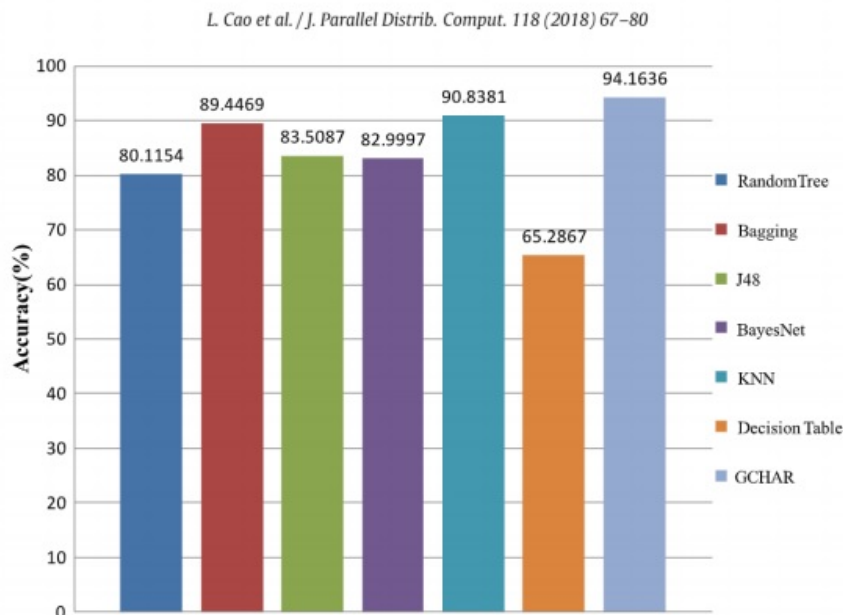


Fig. 8. Comparison of classification accuracy between GCHAR and related classification algorithms.

Εικόνα 16. Σύγκριση ακρίβειας μεταξύ GCHAR και παρόμοιων αλγορίθμων

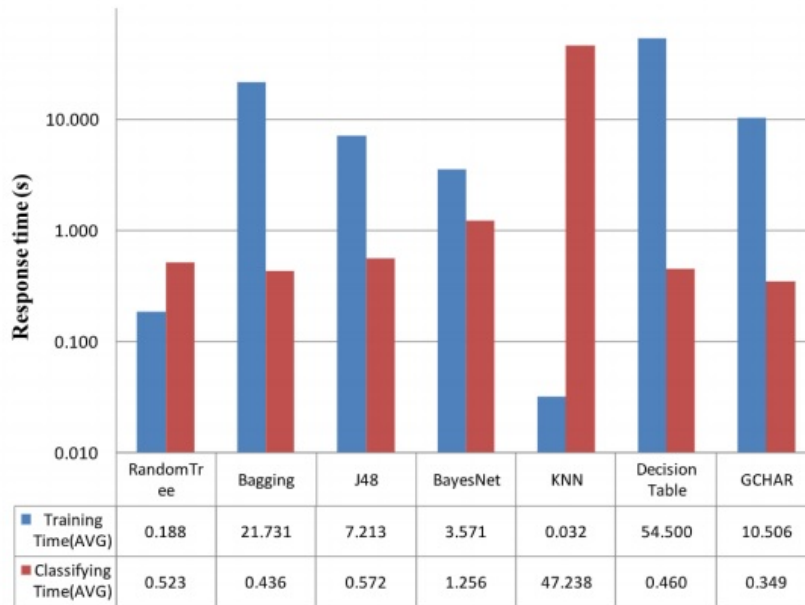


Fig. 12. Comparison of average consuming time among GCHAR and other classifiers in training and classifying stages.

Εικόνα 17. Σύγκριση της κατανάλωσης χρόνου μεταξύ GCHAR και άλλων ταξινομητών στα στάδια εκπαίδευσης και δοκιμής

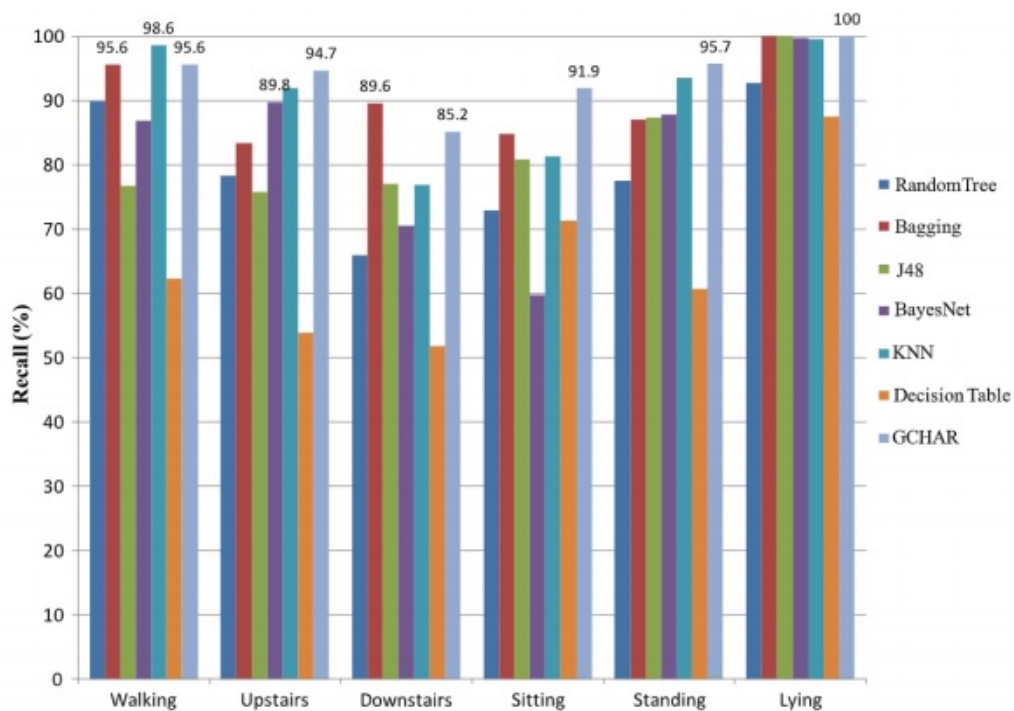


Fig. 9. Comparison of recall of each activity among GCM and other classifiers.

Εικόνα 18. Σύγκριση της ευαισθησίας κάθε δραστηριότητας μεταξύ του GCM και άλλων ταξινομητών

2.9 Αναγνώριση δραστηριότητας ανεξαρτήτως της θέσης τοποθέτησης του κινητού τηλεφώνου

Ο [11] στην ερευνά του κάνει μία πρόταση που η αναγνώριση της δραστηριότητας με χρήση έξυπνου τηλεφώνου μπορεί να λειτουργήσει ανεξάρτητα από τη θέση του τηλεφώνου πάνω στο σώμα των ατόμων, πολλοί άνθρωποι χρησιμοποιούν έξυπνα τηλέφωνα με ενσωματωμένα επιταχυνσιόμετρα τα οποία καθιστούν αυτά τα έξυπνα τηλέφωνα ικανά να αναγνωρίζουν καθημερινές δραστηριότητες. Ωστόσο, τα κινητά τηλέφωνα μεταφέρονται ελευθέρως οπουδήποτε αντί να είναι σταθερά σε ένα τμήμα του σώματος. Οι μετρήσεις οποιουδήποτε επιταχυνσιόμετρου 3 αξόνων που φοριέται στο σώμα ποικίλλει για την ίδια σωματική δραστηριότητα σε διαφορετικές θέσεις στο σώμα ενός ατόμου, αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υψηλή διακύμανση εντός της ίδιας κατηγορίας δραστηριότητας. Σε αυτή τη μελέτη, παρουσιάζεται μία μέθοδος για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος. Η προτεινόμενη μέθοδος είναι αξιολογημένη με πέντε καθημερινές φυσικές δραστηριότητες. Τα δεδομένα δραστηριότητας συλλέγονται από πέντε θέσεις του σώματος χρησιμοποιώντας ένα έξυπνο τηλέφωνο με ένα ενσωματωμένο τριών αξόνων επιταχυνσιόμετρο. Μία Kernel Discriminant ανάλυση χρησιμοποιείται για να εξαχθούν τα σημαντικά μη γραμμικά διακριτά χαρακτηριστικά που μεγιστοποιούν τη διακύμανση μεταξύ των κλάσεων και ελαχιστοποιούν την διακύμανση εντός της κλάσης. Τέλος η ταξινόμηση πραγματοποιείται μέσω τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η μέση ακρίβεια περίπου 96% δείχνει την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου.

Χρησιμοποιείται ένα κινητό samsung που τοποθετείται σε 5 σημεία (τσέπη πουκαμίσου, αριστερή μπροστά τσέπη τζιν, δεξιά μπροστά τσέπη τζιν, πίσω τσέπη τζιν, εσωτερική τσέπη μπουφάν) στο σώμα του ατόμου και λαμβάνει μετρήσεις από ένα επιταχυνσιόμετρο τριών αξόνων και με τη χρήση του λογισμικού Windows Mobile 6 SDK αποθηκεύει τις μετρήσεις του επιταχυνσιόμετρου στην κάρτα μνήμης του κινητού, αναγνωρίζει τις δραστηριότητες ξεκούραση, κάθομαι, περπατάω, ανεβαίνω σκάλες, κατεβαίνω σκάλες και τρέχω, οι δραστηριότητες γίνονται σε εξωτερικό χώρο και σε διάφορες ταχύτητες ενώ στην ξεκούραση για ρεαλισμό μπορούσε να τεντωθεί η να αλλάξει στάση το άτομο, ένα φίλτρο μέσου όρου χρησιμοποιήθηκε για να απομακρύνει τον θόρυβο.

Τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από το σήμα και επεξεργάζονται ώστε να γίνει η κατάταξη είναι κάποιοι αυτορυθμιζόμενοι συντελεστές και η Signal Magnitude Area που είναι ένα μέγεθος που έχει βρεθεί ότι βοηθάει στην διάκριση στατικών και δυναμικών δραστηριοτήτων. Η γραμμική Discriminant ανάλυση, μια στατιστική προσέγγιση δεύτερης τάξης είναι μία εποπτευόμενη προσέγγιση που χρησιμοποιεί συγκεκριμένες πληροφορίες της τάξης μεγιστοποιώντας μέσα και μεταξύ των κλάσεων την αντίθεση των διαφορετικών πληροφοριών. Η Kernel Discriminant ανάλυση είναι μία μη γραμμική προσέγγιση διαχωρισμού που βασίζεται σε τεχνικές πυρήνα για να βρει μη γραμμικά χαρακτηριστικά διαχωρισμού.

Για ταξινόμηση χρησιμοποιούνται τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με δοκιμές διαφορετικών επιπέδων και νευρώνων για να επιτευχθεί η καλύτερη απόδοση, μετά από δοκιμές επιλέχθηκε ένα κρυφό επίπεδο με 10 νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου με 5 νευρώνες που είναι οι 5 δραστηριότητες, η εκπαίδευση του συστήματος έγινε επαναλαμβανόμενη αλλάζοντας την σειρά εισόδου των δεδομένων τυχαία. Επιλέχθηκε δειγματοληψία 45 hz που κατανάλωνε λιγότερη ενέργεια και παράθυρο με μέγεθος 90 χωρίς επικάλυψη και η απόδοση του συστήματος αξιολογήθηκε στις 3 παρακάτω περιπτώσεις

2.10 Αναγνώριση δραστηριότητας με συνδυασμό δεδομένων πολλών αισθητήρων

Ο [12] εφαρμόζει ένα σχήμα αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας που βασίζεται σε έξυπνο κινητό σύμφωνα με κάποιες απαιτήσεις. Τα χαρακτηριστικά στον τομέα του χρόνου εξάγονται από τρεις μόνο αισθητήρες και μια μη γραμμική προσέγγιση για τη διάκριση των δραστηριοτήτων υλοποιείται για την αναγνώριση 15 δραστηριοτήτων με μεγάλη ακρίβεια. Αυτή η προσέγγιση όχι μόνο επιλέγει τα πιο σχετικά χαρακτηριστικά από κάθε αισθητήρα για κάθε δραστηριότητα, αλλά λαμβάνει επίσης υπόψη τις διαφορές που προκύπτουν από την τοποθέτηση του τηλεφώνου σε διαφορετικές θέσεις. Οι αξιολογήσεις εκτελούνται τόσο σε offline όσο και σε online κατάσταση. Τα αποτελέσματα της σύγκρισής μας δείχνουν ότι το προτεινόμενο σύστημα ξεπερνά κάποια προηγούμενα συστήματα αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας που βασίζονται σε κινητά τηλέφωνα.

Κατά συνέπεια, αυτή η πρόταση παρουσιάζει ένα σύστημα που βασίζεται σε έξυπνα κινητά για αναγνώριση ανθρώπινης δραστηριότητας βασισμένο σε μια προσέγγιση

συνδυασμού δεδομένων από πολλούς αισθητήρες που έχει σαν αποτέλεσμα οι πληροφορίες να έχουν λιγότερη αβεβαιότητα σε σχέση με το να χρησιμοποιούνταν τα δεδομένα κάθε αισθητήρα ξεχωριστά.

Η προσέγγιση αυτή αποτελείται από 5 πράγματα. Πρώτον, αντί για εστίαση σε μικρό αριθμό παρόμοιων δραστηριοτήτων, μια μεγάλη ποικιλία δραστηριοτήτων αναγνωρίζεται χρησιμοποιώντας τρεις από τους πιο συχνά διαθέσιμους αισθητήρες σε έξυπνα κινητά, επιταχυνσιόμετρο, αισθητήρας πίεσης και το μικρόφωνο.

Δεύτερον, για να διατηρεί τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας, χρησιμοποιούνται μόνο τα δεδομένα στον τομέα του χρόνου από τους τρεις αισθητήρες.

Τρίτον, για να εξασφαλιστεί μια γρήγορη απόκριση, χρησιμοποιούνται μικρά παράθυρα χρόνου / δεδομένων.

Τέταρτον, η χρήση μόνο των χαρακτηριστικών του τομέα του χρόνου, σε συνδυασμό με τα μικρά παράθυρα δεδομένων, για να αναγνωρίσει μια μεγάλη ποικιλία δραστηριοτήτων και το ότι η μεταφορά του τηλεφώνου είναι ελεύθερη σε οποιοδήποτε μέρος του σώματος δημιουργεί ένα περίπλοκο πρόβλημα ταξινόμησης. Αυτό λύνεται χρησιμοποιώντας μια υβριδική στρατηγική ταξινόμησης όπου μια προσέγγιση μη γραμμικής ανάλυσης για διάκριση συνδυάζεται με έναν ταξινομητή για να βρει τα βέλτιστα όρια αποφάσεων.

Τέλος, οι αξιολογήσεις του συστήματος πραγματοποιούνται και σε offline κατάσταση και σε online, είτε για εξαρτώμενα από το άτομο που συμμετέχει στο τεστ σενάρια όσο και για τα μη εξαρτώμενα από το άτομο σενάρια, χρησιμοποιώντας μεγάλο αριθμό ατόμων.

Το προτεινόμενο σύστημα αποτελείται από τα παρακάτω στάδια

Συλλογή δεδομένων-προεπεξεργασία-εξαγωγή χαρακτηριστικών-ταξινόμηση

Συλλογή δεδομένων από τους 3 αισθητήρες, επιταχυνσιόμετρο, αισθητήρας πίεσης και μικρόφωνο, επιλογή παραθύρου 3,5 δευτερολέπτων, επιλέγουμε 15 δραστηριότητες για αναγνώριση περπάτημα, περπάτημα σε ηλεκτρικό διάδρομο, τρέξιμο, τρέξιμο σε ηλεκτρικό διάδρομο, ανέβασμα σε σκαλοπάτια, κατέβασμα σε σκαλοπάτια, ανέβασμα με ανελκυστήρα, κατέβασμα με ανελκυστήρα, πήδημα, ποδηλασία, κατάσταση

αδράνειας , παρακολούθηση τηλεόρασης, σκούπισμα, οδήγηση, ανεβαίνω σε λεωφορείο

Μετά τη συλλογή γίνεται στην προεπεξεργασία η εξάλειψη του θορύβου, καθώς είναι πολύ πιθανό τα δεδομένα πχ του επιταχυνσιόμετρου να περιέχουν στοιχεία της βαρύτητας, μετά γίνεται η εξαγωγή διαφόρων χαρακτηριστικών, μετά την εξαγωγή γίνεται ανάλυση για τον διαχωρισμό τους, αυτό είναι σημαντικό βήμα γιατί τα δεδομένα του επιταχυνσιόμετρου είναι πολύ ευαίσθητα ανάλογα με τη θέση του κινητού, πχ έγινε μία δοκιμή με ένα κινητό για την ίδια δραστηριότητα να τοποθετηθεί σε 5 διαφορετικές θέσεις και προέκυψε ότι τα δεδομένα που φαίνονται είναι πολύ διαφορετικά μεταξύ τους, αυτό έχει σαν αποτέλεσμα μεγάλη διακύμανση εντός μιας κλάσης και μικρή ακρίβεια αναγνώρισης, γι' αυτό το λόγο γίνεται ανάλυση για τον διαχωρισμό τους αμέσως μετά την εξαγωγή των χαρακτηριστικών, για να ελαχιστοποιήσουμε αυτή τη διακύμανση, τέλος τα νέα δημιουργημένα χαρακτηριστικά μετά την ανάλυση για τον διαχωρισμό τους τροφοδοτούν τον ταξινομητή για την κατάταξη της δραστηριότητας

Ανάλυση των σταδίων

Μείωση θορύβου: το επιταχυνσιόμετρο παράγει 2 ειδών επιτάχυνση, τη σταθερή επιτάχυνση λόγω βαρύτητας και κάθε επιτάχυνση που ανιχνεύεται από την δραστηριότητα του χρήστη, η επιτάχυνση λόγω της βαρύτητας είναι ο θόρυβος, για τον υπολογισμό της πραγματικής επιτάχυνσης πρέπει να εξαλειφθεί η βαρύτητα, με την εφαρμογή ενός low-pass φίλτρου αυτό επιτυγχάνεται.

Εξαγωγή χαρακτηριστικών: είναι σημαντικό τα χαρακτηριστικά που θα εξαχθούν να είναι ελαφρά και να έχουν μεγάλη σημασία για τον διαχωρισμό των δραστηριοτήτων (να είναι ακριβή) επειδή είναι το πλέον κρίσιμο να μεγαλώσουμε την διάρκεια ζωής της μπαταρίας

Χαρακτηριστικά από το επιταχυνσιόμετρο: επιλέχθηκαν χαρακτηριστικά που με χαμηλές τιμές δειγματοληψίας παρέχουν υψηλά ποσοστά αναγνώρισης, 2 είδη από τον τομέα του χρόνου, συντελεστές αλληλουχίας χρονικής ανάλυσης όπως autoregressive (AR) analysis και moving average (MA) analysis δηλαδή μία δημιουργία διαδοχικών Μ.Ο. από διαφορετικά υποσύνολα και απλά χαρακτηριστικά όπως ο μέσος, η τυπικά

απόκλιση, η συσχέτιση, συνολικά 70 χαρακτηριστικά εξάγονται από το επιταχυνσιόμετρο

Δεδομένα από τον αισθητήρα πίεσης: ο αισθητήρας αυτός μετράει την ατμοσφαιρική πίεση, αυτό μας χρειάζεται για την μέτρηση του υψομέτρου και ειδικότερα την διαφορά δύο διαφορετικών σημείων στο υψόμετρο όταν το άτομο κάνει μία δραστηριότητα. Αυτό θα μας βοηθήσει στην αναγνώριση δραστηριοτήτων που έχουν διαφορά στο υψόμετρο π.χ. ανέβασμα κατέβασμα σκάλας, είναι η πρώτη φορά σε έρευνα που χρησιμοποιείται τέτοιος αισθητήρας

Χαρακτηριστικά από το μικρόφωνο, στην έρευνα αυτή χρησιμοποιούμε μόνο χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου γιατί είναι πιο ελαφριά στην κατανάλωση, τώρα χωρίζουμε το παράθυρο των 3,5 δευτερολέπτων σε 7 μέρη και αυτά τα 7 μέρη τα χωρίζουμε σε υπομέρη των 50ms και επαναλαμβανόμενα υπολογίζουμε τα χαρακτηριστικά για κάθε υποπαράθυρο, για κάθε υποπαράθυρο υπολογίζουμε 2 χαρακτηριστικά zero-crossing rate (ZCR), και Short-time average energy (SAE), αυτό παράγει 140 χαρακτηριστικά από κάθε παράθυρο 3,5 δευτερολέπτων, μετά ο μέσος, η διακύμανση το μέγιστο και ελάχιστο (ZCR) και (SAE) υπολογίζονται για κάθε παράθυρο 0,5 δευτερολέπτων και δημιουργούνται 56 γνωρίσματα και τέλος τα 4 ίδια χαρακτηριστικά υπολογίζονται και για (ZCR), και για τη (SAE) για όλα τα ηχητικά δεδομένα των 3,5 δευτερολέπτων, συνολικά προκύπτουν 204 γνωρίσματα για κάθε 3,5 δευτερόλεπτα παράθυρο δεδομένων.

Ανάλυση διαχωρισμού: τα δεδομένα του μικροφώνου και του επιταχυνσιόμετρου διαφέρουν ανάλογα με το που είναι το κινητό, η έρευνα αφήνει ελεύθερη τη θέση του κινητού και αυτό προκαλεί μεγάλη διακύμανσή μέσα στην κλάση, επίσης πρέπει να γίνει ο διαχωρισμός των δραστηριοτήτων μόνο με χρήση χαρακτηριστικών στον τομέα του χρόνου έτσι θα πρέπει να ισχυροποιηθεί η δύναμη αυτών των χαρακτηριστικών για τον διαχωρισμό των δραστηριοτήτων και να μειωθεί η διασπορά εντός της κλάσης, το ότι με διάφορες τεχνικές εξάγονται πολλά γνωρίσματα δεν μας εγγυάται ότι θα επιτευχθούν και καλά αποτελέσματα ακρίβειας αν δεν μειώσουμε τη διασπορά εντός της κλάσης, αυτό είναι εξαιρετικά σημαντικό, υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι για αυτό και μετά από δοκιμές επιλέχθηκε ο KDA που είναι μία μη γραμμική προσέγγιση και χρησιμοποιεί τεχνικές πυρήνα

Ταξινομητής: η πρόταση χρησιμοποιεί τον SVM για την κατάταξη

Αξιολόγηση συστήματος:

30 άτομα λειτούργησαν σαν γκρουπ για τη συλλογή των δεδομένων, καθένα είχε ένα κινητό πάνω του και έκανε τις δραστηριότητες, μία φτιαγμένη από τους ίδιους εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε για τη συλλογή και το σχολιασμό των δεδομένων, τα δεδομένα συλλέχθηκαν για ένα μήνα στο σπίτι των ατόμων και αυτοί στην εφαρμογή σημειώνανε την κάθε δραστηριότητα που κάνανε με φυσικό τρόπο και όχι με κάποια στάνταρ οδηγίες, δειγματοληψία 50 hz για το επιταχυνσιόμετρο και 8000 hz για το μικρόφωνο

Η αναγνώριση είχε ακρίβεια 99,1% σε δοκιμές που εξαρτώνται από το άτομο σε offline κατάσταση, σε offline κατάσταση για δοκιμές που δεν εξαρτώνται από τα άτομα είχε 94%, ενώ είχε 92.4% για online κατάσταση δοκιμές που δεν εξαρτώνται από τα άτομα. Αυτές οι δοκιμές δείξαν ότι είναι αποτελεσματική η χρήση του συστήματος για την μακροχρόνια παρακολούθηση ανθρώπινων δραστηριοτήτων με τη χρήση έξυπνων κινητών σε συνθήκες ελεύθερης διαβίωσης.

2.11 Μοντέλο για την παρακολούθηση της φυσικής κατάστασης του ατόμου

Ο [14] στην έρευνα του παρουσιάζει ένα μοντέλο για την παρακολούθηση ανθρώπων που κάνουν το τεστ των 2 και 6 λεπτών για την εύρεση του επιπέδου της φυσικής τους κατάστασης όταν βρίσκονται σε φάση αποκατάστασης. Το τεστ των 2 και 6 λεπτών είναι ένα καλό δείγμα για την κατάσταση κάποιου που βρίσκεται σε φάση επαναφοράς από κάποιο θέμα υγείας που είχε και τα κινητά με τους ενσωματωμένους αισθητήρες δίνουν μία λύση στην παρακολούθηση τους. Τα δεδομένα του επιταχυνσιόμετρου μπορούν να χωριστούν σε κύκλους βαδίσματος που ξεκινάει με το σήκωμα του ποδιού και τελειώνει με το ακούμπημα του ίδιου ποδιού στο έδαφος, κάθε βήμα μπορεί να αναγνωριστεί από την διάρκεια μιας κορυφής στην επόμενη κορυφή του σήματος, μπορεί να οριστεί ένα όριο και μόλις αυτό ξεπεραστεί να ορίζει την κορυφή και κατ' επέκταση το βήμα.

Μέθοδος: 5 άτομα περπάτησαν για 2 λεπτά μπρος πίσω μία απόσταση 25 μέτρων και μετρήθηκε η απόσταση που κάλυψαν, το κινητό βρισκόταν σε μία ζώνη με τσέπη στο πίσω μέρος της που υπήρχε στη μέση των ατόμων, με τη χρήση του TOHRC Data Logger

γίνεται η λήψη των δεδομένων από το επιταχυνσιόμετρο, το γυροσκόπιο και το μαγνητόμετρο, επίσης βιντεοσκοπείται η κάθε προσπάθεια και γίνεται σύγκριση με τα δεδομένα που βγαίνουν από τους αισθητήρες και εισάγονται σε ένα πρόγραμμα matlab και από κει εξάγονται τα αποτελέσματα.

Αρχικά αποτελέσματα μετρήσεων: Οι ακόλουθες παράμετροι υπολογίστηκαν από τα δεδομένα των αισθητήρων: συνολική απόσταση, συνολικός αριθμός βημάτων, αριθμός βημάτων ανά μήκος βήματος, μέσος όρος (AVG), τυπική απόκλιση (SD) του ρυθμού, AVG, SD του χρόνου βημάτων (αριστερά και δεξιά βήματα), AVG,SD του χρόνου διασκελισμού και συμμετρίας χρόνου βημάτων (αριστερά και δεξιά βήματα). Ο ρυθμός υπολογίστηκε από τον αριθμό των βημάτων ανά 25 μέτρα , αγνοώντας τα βήματα κατά την στροφή μόλις τελείωνε η διαδρομή των 25 μέτρων. Συμμετρία ήταν η διαφορά μεταξύ διαδοχικού αριστερού και δεξιού βήματος, διαιρούμενο με τον αμφίπλευρο μέσο όρο.

Επεξεργασία δεδομένων και αλγόριθμος: Για το τεστ των 2 λεπτών πρέπει να αναγνωριστεί το γύρισμα για να ξεχωρίσουν τα κομμάτια των 25 μέτρων που αναλύονται ξεχωριστά και να μην μετρηθούν και τα βήματα που γίνονται για να γυρίσει κάποιος. Ένα γύρισμα αναγνωρίζεται όταν μία μεταβολή στο azimuth πάνω από 100 μοίρες συμβαίνει εντός του παραθύρου των 3”.

Αναγνώριση βήματος: Τα βήματα αναγνωρίστηκαν χρησιμοποιώντας την γραμμική επιτάχυνση και βρέθηκε ότι οι κορυφές του σήματος συμπίπτουν με το χτύπημα των ποδιών στο έδαφος. Η πιο αξιόπιστη μέθοδος για την αναγνώριση του χτυπήματος των ποδιών στο έδαφος είναι η κορυφή της επιτάχυνσης.

Αριστερό και δεξί βήμα: Τα αριστερά και δεξιά βήματα αναγνωρίζονται από την δεξιά και αριστερή γραμμική επιτάχυνση. Παρακάτω φαίνεται η φιλτραρισμένη επιτάχυνση για την αναγνώριση του δεξιού και του αριστερού βήματος.

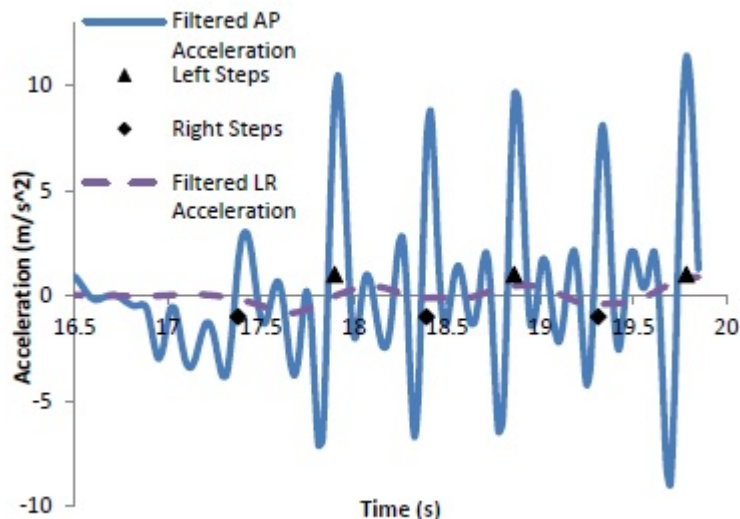


Figure 2: Filtered acceleration signal with left and right step identification

Εικόνα 21. Φιλτραρισμένη επιτάχυνση με ταυτοποίηση αριστερού και δεξιού βήματος

Απόσταση που διανύθηκε: Υπολογίζεται πολλαπλασιάζοντας τα βήματα με τον ΜΟ. των βημάτων του τελευταίου διαστήματος 25 μέτρων που διανύθηκε.

Ανάλυση δεδομένων: Τα χτυπήματα του ποδιού συγκρίνονται με το βίντεο που έχει καταγραφεί και το ίδιο και με τη συνολική απόσταση που διανύθηκε. Παρακάτω φαίνεται η υπολογισμένη απόσταση σε σχέση με την πραγματική.

Table 1: Comparison of Measured and Calculated Distance

Participant	Total Distance (m)		Difference (m)
	Measured	Calculated	
1	200.69	200.71	0.02
2	150.98	151.35	0.37
3	164.57	164.84	0.27
4	159.29	158.80	0.49
5	192.66	193.33	0.67

Εικόνα 22. Υπολογισμένη απόσταση σε σχέση με την πραγματική

2.12 Αναγνώριση δραστηριότητας με τη χρήση iPhone

Ο [15] στην ερευνά του μελετά την επιλογή χαρακτηριστικών για την αναγνώριση ανθρώπινης δραστηριότητας με τη χρήση των εσωτερικών αισθητήρων ενός iPhone, αναλύονται 159 διαφορετικά χαρακτηριστικά και διάφορα υποσύνολα αυτών ώστε να

βελτιωθεί η ακρίβεια, εξάγονται χαρακτηριστικά από το μέγεθος του σήματος, τα πρωτογενή δεδομένα σήματος, την κατακόρυφη επιτάχυνση, την οριζόντια επιτάχυνση και τα επεξεργασμένα πρωτογενή δεδομένα. Για την αξιολόγηση χρησιμοποιούνται οι εξής ταξινομητές: Naive Bayes, K-Nearest Neighbor and Random Forest. Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών γίνεται με ένα πρόγραμμα java και η αξιολόγηση με το πρόγραμμα weka. Την μεγαλύτερη ακρίβεια την πετυχαίνει με την χρήση και των 159 χαρακτηριστικών με τον αλγόριθμο Random Forest. Το καλύτερο υποσύνολο που βρέθηκε περιείχε 12 χαρακτηριστικά.

Δημιουργήθηκε μία εφαρμογή που έκανε τη συλλογή των δεδομένων, χρησιμοποιήθηκε το iPhone 4 που έχει πολλούς αισθητήρες και υπολογιστική ισχύ, έχει αισθητήρες όπως GPS, πυξίδα, επιταχυνσιόμετρο, 3 αξόνων γυροσκόπιο, αισθητήρες φωτός. Τα δεδομένα πυξίδας και επιταχυνσιόμετρου συλλέχθηκαν με συχνότητα 60 Hz και το δείγμα ήταν 5 άντρες 22 ως 41 ετών και 63 ως 92 κιλά και κάνανε 8 δραστηριότητες περπάτημα, τρέξιμο, ανέβασμα και κατέβασμα σκάλας, κάθομαι, στέκομαι και πάνω κάτω με το ασανσέρ. Τα δεδομένα μπήκαν ετικέτες δραστηριοτήτων χειροκίνητα για να εφαρμοστεί επιβλεπόμενη μάθηση. Έγινε εξαγωγή των δεδομένων από το αρχικό μη επεξεργασμένο σήμα και από την οριζόντια και κάθετη επιτάχυνση. Στην χρονοσειρά που έγινε εξαγωγή εφαρμόστηκαν τα : Dynamic Time Warping (DTW) (είναι ένας αλγόριθμος που μετράει την ομοιότητα μεταξύ συνεχόμενων ακολουθιών που μπορεί να διαφέρουν στον χρόνο και στην ταχύτητα), ο διάμεσος, ο μέσος, ο μέσος μεταξύ των αξόνων, η τυπική απόκλιση, η ενέργεια και η συσχέτιση Pearson.

Για την αξιολόγηση γίνανε 3 διαφορετικά πειράματα

1 τα χαρακτηριστικά ταξινομήθηκαν με κριτήριο το κέρδος της πληροφορίας. Η κατάταξη γίνεται σύμφωνα με την ατομική αξιολόγηση των χαρακτηριστικών

2 Χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι επιλογής υποσυνόλου χαρακτηριστικών, για να επιλεγεί το πιο κατάλληλο σύνολο χαρακτηριστικών για κάθε αλγόριθμο ταξινόμησης που χρησιμοποιείται, Naive Bayes, K-NN και Random Forest. Δεδομένου ότι υπάρχει ένα διάλυμα μεγέθους 159 χαρακτηριστικών, μια εξαντλητική αναζήτηση, η μόνη που μπορεί να εγγραφεί ότι το καλύτερο υποσύνολο βρέθηκε, θα ήταν πολύ αργή. Κατά συνέπεια αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί άπληστη αναζήτηση προς τα εμπρός. Η αναζήτηση ξεκινά χωρίς χαρακτηριστικά και σταματά όταν η προσθήκη οποιουδήποτε

επόμενου χαρακτηριστικού οδηγεί σε μείωση της απόδοσης. Χρησιμοποιεί το 90% του συνόλου δεδομένων για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 10% για επικύρωση.

3 με τον ίδιο αλγόριθμο όπως περιγράφηκε στο δεύτερο πείραμα διαφορετικά χαρακτηριστικά δοκιμάζονται

Παρακάτω φαίνονται η ακρίβεια ανάλογα με τον ταξινομητή και την επιλογή των χαρακτηριστικών που γίνεται καθώς επίσης και η επιλογή των χαρακτηριστικών που έδωσε τη μεγαλύτερη ακρίβεια για δύο ταξινομητές.

Table 2: True positives rate (TP), False positives rate (FP), Precision (P), Recall (R), F-Measure(F-M) and accuracy. Evaluating pre-defined feature subsets using Random Forest, Naive Bayes and K-NN, trained and validated with 5-fold cross validation

Classifier	Feature	TP	FP	P	R	F-M	ROC	Accuracy
NB	Median of Raw data	0.556	0.096	0.653	0.556	0.518	0.862	55.60%
	DTW of Raw data	0.689	0.058	0.782	0.689	0.671	0.94	68.89%
	STD of Raw data	0.773	0.043	0.788	0.773	0.775	0.948	77.33 %
	65 features from Raw data	0.739	0.046	0.818	0.739	0.74	0.956	73.91%
	65 features from filtered data	0.74	0.046	0.818	0.74	0.741	0.956	73.95%
	11 features from magnitude	0.679	0.06	0.689	0.679	0.67	0.923	67.88%
	22 features from V. and H.	0.708	0.051	0.726	0.708	0.703	0.933	70.79%
	All 159 features	0.784	0.037	0.842	0.784	0.79	0.96	78.37%
	Features found by Tapia[20]	0.806	0.038	0.827	0.806	0.802	0.955	80.57%
	Best set of features found by us	0.93	0.012	0.94	0.93	0.933	0.987	93.00%
K-NN (k=5)	Median of Raw data	0.881	0.029	0.881	0.881	0.881	0.973	88.07%
	DTW of Raw data	0.999	0	0.999	0.999	0.999	1	99.92%
	STD of Raw data	0.998	0	0.998	0.998	0.998	1	99.77%
	65 features from Raw data	0.999	0	0.999	0.999	0.999	1	99.93%
	65 features from filtered data	0.999	0	0.999	0.999	0.999	1	99.92%
	11 features from magnitude	0.849	0.032	0.849	0.849	0.848	0.963	84.94%
	22 features from V. and H	0.922	0.016	0.923	0.922	0.922	0.987	92.21%
	All 159 features	0.999	0	0.999	0.999	0.999	1	99.87%
	Features found by Tapia[20]	0.995	0.001	0.995	0.995	0.995	0.999	99.49%
	Best set of features found by us	1	0	1	1	1	1	99.97%
RF	Median of Raw data	0.954	0.012	0.953	0.954	0.954	0.995	95.35%
	DTW of Raw data	0.999	0	0.999	0.999	0.999	1	99.93%
	STD of Raw data	0.997	0.001	0.997	0.997	0.997	1	99.73%
	65 features from Raw data	1	0	1	1	1	1	99.97%
	65 features from filtered data	1	0	1	1	1	1	99.97%
	11 features from magnitude	0.89	0.023	0.89	0.89	0.889	0.981	88.96%
	22 features from V. and H	0.967	0.006	0.967	0.967	0.967	0.998	96.72%
	All 159 features	1	0	1	1	1	1	99.97%
	Features found by Tapia[20]	0.999	0	0.998	0.999	0.999	1	99.86%
	Best set of features found by us	1	0	1	1	1	1	99.97%

Εικόνα 23. Ακρίβεια ανάλογα με τον ταξινομητή

Table 3. Features selection with forward Stepwise search and 5 Fold Cross Validation

Algorithm	Feature	Correctly Classified	Incorrectly Classified	Accuracy
Naive Bayes	Filtred.PearsonXY, Filtred.PearsonXZ, Filtred.STD.Accel.Z, Filtred.STD.Comp.Y, Filtred.STD.Comp.Z, Filtred.DTW.Comp.X, Filtred.meanAxis, Filtred.Ener.Comp.X, Filtred.Mean.Accel.X, Filtred.Mean.Accel.Z, Filtred.Median.Accel.Z, Mag.STD.Accel, Mag.Mean.Accel, pearson.V.H, Raw.PearsonXY, Raw.PearsonXZ, Raw.meanAxis, Raw.Mean.Accel.X	167082	13018	92.77 %
k-NN (K=5)	MeanH, MeanV, MeanAcclz, STDAcellY, DTWAcclx, DTWv, MeanAcclly, freq4H, STDAcellX	179830	270	99.85 %

Εικόνα 24. Χαρακτηριστικά που δώσανε τη μεγαλύτερη ακρίβεια για δύο ταξινομητές.

Ερευνήθηκε η απόδοση 159 χαρακτηριστικών με 3 ταξινομητές, Naive Bayes, K-NN and Random Forest, για κατηγοριοποίηση 8 δραστηριοτήτων ανθρώπου το καλύτερο αποτέλεσμα ήταν με τη χρήση 12 χαρακτηριστικών: συσχέτιση Pearson μεταξύ οριζόντιας και κάθετης επιτάχυνσης, συσχέτιση Pearson μεταξύ x και y άξονα, συσχέτιση Pearson μεταξύ x και z άξονα, τυπική απόκλιση της επιτάχυνσης z , τυπική απόκλιση της ψηφιακής πυξίδας y , τυπική απόκλιση της ψηφιακής πυξίδας z , τυπική απόκλιση της ψηφιακής πυξίδας x , ο μέσος μεταξύ των αξόνων, η ενέργεια της ψηφιακής πυξίδας x , μέσος της επιτάχυνσης x , μέσος της επιτάχυνσης z , διάμεσος της επιτάχυνσης z . Με αυτό το σετ επιτεύχθηκε ακρίβεια 99%, αυτό το σετ έδωσε πολύ καλή ακρίβεια με μικρό υπολογιστικό κόστος.

Κεφάλαιο 3

3.Εργαλεία και μέθοδοι

3.1 Δημιουργία Dataset

Τα έξυπνα κινητά είναι ενσωματωμένα με τους βασικούς αισθητήρες όπως επιταχυνσιόμετρο , γυροσκόπιο , βαρόμετρο, gps, πυξίδα, μικρόφωνο . Ο πιο συχνά χρησιμοποιούμενος αισθητήρας είναι το επιταχυνσιόμετρο και ακολουθεί το γυροσκόπιο. Το κινητό θα πρέπει να έχει έναν επεξεργαστή τουλάχιστον 1,2 GHz και ram 4GB. Επίσης θα πρέπει να έχει μια μπαταρία χωρητικότητας τουλάχιστον 3000 MAH.

Για τη δημιουργία του Dataset εκπαίδευσης και δοκιμής συμμετείχαν 30 εθελοντές ηλικίας από 19 έως 48 ετών οι οποίοι πραγματοποίησαν 6 δραστηριότητες (στέκομαι όρθιος, κάθομαι, ξαπλώνω, περπατάω, ανεβαίνω σκάλες, κατεβαίνω σκάλες). Κάθε εθελοντής εκτέλεσε το πρωτόκολλο δραστηριοτήτων που φαίνεται στον παρακάτω πίνακα τουλάχιστον δύο φορές, ώστε να προσομοιωθεί η επαναληπτικότητα των δραστηριοτήτων, μεταξύ της κάθε δραστηριότητας υπήρχε παύση 5 δευτερολέπτων ώστε να μπορεί να διαχωριστεί η δραστηριότητα από τις άλλες.

No.	Static	Time (sec)	No.	Dynamic	Time (sec)
0	Start (Standing Pos)	0	7	Walk (1)	15
1	Stand (1)	15	8	Walk (2)	15
2	Sit (1)	15	9	Walk Downstairs (1)	12
3	Stand (2)	15	10	Walk Upstairs (2)	12
4	Lay Down (1)	15	11	Walk Downstairs (1)	12
5	Sit (2)	15	12	Walk Upstairs (2)	12
6	Lay Down (2)	15	13	Walk Downstairs (3)	12
			14	Walk Upstairs (3)	12
			15	Stop	0
				Total	192

Εικόνα 25. Πρωτόκολλο Δραστηριοτήτων

Το dataset που δημιουργήθηκε χωρίστηκε σε δύο υπο-μέρη στο dataset εκπαίδευσης (70%) και στο dataset δοκιμής (30%).

Ο διαχωρισμός έγινε τυχαία αλλά διασφαλίστηκε ότι δεν υπάρχουν δείγματα από τον ίδιο εθελοντή και στα δύο υποσύνολα. Το υποσύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκε

για να εκπαιδευτούν διάφορα μοντέλα ταξινομητών και τα αποτελέσματά τους παρουσιάζονται στο κεφάλαιο 4. Το smartphone Samsung I9100 Galaxy S II χρησιμοποιήθηκε για την συλλογή των δεδομένων με τη χρήση επιταχυνσιόμετρου 3 αξόνων. Η δειγματοληψία έγινε με σταθερό ρυθμό 50 Hz. Μετά έγινε η αντιστοίχιση των δεδομένων στις δραστηριότητες με την παρακολούθηση του βίντεο που καταγράφηκε κατά τη διάρκεια που οι εθελοντές κάνανε τις δραστηριότητες.

3.2. Προ-επεξεργασία Σημάτων

Τα σήματα του επιταχυνσιόμετρου προεπεξεργάστηκαν με την εφαρμογή μιας σειράς φίλτρων για βελτιστοποίηση. Αρχικά, ο θόρυβος μειώθηκε με ένα φίλτρο μέσου και μιας τρίτης τάξης χαμηλής διέλευσης φίλτρο Butterworth με συχνότητα αποκοπής 20 Hz. Αυτό το όριο συχνότητας επιλέχθηκε διότι από έρευνες προκύπτει ότι το ενεργειακό φάσμα της κίνησης του ανθρώπινου σώματος βρίσκεται κυρίως μέσα στο εύρος από 0 Hz έως 15 Hz. Από αυτές τις διαδικασίες, μια καθαρή τριών αξόνων ολική επιτάχυνση εξήχθη. Αυτό το σήμα, το οποίο μπορεί επίσης να εκφραστεί ως άθροισμα δύο επιταχύνσεων, της επιτάχυνσης της βαρύτητας G και της επιτάχυνσης του σώματος, κατακερματίστηκε χρησιμοποιώντας ένα άλλο φίλτρο χαμηλής διέλευσης και υποθέτοντας ότι το στοιχείο της επιτάχυνσης της βαρύτητας επηρεάζει μόνο τις χαμηλότερες συχνότητες.

Τα πειράματά στον κατακερματισμό των δύο σημάτων απέδειξαν ότι τα 0,3 Hz ήταν η βέλτιστη συχνότητα αποκοπής για επίτευξη σταθερής βαρύτητας G . Αυτό το αποτέλεσμα επιτεύχθηκε μεταβάλλοντας τη συχνότητα αποκοπής από 0,0 έως 1,0 Hz σε μικρές αυξήσεις του $1/40$ Hz και εκτιμώντας το ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα του φιλτραρισμένου σήματος βαρύτητας μείον τη σταθερή επιτάχυνση της βαρύτητας $9,81 \text{ m/s}^2$. Επιπλέον, εκτιμήθηκε το παράγωγο του χρόνου επιτάχυνσης (dA/dt), γνωστό ως Jerk. Μετά τον κατακερματισμό, από την προεπεξεργασία των σημάτων του χρόνου επιτάχυνσης συλλέχθηκαν συρόμενα παράθυρα σταθερού μήκους, το καθένα με εύρος 2,56 δευτερόλεπτα και επικάλυψη 50% που έχει επιβεβαιωθεί ότι είναι επιτυχής σε άλλες προσεγγίσεις αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας. Το μήκος του παραθύρου έχει επιλεγεί για τους ακόλουθους λόγους:

- Το εύρος των βημάτων με ρυθμό ενός μέσου ατόμου που είναι [90, 130] βήματα / λεπτό που σημαίνει ελάχιστη ταχύτητα 1,5 βήματα / δευτερόλεπτο.

- Τουλάχιστον ένας πλήρης κύκλος περπατήματος δύο βημάτων είναι επιθυμητός σε κάθε δείγμα παραθύρου.
- Άτομα με πιο αργό ρυθμό όπως τα άτομα με ειδικές ανάγκες και οι ηλικιωμένοι πρέπει επίσης να επωφεληθούν από αυτήν την προσέγγιση. Επιλέχθηκε μια ελάχιστη ταχύτητα ίση με το 50% του μέσου ανθρώπινου ρυθμού
- Τα σήματα στον τομέα της συχνότητας απαιτούν την μετατροπή Fast Fourier Transform (FFT) η οποία έχει βελτιστοποιηθεί για ισχύ δύο διανυσμάτων ($2,56\text{sec} \times 50\text{Hz} = 128$ κύκλους).

Από κάθε παράθυρο, εξήχθη ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών που περιείχε 17 χαρακτηριστικά που υπολογίζονται από ένα σύνολο μεγεθών στον τομέα χρόνου και της συχνότητας χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά που έχουν προταθεί σε προηγούμενες έρευνες π.χ. Περιοχή μεγέθους σήματος (SMA), μέσος, τυπική απόκλιση (STD), εντροπία και συσχέτιση ζεύγους σημάτων (Corr). Ο μετασχηματισμός Fourier (FFT) χρησιμοποιήθηκε για την εύρεση των στοιχείων της συχνότητας για κάθε παράθυρο. Τα μεγέθη που εξάγονται για να υπολογιστεί το διάνυσμα των χαρακτηριστικών φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Feature Vector	
Measure	Applied to
<i>SMA</i>	<i>AT, JT, BAT, BJT</i>
<i>Mean</i>	<i>AT_X, AT_Y, AT_Z</i>
<i>STD</i>	<i>AT_X, AT_Y, AT_Z</i>
<i>Corr</i>	<i>AT_X-AT_Y, AT_X-AT_Z, AT_Y-AT_Z</i>
<i>Entropy</i>	<i>AF_X, AF_Y, AF_Z, AMF</i>

A: Triaxial acceleration, B:Body, J:Jerk
T:Time F:Frequency, M:Magnitude

Εικόνα 26. Λίστα μεγεθών για τον υπολογισμό του διανύσματος των χαρακτηριστικών
Ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών υπολογίστηκε από κάθε δείγμα παραθύρου του πειράματος και χρησιμοποιήθηκε ως δεδομένο εισόδου για τον αλγόριθμο μάθησης.

3.3 Περιγραφή των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου

3.2.1 Quadratic Classifier

Στη μηχανική μάθηση, ένας τετραγωνικός ταξινομητής είναι ένας στατιστικός ταξινομητής που χρησιμοποιεί μια τετραγωνικής απόφασης επιφάνεια για να διαχωρίσει τις μετρήσεις δύο ή περισσότερων κατηγοριών αντικειμένων ή συμβάντων. Είναι μια πιο γενική έκδοση του γραμμικού ταξινομητή.

3.2.2 Random Forest

Τα τυχαία δάση ή τα δάση τυχαίας απόφασης είναι μια μέθοδος μάθησης που χρησιμοποιεί ένα σύνολο αλγορίθμων για ταξινόμηση, παλινδρόμηση και άλλες εργασίες που λειτουργούν κατασκευάζοντας ένα πλήθος δέντρων αποφάσεων κατά το χρόνο εκπαίδευσης και εξάγοντας την τάξη που εμφανίζεται περισσότερο (ταξινόμηση) ή την μέση πρόβλεψη (παλινδρόμηση) των ξεχωριστών δέντρων. Τα δάση τυχαίας απόφασης διορθώνουν το πρόβλημα των απλών δέντρων απόφασης που είναι υπερβολικά εξαρτώμενα με το εκπαιδευτικό τους σετ. Τα τυχαία δάση συνήθως ξεπερνούν σε ακρίβεια τα δέντρα αποφάσεων, αλλά η ακρίβειά τους είναι χαμηλότερη από τα δέντρα που ενισχύονται με κλίση. Ωστόσο, τα χαρακτηριστικά των δεδομένων μπορούν να επηρεάσουν την απόδοσή τους. Ένα δέντρο αποφάσεων είναι μια δομή που μοιάζει με διάγραμμα ροής στην οποία κάθε εσωτερικός κόμβος αντιπροσωπεύει μια «δοκιμή» σε ένα χαρακτηριστικό (π.χ. εάν αφορά το γύρισμα νομίσματος γράφει κορώνα ή γράμματα), κάθε κλάδος αντιπροσωπεύει το αποτέλεσμα της δοκιμής και κάθε κόμβος φύλλων αντιπροσωπεύει μία ετικέτα κλάσης (η απόφαση λήφθηκε μετά τον υπολογισμό όλων των χαρακτηριστικών). Οι διαδρομές από τη ρίζα προς το φύλλο αντιπροσωπεύουν κανόνες ταξινόμησης. Στην ανάλυση αποφάσεων, ένα δέντρο αποφάσεων και το στενά σχετικό διάγραμμα επιρροής χρησιμοποιούνται ως οπτικό και αναλυτικό εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων, όπου υπολογίζονται οι αναμενόμενες τιμές (ή η αναμενόμενη χρησιμότητα) των ανταγωνιστικών εναλλακτικών λύσεων.

Ένα δέντρο αποφάσεων αποτελείται από τρεις τύπους κόμβων:

Κόμβοι απόφασης - συνήθως αντιπροσωπεύονται από τετράγωνα

Πιθανός κόμβος - συνήθως αντιπροσωπεύεται από κύκλους

Τελικοί κόμβοι - συνήθως αντιπροσωπεύονται από τρίγωνα

3.2.3 LIBSVM

Η LIBSVM είναι μία δημοφιλής βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης ανοιχτού κώδικα, οι οποία αναπτύχθηκε στο Εθνικό Πανεπιστήμιο της Ταϊβάν και γράφτηκε σε C ++ με ένα C API. Η LIBSVM εφαρμόζει τον αλγόριθμο διαδοχικής ελάχιστης βελτιστοποίησης (SMO) για επιβλεπόμενα μοντέλα μάθησης, support-vector machines (SVM), υποστηρίζοντας την ταξινόμηση και την παλινδρόμηση.

Η ταξινόμηση δεδομένων σε κατηγορίες καθώς και η αναζήτηση σχέσεων ομοιοτήτων - διαφορών μεταξύ δεδομένων, αποτελεί αντικείμενο έρευνας σε όλους σχεδόν τους επιστημονικούς τομείς. Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης ΜΔΥ (Support Vector Machines, SVM) είναι μία οικογένεια αλγορίθμων επιβλεπόμενης μάθησης που αναπτύχθηκαν από τον Vladimir Vapnik και χρησιμοποιούνται ευρύτατα σε προβλήματα κατάταξης. Αυτού του είδους οι αλγόριθμοι, οι SVM μπορούν να χειριστούν εξαιρετικά μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών και πετυχαίνουν πολύ καλά αποτελέσματα στην ακρίβεια της κατηγοριοποίησης των αντικειμένων (μία γραμμή του πίνακα θεωρείται αντικείμενο (ΔΙΑΝΥΣΜΑ) που περιγράφεται από έναν αριθμό χαρακτηριστικών, (σαν χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου μπορούν να οριστούν π.χ. μήκος και βάρος ενός επίπλου) μεταξύ δύο (2) κατηγοριών.

Ένας τέτοιος αλγόριθμος έχει την ικανότητα να λύνει δύσκολα προβλήματα του πραγματικού κόσμου με τη δημιουργία περίπλοκων μοντέλων. Συνηθισμένο ποσοστό που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου από το συνολικό dataset είναι περίπου το 80% και παράγει ένα λειτουργικό μοντέλο. Ειδικές περιπτώσεις των ΜΔΥ αποτελούν τα νευρωνικά δίκτυα, οι ακτινικές συναρτήσεις και οι πολυωνυμικοί ταξινομητές. Ένα μοντέλο ΜΔΥ δεχόμενο τα δεδομένα εκπαίδευσης μαθαίνει την γραμμική αναδρομική συνάρτηση και με αυτόματο τρόπο τοποθετεί σε κατηγορίες τα άγνωστα δεδομένα. Από τον αλγόριθμο SVM αναγνωρίζονται κατηγορίες προτύπων και αυτός είναι ο λεγόμενος ταξινομητής, αφού πρώτα γίνει η εκπαίδευση του με ένα ποσοστό του dataset, περίπου 70-80% και αμέσως μετά τοποθετεί σε κατηγορίες το μέρος του dataset που έχει μείνει. Η τοποθέτηση των παραδειγμάτων σαν θετικά ή σαν αρνητικά γίνεται μέσω του καταλληλότερου διαχωριστικού επιπέδου που έχει επιλέξει ο αλγόριθμος SVM.

3.2.4 Simple Logistic

Είναι ένας αλγόριθμος που δημιουργεί γραμμικά μοντέλα παλινδρόμησης για την ταξινόμηση αντικειμένων σε κατηγορίες.

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι μια προσέγγιση για τη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ μιας βαθμωτής εξαρτημένης μεταβλητής Y και μία ή περισσότερες επεξηγηματικές μεταβλητές (ή ανεξάρτητη μεταβλητή) που συμβολίζεται X . Περίπτωση μιας επεξηγηματικής μεταβλητής ονομάζεται απλή γραμμική παλινδρόμηση. Για περισσότερες από μία επεξηγηματικές μεταβλητές, η διαδικασία ονομάζεται πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση.

3.2.5 Logistic Model Tree

Το λογιστικό μοντέλο δέντρου είναι ένα συνδυασμός της λογιστικής παλινδρόμησης και των δέντρων απόφασης. Ο βασικός αλγόριθμος LMT χρησιμοποιεί διασταυρωμένη επικύρωση για να βρεθεί μια σειρά από LogitBoost επαναλήψεις που δεν περιλαμβάνει τον θόρυβο στα δεδομένα εκπαίδευσης.

3.2.6 SMO

Ο SMO (sequential minimal optimization) είναι βελτιστοποίηση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVM). Οι SVM αλγόριθμοι κάνουν προσπάθεια να επιλύσουν ένα μεγάλο πρόβλημα βελτιστοποίησης τετραγωνικού προγραμματισμού. Ο αλγόριθμος αυτός λοιπόν τεμαχίζει το μεγάλο αυτό πρόβλημα σε μικρότερα και τα επιλύει ξεχωριστά με σκοπό την μεγαλύτερη ακρίβεια των αποτελεσμάτων.

3.2.7 LDA Ταξινομητής Γραμμικής Διακριτικής Ανάλυσης

Η διακριτική ανάλυση δημιουργεί ένα μοντέλο πρόβλεψης που κατατάσσει σε κατηγορίες κάθε περίπτωση με βάση την παρατήρηση των χαρακτηριστικών κάθε περίπτωσης. Η διακριτική ανάλυση παράγει συναρτήσεις από ένα δείγμα παρατηρήσεων για τις οποίες είναι γνωστή η ομάδα στην οποία κάθε μία παρατήρηση ανήκει. Αμέσως μετά αυτές οι συναρτήσεις μπορούν να έχουν εφαρμογή σε καινούργια άγνωστα χαρακτηριστικά που δεν είναι γνωστή η κατηγορία στην οποία αυτά ανήκουν. Αναλογικά με τον αριθμό των κατηγοριών που πρέπει να γίνει η κατάταξη δημιουργούνται και οι συναρτήσεις που θα χρησιμοποιηθούν, ο αριθμός προκύπτει από τον αριθμό των κατηγοριών μειωμένο κατά ένα.. Για k κατηγορίες δημιουργούνται $k - 1$ συναρτήσεις. Οι κατηγορίες κατάταξης πρέπει να είναι γνωστές εκ των προτέρων. Ουσιαστικά η διακριτική ανάλυση δημιουργεί μία καινούργια μεταβλητή με συνδυασμό

των αρχικών μεταβλητών ώστε να μεγιστοποιούνται οι διαφορές μεταξύ των επιμέρους κατηγοριών κατάταξης.

3.2.8 Liblinear

Ο ταξινομητής liblinear λειτουργεί με τη βοήθεια ενός αλγορίθμου συντονισμού που βασίζεται στην βιβλιοθήκη C ++ LIBLINEAR. Το πρόβλημα του είναι ότι δεν μπορεί να εκπαιδευτεί σε ένα πραγματικό μοντέλο πολλών κλάσεων. Έτσι το πρόβλημα της βελτιστοποίησης τεμαχίζεται με έναν τρόπο τύπου “one-vs-rest”, οπότε διαφορετικοί μεταξύ τους δυαδικοί ταξινομητές εκπαιδεύονται για όλες τις κλάσεις.

3.3 Το πρόγραμμα Weka

Για την επεξεργασία των δεδομένων, την εκπαίδευση των μοντέλων και την εξαγωγή των αποτελεσμάτων των προβλέψεων για την κατηγοριοποίηση των δεδομένων στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα weka, ένα πρόγραμμα μηχανικής μάθησης και εξόρυξης γνώσης από ένα dataset. Το συγκεκριμένο πρόγραμμα παρέχει μεγάλο αριθμό τεχνικών μηχανικής μάθησης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να εξαχθούν αποτελέσματα. Παρακάτω θα γίνει μία περιγραφή του εργαλείου αυτού στα βασικά του χαρακτηριστικά. Το weka είναι ένα λογισμικό που παρέχει πληθώρα αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Έχει διάφορες λειτουργίες που έχουν να κάνουν με την προ επεξεργασία των δεδομένων, την κατηγοριοποίησή τους, την εξαγωγή κανόνων που τα συσχετίζουν. Επίσης υπάρχει και οπτική παρουσίαση αυτών των δεδομένων και των αποτελεσμάτων που προκύπτουν. Το weka είναι ένα open source λογισμικό, δηλαδή μπορεί ο καθένας να δει τον πηγαίο κώδικα του και να προσθέσει πράγματα που έχει αναπτύξει, το πρόγραμμα αυτό έχει δημιουργηθεί από το πανεπιστήμιο Waikato στη Νέα Ζηλανδία. Αρχικά φτιάχτηκε για να βοηθήσει τον γεωργικό κλάδο και είναι δωρεάν.

Υπάρχουν διάφορες δυνατότητες που παρέχει όπως:

Εργαλεία για προ επεξεργασία των δεδομένων

Δημιουργία μοντέλων μετά από την εκπαίδευση που τους γίνεται

Στατιστικά μεγέθη που αξιολογούν τα αποτελέσματα των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης

Μετά την εκπαίδευση δυνατότητα οπτικής παρουσίασης των δεδομένων εισόδου και των αποτελεσμάτων που προκύπτουν

Στο ξεκίνημα του προγράμματος υπάρχουν 5 επιλογές (Explorer, Experimenter, KnowledgeFlow, Workbench, Simple CLI)



Εικόνα 28. Weka Μενού

Explorer: η πιο συνηθισμένη λειτουργία, δίνει τη δυνατότητα να εφαρμοστούν όλες οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης και όλοι οι αλγόριθμοι και να παρουσιαστούν σε γραφική μορφή τα αποτελέσματά τους.

Experimenter: μία λειτουργία που δίνει τη δυνατότητα να μεταβληθούν οι παράμετροι, να παρουσιαστούν κάποια στατιστικά μεγέθη και να γίνουν πειράματα με τις διαφορετικές τεχνικές μηχανικής μάθησης και να αξιολογηθούν.

KnowledgeFlow: είναι ίδια η λειτουργία με τον Explorer και διαφοροποιείται μόνο στο ότι χρησιμοποιούνται οπτικά στοιχεία για να αναπαρασταθούν τα δεδομένα εισόδου, τα εργαλεία της προ επεξεργασίας των αλγορίθμων και των μεθόδων αξιολόγησης, να γίνει προσδιορισμός της ροής των δεδομένων, ουσιαστικά δηλαδή βλέπεις σε γράφημα όλη τη ροή της πληροφορίας και τα διάφορα στάδια μέχρι να εξαχθεί το αποτέλεσμα.

Workbench: είναι μία λειτουργία που προστέθηκε από την έκδοση 3.8.0 και μετά και ουσιαστικά έχει συγκεντρωμένα όλα τα υπόλοιπα κομμάτια του weka που περιγράφονται ξεχωριστά

SimpleCLI: χρήση των δυνατοτήτων του προγράμματος σε κώδικα java με χρήση command – Line εντολών.

Για να μπορέσει το weka να επεξεργαστεί τα δεδομένα και να εκπαιδεύσει τα μοντέλα θα πρέπει να έχουν συγκεκριμένες προδιαγραφές. Αρχικά θα πρέπει να είναι της μορφής arff που είναι ένα αρχείο κειμένου ASCII το οποίο περιέχει σε κάθε σειρά του τα δεδομένα ενός παραδείγματος (instance), τα δεδομένα αυτά πρέπει χωρίζονται με ‘,’ κάθε δεδομένο θεωρείται ένα χαρακτηριστικό (attribute) του παραδείγματος αυτού. Κάθε τέτοιο αρχείο έχει δύο μέρη, την επικεφαλίδα και τα δεδομένα. Στην επικεφαλίδα υπάρχει το όνομα του αρχείου και τα ονόματα των χαρακτηριστικών μαζί με τον τύπο τους ενώ στην περιοχή των δεδομένων υπάρχουν τα χαρακτηριστικά χωρισμένα με ‘,’ και στην αρχή κάθε γραμμής υπάρχει το όνομα της κατηγορίας στην οποία ανήκει αυτή η γραμμή. Παρακάτω φαίνεται ένα παράδειγμα ενός τέτοιου αρχείου

@relation activity

@attribute class

{WALKING,WALKING_UPSTAIRS,WALKING_DOWNSTAIRS,SITTING,STANDING,LAYING}

@attribute fBodyBodyGyroMag-energy- numeric

@attribute fBodyBodyGyroMag-iqr- numeric

@attribute fBodyBodyGyroMag-entropy- numeric

@attribute fBodyBodyGyroMag-maxInds numeric

@attribute fBodyBodyGyroMag-meanFreq- numeric

@attribute fBodyBodyGyroMag-skewness- numeric

@attribute fBodyBodyGyroMag-kurtosis- numeric

@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-mean- numeric

@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-std- numeric

@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-mad- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-max- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-min- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-sma- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-energy- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-iqr- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-entropy- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-maxInds numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-meanFreq- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-skewness- numeric
@attribute fBodyBodyGyroJerkMag-kurtosis- numeric
@attribute angle-tBodyAccMean-gravity numeric
@attribute angle-tBodyAccJerkMean-gravityMean numeric
@attribute angle-tBodyGyroMean-gravityMean numeric
@attribute angle-tBodyGyroJerkMean-gravityMean numeric
@attribute angle-X-gravityMean numeric
@attribute angle-Y-gravityMean numeric
@attribute angle-Z-gravityMean numeric

@data

STANDING,2.8858451e-001,-2.0294171e-002,-1.3290514e-001,-9.9527860e-001,-
9.8311061e-001,-9.1352645e-001,-9.9511208e-001,-9.8318457e-001,-9.2352702e-
001,-9.3472378e-001,-5.6737807e-001,-7.4441253e-001,8.5294738e-001,6.8584458e-
001,8.1426278e-001,-9.6552279e-001,-9.9994465e-001,-9.9986303e-001,-
9.9461218e-001,-9.9423081e-001,-9.8761392e-001,-9.4321999e-001,-4.0774707e-

001,-6.7933751e-001,-6.0212187e-001,9.2929351e-001,-8.5301114e-001,3.5990976e-001,-5.8526382e-002,2.5689154e-001,-2.2484763e-001,2.6410572e-001,-9.5245630e-002,2.7885143e-001,-4.6508457e-001,4.9193596e-001,-1.9088356e-001,3.7631389e-001,4.3512919e-001,6.6079033e-001,9.6339614e-001,-1.4083968e-001,1.1537494e-001,-9.8524969e-001,-9.8170843e-001,-8.7762497e-001,-9.8500137e-001,-9.8441622e-001,-8.9467735e-001,8.9205451e-001,-1.6126549e-001,1.2465977e-001,9.7743631e-001,-1.2321341e-001,5.6482734e-002,-3.7542596e-001,8.9946864e-001,-9.7090521e-001,-9.7551037e-001,-9.8432539e-001,-9.8884915e-001,-9.1774264e-001,-1.0000000e+000

Στην επικεφαλίδα έχει το @relation το οποίο είναι ουσιαστικά το όνομα του αρχείου. Μετά η δήλωση των χαρακτηριστικών γίνεται με τον εξής τρόπο:

@attribute <attribute-name> <datatype>

<attribute-name> είναι το όνομα του χαρακτηριστικού και <datatype> είναι ο τύπος του χαρακτηριστικού. Μπορούν να δηλωθούν 4 τύποι δεδομένων:

Numeric , είναι αριθμητικά δεδομένα που μπορούν να είναι ακέραιοι ή πραγματικοί αριθμοί

Nominal, ονομαστικά δεδομένα που δηλώνουν την κατηγορία

String , αλφαριθμητικά, με την οποία που μπορεί να δηλωθεί οποιαδήποτε ακολουθία χαρακτήρων

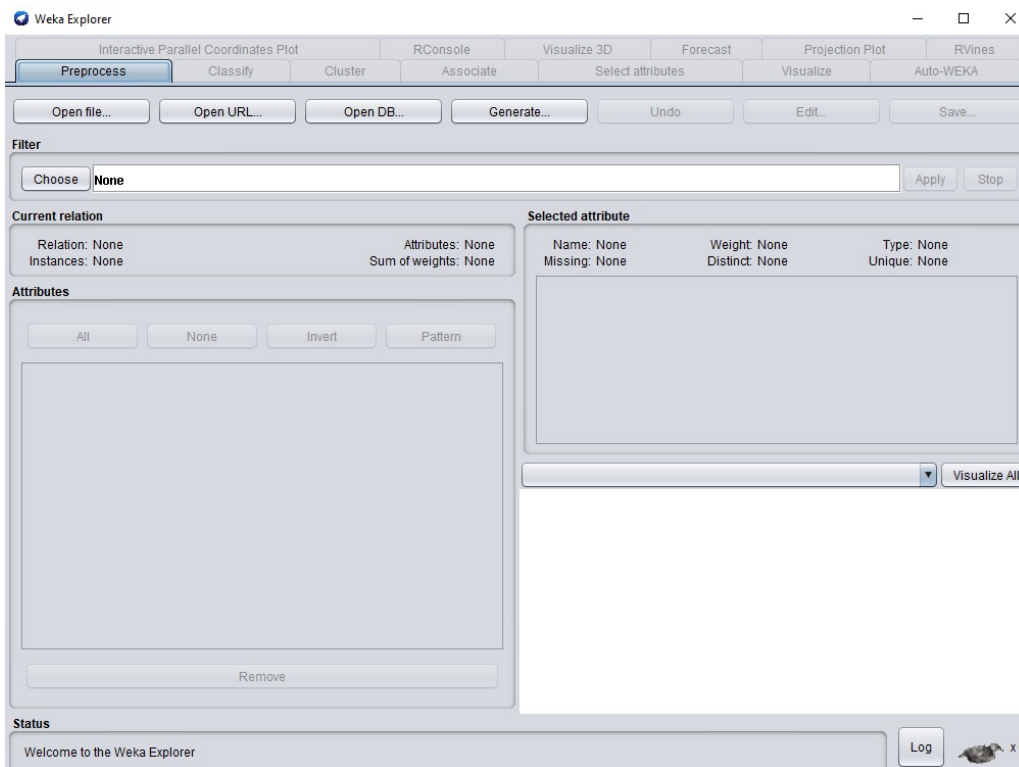
Ημερομηνία, με συγκεκριμένη μορφή

Μετά το @data ακολουθούν τα δεδομένα που κάθε γραμμή ανήκει σε μία κατηγορία που δηλώνεται στην αρχή της.

Σε αυτή τη διατριβή χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από ένα dataset που είχε δημιουργηθεί για μελέτη στο παρελθόν και αφορούσε 6 ανθρώπινες δραστηριότητες. Τα αρχικά δεδομένα ήταν σε μορφή txt και έπρεπε να γίνει η μετατροπή τους σε μορφή ARFF, λόγω του μεγάλου όγκου των δεδομένων υπήρξαν δυσκολίες στην επεξεργασία τους που ξεπεράστηκαν με τη χρήση του προγράμματος Notepad++, αρχικά προστέθηκε ένα ‘,’ μεταξύ των τιμών των χαρακτηριστικών αντί του κενού διαστήματος που υπήρχε, έπειτα αντιστοιχήθηκε κάθε χαρακτηριστικό με ένα όνομα

και αντικαταστάθηκε το νόμωρο της κλάσης με την αντίστοιχη δραστηριότητα. Τα δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου περιέχουν 561 γνωρίσματα και ένα επιπλέον χαρακτηριστικό που χαρακτηρίζει την δραστηριότητα που αφορούν τα δεδομένα κάθε σειράς. Τέλος υπήρξε πρόβλημα και με τα ονόματα κάποιων χαρακτηριστικών καθώς είχανε πολλούς κοινούς χαρακτήρες και το weka δεν μπορούσε να τα ξεχωρίσει, αυτό ξεπεράστηκε με την προσθήκη ενός αριθμού στην αρχή του ονόματος αυτών των χαρακτηριστικών. Στο παράδειγμα που φαίνεται παραπάνω είναι ένα μέρος του αρχείου των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε. Το dataset χωρίστηκε σε δύο μέρη, το 70% χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των μοντέλων και το 30% για την δοκιμή.

Αρχικώς επιλέγουμε την λειτουργία Explorer στο Weka και παρουσιάζονται 7 καρτέλες (Preprocess, Classify, Cluster, Associate, Select Attributes, Visualize, Auto Weka)



Εικόνα 29. Μενού Weka για ρυθμίσεις ταξινομητή

Στο Preprocess στάδιο αφού έχει φορτωθεί το αρχείο παρουσιάζονται οπτικά πληροφορίες του δείγματος. Υπάρχει η περιοχή filter που μπορούν να επιλεγούν διάφορα φίλτρα για το δείγμα είτε με επίβλεψη (supervised) είτε χωρίς επίβλεψη (unsupervised).

Στη συνέχεια υπάρχει η καρτέλα classify όπου μπορεί να γίνει επιλογή αλγορίθμων που θα χρησιμοποιηθούν για να γίνει η εκπαίδευση του μοντέλου, υπάρχει πληθώρα διαθέσιμων αλγορίθμων ενώ μπορούν να εγκατασταθούν και επιπλέον πακέτα που προσθέτουν αλγορίθμους που έχουν αναπτυχθεί από διάφορους προγραμματιστές. Σε αυτό το σημείο εκτός της επιλογής του αλγορίθμου ορίζουμε και τον τρόπο με τον οποίο θα γίνει η δοκιμή, δηλαδή αν θα φορτώσουμε ξεχωριστό αρχείο δοκιμής ή θα χρησιμοποιήσουμε το ίδιο με της εκπαίδευσης ή θα κάνουμε κάποιον ποσοστιαίο διαχωρισμό των δεδομένων εκπαίδευσης κι δοκιμής ή θα κάνουμε έναν συγκεκριμένο αριθμό δοκιμών που ορίζουμε εμείς με τυχαίο διαχωρισμό των δεδομένων εκπαίδευσης. Μετά το τέλος της δοκιμής παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα κάθε αλγορίθμου όπως φαίνεται παρακάτω:

The screenshot shows the LibLINEAR classifier interface. The 'test options' panel on the left has 'Supplied test set' selected. The 'Classifier output' panel on the right displays the following information:

```

(numeric) angle-X-gravityMean --> 560 (numeric) angle-X-gravityMean
(numeric) angle-Y-gravityMean --> 561 (numeric) angle-Y-gravityMean
(numeric) angle-Z-gravityMean --> 562 (numeric) angle-Z-gravityMean
(nominal) cluster --> - missing (no match)
(numeric) 0.0 --> - missing (no match)

Time taken to build model: 10.04 seconds

=== Evaluation on test set ===

Time taken to test model on supplied test set: 0.68 seconds

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      2801      95.0458 %
Incorrectly Classified Instances    146      4.9542 %
Kappa statistic                    0.9405
Mean absolute error                 0.0165
Root mean squared error             0.1285
Relative absolute error             5.9557 %
Root relative squared error         34.4911 %
Total Number of Instances          2947

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
0,994  0,015  0,929  0,994  0,960  0,953  0,989  0,924  WALKING
0,901  0,003  0,982  0,901  0,940  0,930  0,949  0,901  WALKING_UPSTAIRS
0,969  0,008  0,956  0,969  0,963  0,956  0,981  0,931  WALKING_DOWNSTAIRS
0,851  0,005  0,972  0,851  0,908  0,893  0,923  0,852  SITTING
0,981  0,027  0,889  0,981  0,933  0,919  0,977  0,876  STANDING
1,000  0,002  0,991  1,000  0,995  0,994  0,999  0,991  LAYING
Weighted Avg.  0,950  0,010  0,953  0,950  0,950  0,941  0,970  0,913

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  e  f  <-- classified as
483  0  3  0  0  0 | a = WALKING
25 430 16  3  0  3 | b = WALKING_UPSTAIRS
11  0 411  0  2  0 | c = WALKING_DOWNSTAIRS
 0  8  0 418 63  2 | d = SITTING
 1  0  0  9 522  0 | e = STANDING
 0  0  0  0  0 537 | f = LAYING

```

The 'result list' on the bottom left shows a list of classifier runs with timestamps and names like 'misc.InputMappedClassifier' and 'functions.LibLINEAR'.

Εικόνα 30. Αποτελέσματα ταξινομητή

Στην καρτέλα Clustering υπάρχουν ξεχωριστά οι αλγόριθμοι που χωρίζουν σε συστάδες τα δεδομένα και προβλέπουν την κλάση που ανήκουν, ουσιαστικά δηλαδή είναι το ίδιο με την classify απλά αφορά άλλου είδους αλγορίθμους.

Η καρτέλα associate έχει επίσης την ίδια χρήση με τις προηγούμενες δύο καθώς και πάλι διαφοροποιείται μόνο στο είδος των αλγορίθμων που επιλέγει ο χρήστης για την κατηγοριοποίηση και έχουν να κάνουν με τη δημιουργία κανόνων συσχέτισης στο σύνολο των χαρακτηριστικών του dataset.

Στην καρτέλα Select Attributes ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να επιλέξει έναν αριθμό χαρακτηριστικών από το σύνολο που πιστεύει ότι είναι περισσότερο χρήσιμα για την εξαγωγή συσχετίσεων καθώς μπορεί να υπάρχουν και χαρακτηριστικά τα οποία δεν προσφέρουν κάτι και σε συνδυασμό με διάφορες μεθόδους που αναζητούν τους καλύτερους συνδυασμούς αυτών των χαρακτηριστικών να καταλήξουν στην κατηγοριοποίηση.

Η καρτέλα Visualize παρέχει τη δυνατότητα να δει ο χρήστης σε μορφή διαγράμματος 2 διαστάσεων με χρώματα τις τιμές του χαρακτηριστικού από το δείγμα που επιλέγει

Η καρτέλα Auto-weka έχει προστεθεί στις τελευταίες εκδόσεις του προγράμματος και ουσιαστικά αναλαμβάνει να επιλέξει τον καλύτερο ταξινομητή μέσω μιας πρωτότυπης διαδικασίας βελτιστοποίησης Bayesian ώστε να βοηθήσει τους αρχάριους χρήστες να επιτύχουν τα καλύτερα αποτελέσματα χωρίς να σπαταλήσουν πολύ χρόνο.

3.4 Ρυθμίσεις ταξινομητών

Παρακάτω παρουσιάζονται οι παράμετροι κάθε ταξινομητή όπως φαίνονται στο weka και μπορούν να οριστούν από τον χρήστη

3.4.1 QDA

1. ridge παράμετρος

3.4.2 SMO

1. `buildLogisticModels`: ταιριάζει το λογιστικό μοντέλο στις εξόδους SVM.
2. `C`: καθορίζει την πολυπλοκότητα της σταθερής c , δηλαδή του άνω ορίου των τιμών των συντελεστών στην εξίσωση του υπερεπιπέδου.
3. `checksTurnedOff`: ενεργοποιεί χρονοβόρους ελέγχους.
4. `debug`: μας παρέχει συμπληρωματικές πληροφορίες.
5. `epsilon`: θέτει την τιμή του ϵ για το λάθος στρογγυλοποίησης.
6. `filterType`: καθορίζει πως τα δεδομένα εκπαίδευσης θα μετασχηματιστούν, δηλαδή αν θα γίνει κάποιου είδους μετασχηματισμός όπως κανονικοποίηση ή τυποποίηση ή δε θα γίνει τίποτα.
7. `numFolds`: αναφέρεται στον αριθμό των `folds` που χρησιμοποιούνται για `cross-validation` .
8. `randomSeed`: ορίζει τυχαίο αριθμό για τη διαδικασία `cross-validation` .
9. `toleranceParameter`: καθορίζει την παράμετρο ανοχής.

3.4.3 Simple logistic

1. `debug`: αν είναι `true` , ο ταξινομητής μπορεί να δώσει επιπλέον πληροφορίες στην κονσόλα.
2. `errorOnProbabilities`: αν είναι `true` , τότε χρησιμοποιεί το σφάλμα (`error`) για την πιθανότητα λάθους ως μέτρο για τον καλύτερο καθορισμό του αριθμού των επαναλήψεων.

3.4.4 Random forest

1. `-P`: μέγεθος κάθε συνόλου δέντρων απόφασης (`bag`), ως ποσοστό επί τις % του `dataset` εκπαίδευσης.
2. `-I`: αριθμός των επαναλήψεων (αριθμός των δέντρων του `random forest`).
3. `num slots` : αριθμός θυρίδων που εκτελούν εργασίες.
4. `-K`: αριθμός των χαρακτηριστικών που τυχαία θα ερευνηθούν.

5. -M: ελάχιστος αριθμός στιγμιότυπων ανά φύλλο.
6. -V: ορίζει την ελάχιστη αναλογία της διακύμανσης κλάσης της διακύμανσης εκπαίδευσης για τον διαχωρισμό.
7. -S: ένας αριθμός για αρχικοποίηση μιας γεννήτριας τυχαίων αριθμών.

3.4.5 Libsvm

1. -S: τύπος του SVM.
2. -K: τύπος της συνάρτησης πυρήνα.
3. -D: Βαθμός της συνάρτησης πυρήνα.
4. -G: παράμετρος gamma της συνάρτησης πυρήνα.
5. -R: αυτορυθμιζόμενος συντελεστής της συνάρτησης πυρήνα.
6. -N: παράμετρος nu των nu-SVC, one-class SVM, και nu-SVR.
7. -M: μέγεθος μνήμης cache σε MB.
8. -C: παράμετρος C των C-SVC, epsilon-SVR, και nu-SVR.
9. -E: παράμετρος ανοχής του κριτηρίου τερματισμού.
- 10 -P: παράμετρος epsilon της συνάρτησης απώλειας του epsilon-SVR.

3.4.6 LMT

1. -I: σταθερός αριθμός των επαναλήψεων του logicboost.
2. -M: ελάχιστος αριθμός στιγμιότυπων που ένας κόμβος μπορεί να χωριστεί.
3. -W: η παράμετρος beta για τον περιορισμό του βάρους στον logicboost.

3.4.7 LDA

- 1 -R: ridge παράμετρος

3.4.8 Liblinear

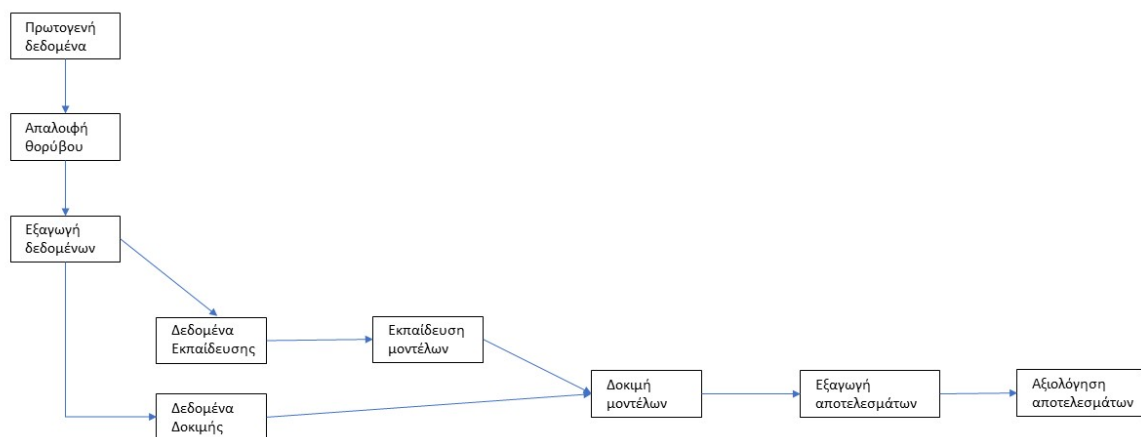
1. -S: ορισμός τύπου του λύτη.
2. -C: ορισμός της παραμέτρου του κόστους C.
3. -E: παράμετρος ανοχής του κριτηρίου τερματισμού.

4. -B: προσθήκη τιμής bias αν η δοθείσα τιμή είναι μεγαλύτερη του μηδέν, αλλιώς δεν προστίθεται τιμή.

5. -L: παράμετρος epsilon.

6. -I: μέγιστος αριθμός επαναλήψεων.

Συγκεντρωτικά στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται όλη η ροή της πληροφορίας που ξεκινάει με την συλλογή των δεδομένων μέχρι να φτάσουμε στα αποτελέσματα που προκύπτουν από τους διάφορους ταξινομητές.



Εικόνα 32. Διάγραμμα ροής της διαδικασίας της μηχανικής μάθησης

Κεφάλαιο 4

4. Περιγραφή χαρακτηριστικών και αποτελέσματα πειραμάτων

4.1 Περιγραφή Χαρακτηριστικών

Τα χαρακτηριστικά που έχουν επιλεγεί για αυτό το dataset προέρχονται από το επιταχυνσιόμετρο και το γυροσκόπιο 3 αξόνων που προκύπτουν τα ακατέργαστα σήματα $tAcc-XYZ$ και $tGyro-XYZ$. Αυτά τα σήματα στον τομέα του χρόνου (πρόθεμα «t» για να υποδηλώσουν χρόνο) καταγράφηκαν με σταθερό ρυθμό 50 Hz. Στη συνέχεια φιλτραρίστηκαν χρησιμοποιώντας την τεχνική του μεσαίου φίλτρου και ένα φίλτρο Butterworth χαμηλής διέλευσης 3ης τάξης με γωνιακή συχνότητα 20 Hz για την απομάκρυνση του θορύβου. Παρομοίως, το σήμα επιτάχυνσης διαχωρίστηκε στη συνέχεια σε σήματα επιτάχυνσης σώματος και βαρύτητας ($tBodyAcc-XYZ$ και $tGravityAcc-XYZ$) χρησιμοποιώντας ένα άλλο φίλτρο Butterworth χαμηλής διέλευσης με συχνότητα γωνίας 0,3 Hz. Στη συνέχεια, η γραμμική επιτάχυνση του σώματος και η γωνιακή ταχύτητα προήλθαν εγκαίρως για να καταγράψουμε την τιμή Jerk (η αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση ενός αντικειμένου σε σχέση με τον χρόνο) ($tBodyAccJerk-XYZ$ και $tBodyGyroJerk-XYZ$). Επίσης, το μέγεθος αυτών των σημάτων στους 3 άξονες υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας την ευκλείδεια νόρμα ($tBodyAccMag$, $tGravityAccMag$, $tBodyAccJerkMag$, $tBodyGyroMag$, $tBodyGyroJerkMag$). Τέλος εφαρμόστηκε μία Fast Fourier Transform (FFT) σε ορισμένα από αυτά τα σήματα και παράχθηκαν οι τιμές $fBodyAcc-XYZ$, $fBodyAccJerk-XYZ$, $fBodyGyro-XYZ$, $fBodyAccJerkMag$, $fBodyGyroMag$, $fBodyGyroJerkMag$. (πρόθεμα 'f' για να υποδηλώσει σήματα στον τομέα της συχνότητας)

Αυτά τα σήματα χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση μεταβλητών από το διάνυσμα χαρακτηριστικών για κάθε μοτίβο:

Το «-XYZ» χρησιμοποιείται για να υποδηλώσει τα σήματα στους 3 άξονες X, Y και Z.

Ακολουθεί η πλήρης λίστα των 561 χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται:

4.1.1 Γνωρίσματα στο πεδίο του χρόνου

Μ.Ο. επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

1 tBodyAcc-mean()-X

2 tBodyAcc-mean()-Y

3 tBodyAcc-mean()-Z

41 tGravityAcc-mean()-X

42 tGravityAcc-mean()-Y

43 tGravityAcc-mean()-Z

121 tBodyGyro-mean()-X

122 tBodyGyro-mean()-Y

123 tBodyGyro-mean()-Z

Τυπική απόκλιση επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

4 tBodyAcc-std()-X

5 tBodyAcc-std()-Y

6 tBodyAcc-std()-Z

44 tGravityAcc-std()-X

45 tGravityAcc-std()-Y

46 tGravityAcc-std()-Z

124 tBodyGyro-std()-X

125 tBodyGyro-std()-Y

126 tBodyGyro-std()-Z

Μέση απόλυτη απόκλιση επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

7 tBodyAcc-mad()-X

8 tBodyAcc-mad()-Y

9 tBodyAcc-mad()-Z

47 tGravityAcc-mad()-X

48 tGravityAcc-mad()-Y

49 tGravityAcc-mad()-Z

127 tBodyGyro-mad()-X

128 tBodyGyro-mad()-Y

129 tBodyGyro-mad()-Z

Μέγιστη τιμή επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

10 tBodyAcc-max()-X

11 tBodyAcc-max()-Y

12 tBodyAcc-max()-Z

50 tGravityAcc-max()-X

51 tGravityAcc-max()-Y

52 tGravityAcc-max()-Z

130 tBodyGyro-max()-X

131 tBodyGyro-max()-Y

132 tBodyGyro-max()-Z

Ελάχιστη τιμή επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

13 tBodyAcc-min()-X

14 tBodyAcc-min()-Y

15 tBodyAcc-min()-Z

53 tGravityAcc-min()-X

54 tGravityAcc-min()-Y

55 tGravityAcc-min()-Z

133 tBodyGyro-min()-X

134 tBodyGyro-min()-Y

135 tBodyGyro-min()-Z

Signal magnitude area τιμή της επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

16 tBodyAcc-sma()

56 tGravityAcc-sma()

136 tBodyGyro-sma()

Ενέργεια επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

17 tBodyAcc-energy()-X

18 tBodyAcc-energy()-Y

19 tBodyAcc-energy()-Z

57 tGravityAcc-energy()-X

58 tGravityAcc-energy()-Y

59 tGravityAcc-energy()-Z

137 tBodyGyro-energy()-X

138 tBodyGyro-energy()-Y

139 tBodyGyro-energy()-Z

Διατεταρτημοριακό εύρος επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

20 tBodyAcc-iqr()-X

21 tBodyAcc-iqr()-Y

22 tBodyAcc-iqr()-Z

60 tGravityAcc-iqr()-X

61 tGravityAcc-iqr()-Y

62 tGravityAcc-iqr()-Z

140 tBodyGyro-iqr()-X

141 tBodyGyro-iqr()-Y

142 tBodyGyro-iqr()-Z

Εντροπία επιτάχυνσης του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

23 tBodyAcc-entropy()-X

24 tBodyAcc-entropy()-Y

25 tBodyAcc-entropy()-Z

63 tGravityAcc-entropy()-X

64 tGravityAcc-entropy()-Y

65 tGravityAcc-entropy()-Z

143 tBodyGyro-entropy()-X

144 tBodyGyro-entropy()-Y

145 tBodyGyro-entropy()-Z

Αυτορρυθμιζόμενοι συντελεστές επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες, τάξης 4 – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

26 tBodyAcc-arCoeff()-X,1

27 tBodyAcc-arCoeff()-X,2

28 tBodyAcc-arCoeff()-X,3

29 tBodyAcc-arCoeff()-X,4

30 tBodyAcc-arCoeff()-Y,1

31 tBodyAcc-arCoeff()-Y,2

32 tBodyAcc-arCoeff()-Y,3

33 tBodyAcc-arCoeff()-Y,4

34 tBodyAcc-arCoeff()-Z,1

35 tBodyAcc-arCoeff()-Z,2

36 tBodyAcc-arCoeff()-Z,3

37 tBodyAcc-arCoeff()-Z,4

66 tGravityAcc-arCoeff()-X,1

67 tGravityAcc-arCoeff()-X,2

68 tGravityAcc-arCoeff()-X,3

69 tGravityAcc-arCoeff()-X,4

70 tGravityAcc-arCoeff()-Y,1

71 tGravityAcc-arCoeff()-Y,2

72 tGravityAcc-arCoeff()-Y,3

73 tGravityAcc-arCoeff()-Y,4

74 tGravityAcc-arCoeff()-Z,1

75 tGravityAcc-arCoeff()-Z,2

76 tGravityAcc-arCoeff()-Z,3
77 tGravityAcc-arCoeff()-Z,4
146 tBodyGyro-arCoeff()-X,1
147 tBodyGyro-arCoeff()-X,2
148 tBodyGyro-arCoeff()-X,3
149 tBodyGyro-arCoeff()-X,4
150 tBodyGyro-arCoeff()-Y,1
151 tBodyGyro-arCoeff()-Y,2
152 tBodyGyro-arCoeff()-Y,3
153 tBodyGyro-arCoeff()-Y,4
154 tBodyGyro-arCoeff()-Z,1
155 tBodyGyro-arCoeff()-Z,2
156 tBodyGyro-arCoeff()-Z,3
157 tBodyGyro-arCoeff()-Z,4

Συντελεστές συσχέτισης μεταξύ δύο σημάτων επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

38 tBodyAcc-correlation()-X,Y
39 tBodyAcc-correlation()-X,Z
40 tBodyAcc-correlation()-Y,Z
78 tGravityAcc-correlation()-X,Y
79 tGravityAcc-correlation()-X,Z
80 tGravityAcc-correlation()-Y,Z
158 tBodyGyro-correlation()-X,Y
159 tBodyGyro-correlation()-X,Z

160 tBodyGyro-correlation()-Y,Z

Μ.Ο. της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

81 tBodyAccJerk-mean()-X

82 tBodyAccJerk-mean()-Y

83 tBodyAccJerk-mean()-Z

161 tBodyGyroJerk-mean()-X

162 tBodyGyroJerk-mean()-Y

163 tBodyGyroJerk-mean()-Z

Μ.Ο. της τυπικής απόκλισης της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

84 tBodyAccJerk-std()-X

85 tBodyAccJerk-std()-Y

86 tBodyAccJerk-std()-Z

164 tBodyGyroJerk-std()-X

165 tBodyGyroJerk-std()-Y

166 tBodyGyroJerk-std()-Z

Μέση απόλυτη απόκλιση της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

87 tBodyAccJerk-mad()-X

88 tBodyAccJerk-mad()-Y

89 tBodyAccJerk-mad()-Z

167 tBodyGyroJerk-mad()-X

168 tBodyGyroJerk-mad()-Y

169 tBodyGyroJerk-mad()-Z

Μέγιστη τιμή της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

90 tBodyAccJerk-max()-X

91 tBodyAccJerk-max()-Y

92 tBodyAccJerk-max()-Z

170 tBodyGyroJerk-max()-X

171 tBodyGyroJerk-max()-Y

172 tBodyGyroJerk-max()-Z

Ελάχιστη τιμή της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

93 tBodyAccJerk-min()-X

94 tBodyAccJerk-min()-Y

95 tBodyAccJerk-min()-Z

173 tBodyGyroJerk-min()-X

174 tBodyGyroJerk-min()-Y

175 tBodyGyroJerk-min()-Z

Signal magnitude area τιμή της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

96 tBodyAccJerk-sma()

176 tBodyGyroJerk-sma()

Ενέργεια της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

97 tBodyAccJerk-energy()-X

98 tBodyAccJerk-energy()-Y

99 tBodyAccJerk-energy()-Z

177 tBodyGyroJerk-energy()-X

178 tBodyGyroJerk-energy()-Y

179 tBodyGyroJerk-energy()-Z

Διατεταρτημοριακό εύρος της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

100 tBodyAccJerk-iqr()-X

101 tBodyAccJerk-iqr()-Y

102 tBodyAccJerk-iqr()-Z

180 tBodyGyroJerk-iqr()-X

181 tBodyGyroJerk-iqr()-Y

182 tBodyGyroJerk-iqr()-Z

Εντροπία της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

103 tBodyAccJerk-entropy()-X

104 tBodyAccJerk-entropy()-Y

105 tBodyAccJerk-entropy()-Z

183 tBodyGyroJerk-entropy()-X

184 tBodyGyroJerk-entropy()-Y

185 tBodyGyroJerk-entropy()-Z

Αυτορρυθμιζόμενοι συντελεστές της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες, τάξης 4 – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

106 tBodyAccJerk-arCoeff()-X,1

107 tBodyAccJerk-arCoeff()-X,2

108 tBodyAccJerk-arCoeff()-X,3

109 tBodyAccJerk-arCoeff()-X,4

110 tBodyAccJerk-arCoeff()-Y,1

111 tBodyAccJerk-arCoeff()-Y,2

112 tBodyAccJerk-arCoeff()-Y,3

113 tBodyAccJerk-arCoeff()-Y,4

114 tBodyAccJerk-arCoeff()-Z,1

115 tBodyAccJerk-arCoeff()-Z,2

116 tBodyAccJerk-arCoeff()-Z,3

117 tBodyAccJerk-arCoeff()-Z,4

186 tBodyGyroJerk-arCoeff()-X,1

187 tBodyGyroJerk-arCoeff()-X,2

188 tBodyGyroJerk-arCoeff()-X,3

189 tBodyGyroJerk-arCoeff()-X,4

190 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Y,1

191 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Y,2

192 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Y,3

193 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Y,4

194 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Z,1

195 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Z,2

196 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Z,3

197 tBodyGyroJerk-arCoeff()-Z,4

Συντελεστές συσχέτισης μεταξύ δύο σημάτων της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

118 tBodyAccJerk-correlation()-X,Y

119 tBodyAccJerk-correlation()-X,Z

120 tBodyAccJerk-correlation()-Y,Z

198 tBodyGyroJerk-correlation()-X,Y

199 tBodyGyroJerk-correlation()-X,Z

200 tBodyGyroJerk-correlation()-Y,Z

Οι αντίστοιχες τιμές του χαρακτηριστικού magnitude στο πεδίο του χρόνου της τιμής της επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

201 tBodyAccMag-mean() Μ.Ο.

202 tBodyAccMag-std() Τυπική απόκλιση

203 tBodyAccMag-mad() Μέση απόκλιση

204 tBodyAccMag-max() Μέγιστη τιμή

205 tBodyAccMag-min() Ελάχιστη τιμή

206 tBodyAccMag-sma() Signal Magnitude Area

207 tBodyAccMag-energy() Ενέργεια

208 tBodyAccMag-iqr() Διατεταρτημοριακό εύρος

209 tBodyAccMag-entropy() Εντροπία

210 tBodyAccMag-arCoeff()1 Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής

211	tBodyAccMag-arCoeff()2	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
212	tBodyAccMag-arCoeff()3	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
213	tBodyAccMag-arCoeff()4	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
214	tGravityAccMag-mean()	M.O.
215	tGravityAccMag-std()	Τυπική απόκλιση
216	tGravityAccMag-mad()	Μέση απόκλιση
217	tGravityAccMag-max()	Μέγιστη τιμή
218	tGravityAccMag-min()	Ελάχιστη τιμή
219	tGravityAccMag-sma()	Signal Magnitude Area
220	tGravityAccMag-energy()	Ενέργεια
221	tGravityAccMag-iqr()	Διατεταρτημοριακό εύρος
222	tGravityAccMag-entropy()	Εντροπία
223	tGravityAccMag-arCoeff()1	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
224	tGravityAccMag-arCoeff()2	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
225	tGravityAccMag-arCoeff()3	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
226	tGravityAccMag-arCoeff()4	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
240	tBodyGyroMag-mean()	M.O.
241	tBodyGyroMag-std()	Τυπική απόκλιση
242	tBodyGyroMag-mad()	Μέση απόκλιση
243	tBodyGyroMag-max()	Μέγιστη τιμή
244	tBodyGyroMag-min()	Ελάχιστη τιμή
245	tBodyGyroMag-sma()	Signal Magnitude Area
246	tBodyGyroMag-energy()	Ενέργεια
247	tBodyGyroMag-iqr()	Διατεταρτημοριακό εύρος

248 tBodyGyroMag-entropy()	εντροπία
249 tBodyGyroMag-arCoeff()1	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
250 tBodyGyroMag-arCoeff()2	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
251 tBodyGyroMag-arCoeff()3	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
252 tBodyGyroMag-arCoeff()4	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής

Οι αντίστοιχες τιμές του χαρακτηριστικού magnitude της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) της επιτάχυνσης του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

227 tBodyAccJerkMag-mean()	Μ.Ο.
228 tBodyAccJerkMag-std()	Τυπική απόκλιση
229 tBodyAccJerkMag-mad()	Μέση απόκλιση
230 tBodyAccJerkMag-max()	Μέγιστη τιμή
231 tBodyAccJerkMag-min()	Ελάχιστη τιμή
232 tBodyAccJerkMag-sma()	Signal Magnitude Area
233 tBodyAccJerkMag-energy()	Ενέργεια
234 tBodyAccJerkMag-iqr()	Διατεταρτημοριακό εύρος
235 tBodyAccJerkMag-entropy()	Εντροπία
236 tBodyAccJerkMag-arCoeff()1	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
237 tBodyAccJerkMag-arCoeff()2	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
238 tBodyAccJerkMag-arCoeff()3	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
239 tBodyAccJerkMag-arCoeff()4	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής

Οι αντίστοιχες τιμές του χαρακτηριστικού magnitude της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) της επιτάχυνσης του σώματος – μέτρηση από γυροσκόπιο

253 tBodyGyroJerkMag-mean()	Μ.Ο.
254 tBodyGyroJerkMag-std()	Τυπική απόκλιση
255 tBodyGyroJerkMag-mad()	Μέση απόκλιση
256 tBodyGyroJerkMag-max()	Μέγιστη τιμή
257 tBodyGyroJerkMag-min()	Ελάχιστη τιμή
258 tBodyGyroJerkMag-sma()	Signal Magnitude Area
259 tBodyGyroJerkMag-energy()	Ενέργεια
260 tBodyGyroJerkMag-iqr()	Διατεταρτημοριακό εύρος
261 tBodyGyroJerkMag-entropy()	Εντροπία
262 tBodyGyroJerkMag-arCoeff()1	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
263 tBodyGyroJerkMag-arCoeff()2	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
264 tBodyGyroJerkMag-arCoeff()3	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής
265 tBodyGyroJerkMag-arCoeff()4	Αυτορρυθμιζόμενος Συντελεστής

4.1.2 Γνωρίσματα στο πεδίο της συχνότητας

Ακολουθούν μετά την μετατροπή fourier οι αντίστοιχες τιμές στο πεδίο της συχνότητας

Μ.Ο. επιτάχυνσης του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

266 fBodyAcc-mean()-X
267 fBodyAcc-mean()-Y
268 fBodyAcc-mean()-Z
424 fBodyGyro-mean()-X

425 fBodyGyro-mean()-Y

426 fBodyGyro-mean()-Z

**Τυπική απόκλιση επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες
- μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο**

269 fBodyAcc-std()-X

270 fBodyAcc-std()-Y

271 fBodyAcc-std()-Z

427 fBodyGyro-std()-X

428 fBodyGyro-std()-Y

429 fBodyGyro-std()-Z

**Μέση απόλυτη απόκλιση επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3
άξονες - μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο**

272 fBodyAcc-mad()-X

273 fBodyAcc-mad()-Y

274 fBodyAcc-mad()-Z

430 fBodyGyro-mad()-X

431 fBodyGyro-mad()-Y

432 fBodyGyro-mad()-Z

**Μέγιστη τιμή επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες -
μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο**

275 fBodyAcc-max()-X

276 fBodyAcc-max()-Y

277 fBodyAcc-max()-Z

433 fBodyGyro-max()-X

434 fBodyGyro-max()-Y

435 fBodyGyro-max()-Z

Ελάχιστη τιμή επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

278 fBodyAcc-min()-X

279 fBodyAcc-min()-Y

280 fBodyAcc-min()-Z

436 fBodyGyro-min()-X

437 fBodyGyro-min()-Y

438 fBodyGyro-min()-Z

Signal magnitude area, μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

281 fBodyAcc-sma()

439 fBodyGyro-sma()

Ενέργεια επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

282 fBodyAcc-energy()-X

283 fBodyAcc-energy()-Y

284 fBodyAcc-energy()-Z

440 fBodyGyro-energy()-X

441 fBodyGyro-energy()-Y

442 fBodyGyro-energy()-Z

Διατεταρτημοριακό εύρος της επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

285 fBodyAcc-iqr()-X

286 fBodyAcc-iqr()-Y

287 fBodyAcc-iqr()-Z

443 fBodyGyro-iqr()-X

444 fBodyGyro-iqr()-Y

445 fBodyGyro-iqr()-Z

Εντροπία επιτάχυνσης του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

288 fBodyAcc-entropy()-X

289 fBodyAcc-entropy()-Y

290 fBodyAcc-entropy()-Z

446 fBodyGyro-entropy()-X

447 fBodyGyro-entropy()-Y

448 fBodyGyro-entropy()-Z

Το μεγαλύτερο μέγεθος συχνότητας της επιτάχυνσης του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

291 fBodyAcc-maxInds-X

292 fBodyAcc-maxInds-Y

293 fBodyAcc-maxInds-Z

449 fBodyGyro-maxInds-X

450 fBodyGyro-maxInds-Y

451 fBodyGyro-maxInds-Z

Μέση συχνότητα της επιτάχυνσης του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

294 fBodyAcc-meanFreq()-X

295 fBodyAcc-meanFreq()-Y

296 fBodyAcc-meanFreq()-Z

452 fBodyGyro-meanFreq()-X

453 fBodyGyro-meanFreq()-Y

454 fBodyGyro-meanFreq()-Z

Ασσυμετρία και κύρτωση της επιτάχυνσης του σώματος στο πεδίο της συχνότητας – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

297 fBodyAcc-skewness()-X

298 fBodyAcc-kurtosis()-X

299 fBodyAcc-skewness()-Y

300 fBodyAcc-kurtosis()-Y

301 fBodyAcc-skewness()-Z

302 fBodyAcc-kurtosis()-Z

455 fBodyGyro-skewness()-X

456 fBodyGyro-kurtosis()-X

457 fBodyGyro-skewness()-Y

458 fBodyGyro-kurtosis()-Y

459 fBodyGyro-skewness()-Z

460 fBodyGyro-kurtosis()-Z

Ενέργεια της επιτάχυνσης του σώματος ενός εσωτερικού διαστήματος από το παράθυρο των 64 bins του μετασχηματισμού fourier – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

303 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,8

304 fBodyAcc-bandsEnergy()-9,16

305 fBodyAcc-bandsEnergy()-17,24

306 fBodyAcc-bandsEnergy()-25,32

307 fBodyAcc-bandsEnergy()-33,40

308 fBodyAcc-bandsEnergy()-41,48

309 fBodyAcc-bandsEnergy()-49,56
310 fBodyAcc-bandsEnergy()-57,64
311 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,16
312 fBodyAcc-bandsEnergy()-17,32
313 fBodyAcc-bandsEnergy()-33,48
314 fBodyAcc-bandsEnergy()-49,64
315 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,24
316 fBodyAcc-bandsEnergy()-25,48
317 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,8
318 fBodyAcc-bandsEnergy()-9,16
319 fBodyAcc-bandsEnergy()-17,24
320 fBodyAcc-bandsEnergy()-25,32
321 fBodyAcc-bandsEnergy()-33,40
322 fBodyAcc-bandsEnergy()-41,48
323 fBodyAcc-bandsEnergy()-49,56
324 fBodyAcc-bandsEnergy()-57,64
325 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,16
326 fBodyAcc-bandsEnergy()-17,32
327 fBodyAcc-bandsEnergy()-33,48
328 fBodyAcc-bandsEnergy()-49,64
329 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,24
330 fBodyAcc-bandsEnergy()-25,48
331 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,8
332 fBodyAcc-bandsEnergy()-9,16

333 fBodyAcc-bandsEnergy()-17,24
334 fBodyAcc-bandsEnergy()-25,32
335 fBodyAcc-bandsEnergy()-33,40
336 fBodyAcc-bandsEnergy()-41,48
337 fBodyAcc-bandsEnergy()-49,56
338 fBodyAcc-bandsEnergy()-57,64
339 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,16
340 fBodyAcc-bandsEnergy()-17,32
341 fBodyAcc-bandsEnergy()-33,48
342 fBodyAcc-bandsEnergy()-49,64
343 fBodyAcc-bandsEnergy()-1,24
344 fBodyAcc-bandsEnergy()-25,48
461 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,8
462 fBodyGyro-bandsEnergy()-9,16
463 fBodyGyro-bandsEnergy()-17,24
464 fBodyGyro-bandsEnergy()-25,32
465 fBodyGyro-bandsEnergy()-33,40
466 fBodyGyro-bandsEnergy()-41,48
467 fBodyGyro-bandsEnergy()-49,56
468 fBodyGyro-bandsEnergy()-57,64
469 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,16
470 fBodyGyro-bandsEnergy()-17,32
471 fBodyGyro-bandsEnergy()-33,48
472 fBodyGyro-bandsEnergy()-49,64

473 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,24
474 fBodyGyro-bandsEnergy()-25,48
475 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,8
476 fBodyGyro-bandsEnergy()-9,16
477 fBodyGyro-bandsEnergy()-17,24
478 fBodyGyro-bandsEnergy()-25,32
479 fBodyGyro-bandsEnergy()-33,40
480 fBodyGyro-bandsEnergy()-41,48
481 fBodyGyro-bandsEnergy()-49,56
482 fBodyGyro-bandsEnergy()-57,64
483 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,16
484 fBodyGyro-bandsEnergy()-17,32
485 fBodyGyro-bandsEnergy()-33,48
486 fBodyGyro-bandsEnergy()-49,64
487 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,24
488 fBodyGyro-bandsEnergy()-25,48
489 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,8
490 fBodyGyro-bandsEnergy()-9,16
491 fBodyGyro-bandsEnergy()-17,24
492 fBodyGyro-bandsEnergy()-25,32
493 fBodyGyro-bandsEnergy()-33,40
494 fBodyGyro-bandsEnergy()-41,48
495 fBodyGyro-bandsEnergy()-49,56
496 fBodyGyro-bandsEnergy()-57,64

- 497 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,16
- 498 fBodyGyro-bandsEnergy()-17,32
- 499 fBodyGyro-bandsEnergy()-33,48
- 500 fBodyGyro-bandsEnergy()-49,64
- 501 fBodyGyro-bandsEnergy()-1,24
- 502 fBodyGyro-bandsEnergy()-25,48

Μ.Ο. της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

- 345 fBodyAccJerk-mean()-X
- 346 fBodyAccJerk-mean()-Y
- 347 fBodyAccJerk-mean()-Z

Τυπική απόκλιση της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

- 348 fBodyAccJerk-std()-X
- 349 fBodyAccJerk-std()-Y
- 350 fBodyAccJerk-std()-Z

Μέση απόλυτη απόκλιση της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

- 351 fBodyAccJerk-mad()-X
- 352 fBodyAccJerk-mad()-Y
- 353 fBodyAccJerk-mad()-Z

Μέγιστη τιμή της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

354 fBodyAccJerk-max()-X

355 fBodyAccJerk-max()-Y

356 fBodyAccJerk-max()-Z

Ελάχιστη τιμή της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

357 fBodyAccJerk-min()-X

358 fBodyAccJerk-min()-Y

359 fBodyAccJerk-min()-Z

Signal magnitude area τιμή της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του σώματος στους 3 άξονες – μέτρηση από το επιταχυνσιόμετρο

360 fBodyAccJerk-sma()

Ενέργεια της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

361 fBodyAccJerk-energy()-X

362 fBodyAccJerk-energy()-Y

363 fBodyAccJerk-energy()-Z

Διατεταρτημοριακό εύρος της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

364 fBodyAccJerk-iqr()-X

365 fBodyAccJerk-iqr()-Y

366 fBodyAccJerk-iqr()-Z

Εντροπία της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

367 fBodyAccJerk-entropy()-X

368 fBodyAccJerk-entropy()-Y

369 fBodyAccJerk-entropy()-Z

Το μεγαλύτερο μέγεθος συχνότητας της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

370 fBodyAccJerk-maxInds-X

371 fBodyAccJerk-maxInds-Y

372 fBodyAccJerk-maxInds-Z

Μέση συχνότητα της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

373 fBodyAccJerk-meanFreq()-X

374 fBodyAccJerk-meanFreq()-Y

375 fBodyAccJerk-meanFreq()-Z

Ασσυμετρία και κύρτωση της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) στο πεδίο της συχνότητας για την επιτάχυνση του σώματος – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο

376 fBodyAccJerk-skewness()-X

377 fBodyAccJerk-kurtosis()-X

378 fBodyAccJerk-skewness()-Y

379 fBodyAccJerk-kurtosis()-Y

380 fBodyAccJerk-skewness()-Z

381 fBodyAccJerk-kurtosis()-Z

Ενέργεια της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) ενός εσωτερικού διαστήματος από το παράθυρο των 64 bins του μετασχηματισμού fourier – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

382 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,8

383 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-9,16

384 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-17,24

385 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-25,32

386 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-33,40

387 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-41,48

388 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-49,56

389 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-57,64

390 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,16

391 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-17,32

392 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-33,48

393 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-49,64

394 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,24

395 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-25,48

396 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,8

397 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-9,16

398 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-17,24

399 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-25,32

400 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-33,40

401 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-41,48
402 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-49,56
403 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-57,64
404 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,16
405 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-17,32
406 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-33,48
407 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-49,64
408 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,24
409 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-25,48
410 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,8
411 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-9,16
412 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-17,24
413 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-25,32
414 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-33,40
415 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-41,48
416 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-49,56
417 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-57,64
418 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,16
419 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-17,32
420 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-33,48
421 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-49,64
422 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-1,24
423 fBodyAccJerk-bandsEnergy()-25,48

Οι αντίστοιχες τιμές του χαρακτηριστικού magnitude στο πεδίο της συχνότητας της τιμής της επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας – μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

503	fBodyAccMag-mean()	Μ.Ο.
504	fBodyAccMag-std()	Τυπική απόκλιση
505	fBodyAccMag-mad()	Μέση απόκλιση
506	fBodyAccMag-max()	Μέγιστη τιμή
507	fBodyAccMag-min()	Ελάχιστη τιμή
508	fBodyAccMag-sma()	Τιμή sma
509	fBodyAccMag-energy()	Ενέργεια
510	fBodyAccMag-iqr()	Διατεταρτημοριακό εύρος
511	fBodyAccMag-entropy()	Εντροπία
512	fBodyAccMag-maxInds	Μέγιστο μέγεθος συχνότητας
513	fBodyAccMag-meanFreq()	Μέση συχνότητα
514	fBodyAccMag-skewness()	Ασσυμετρία
515	fBodyAccMag-kurtosis()	Κύρτωση
529	fBodyBodyGyroMag-mean()	Μ.Ο.
530	fBodyBodyGyroMag-std()	Τυπική απόκλιση
531	fBodyBodyGyroMag-mad()	Μέση απόκλιση
532	fBodyBodyGyroMag-max()	Μέγιστη τιμή
533	fBodyBodyGyroMag-min()	Ελάχιστη τιμή
534	fBodyBodyGyroMag-sma()	Τιμή sma
535	fBodyBodyGyroMag-energy()	Ενέργεια
536	fBodyBodyGyroMag-iqr()	Διατεταρτημοριακό εύρος
537	fBodyBodyGyroMag-entropy()	Εντροπία

538 fBodyBodyGyroMag-maxInds	Μέγιστο μέγεθος συχνότητας
539 fBodyBodyGyroMag-meanFreq()	Μέση συχνότητα
540 fBodyBodyGyroMag-skewness()	Ασσυμετρία
541 fBodyBodyGyroMag-kurtosis()	Κύρτωση

Οι αντίστοιχες τιμές της τιμής (αναλογία με την οποία μεταβάλλεται η επιτάχυνση σε σχέση με τον χρόνο) του χαρακτηριστικού magnitude στο πεδίο της συχνότητας της τιμής της επιτάχυνσης του σώματος και της βαρύτητας - μέτρηση από επιταχυνσιόμετρο και γυροσκόπιο

516 fBodyBodyAccJerkMag-mean()	Μ.Ο.
517 fBodyBodyAccJerkMag-std()	Τυπική απόκλιση
518 fBodyBodyAccJerkMag-mad()	Μέση απόκλιση
519 fBodyBodyAccJerkMag-max()	Μέγιστη τιμή
520 fBodyBodyAccJerkMag-min()	Ελάχιστη τιμή
521 fBodyBodyAccJerkMag-sma()	Τιμή sma
522 fBodyBodyAccJerkMag-energy()	Ενέργεια
523 fBodyBodyAccJerkMag-iqr()	Διατεταρτημοριακό εύρος
524 fBodyBodyAccJerkMag-entropy()	Εντροπία
525 fBodyBodyAccJerkMag-maxInds	Μέγιστο μέγεθος συχνότητας
526 fBodyBodyAccJerkMag-meanFreq()	Μέση συχνότητα
527 fBodyBodyAccJerkMag-skewness()	Ασσυμετρία
528 fBodyBodyAccJerkMag-kurtosis()	Κύρτωση
542 fBodyBodyGyroJerkMag-mean()	Μ.Ο.
543 fBodyBodyGyroJerkMag-std()	Τυπική απόκλιση
544 fBodyBodyGyroJerkMag-mad()	Μέση απόκλιση
545 fBodyBodyGyroJerkMag-max()	Μέγιστη τιμή

546 fBodyBodyGyroJerkMag-min() Ελάχιστη τιμή
547 fBodyBodyGyroJerkMag-sma() Τιμή sma
548 fBodyBodyGyroJerkMag-energy() Ενέργεια
549 fBodyBodyGyroJerkMag-iqr() Διατεταρτημοριακό εύρος
550 fBodyBodyGyroJerkMag-entropy() Εντροπία
551 fBodyBodyGyroJerkMag-maxInds Μέγιστο μέγεθος συχνότητας
552 fBodyBodyGyroJerkMag-meanFreq() Μέση συχνότητα
553 fBodyBodyGyroJerkMag-skewness() Ασσυμετρία
554 fBodyBodyGyroJerkMag-kurtosis() Κύρτωση

Η γωνία μεταξύ των αντίστοιχων διανυσμάτων

555 angle(tBodyAccMean,gravity)
556 angle(tBodyAccJerkMean),gravityMean)
557 angle(tBodyGyroMean,gravityMean)
558 angle(tBodyGyroJerkMean,gravityMean)
559 angle(X,gravityMean)
560 angle(Y,gravityMean)
561 angle(Z,gravityMean)

4.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων ταξινομητών

4.2.1 Ταξινομητής functions.QDA

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2730	92.6366 %
Incorrectly Classified Instances	217	7.3634 %
Kappa statistic	0.9115	
Mean absolute error	0.0247	
Root mean squared error	0.1562	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,872	0,003	0,984	0,872	0,925	0,913	0,980	0,953	WALKING
	0,979	0,021	0,902	0,979	0,939	0,927	0,986	0,905	WALKING_UPSTAIRS
	0,925	0,027	0,852	0,925	0,887	0,868	0,985	0,854	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,839	0,007	0,958	0,839	0,895	0,878	0,978	0,928	SITTING
	0,936	0,030	0,872	0,936	0,903	0,882	0,970	0,876	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,926	0,014	0,930	0,926	0,926	0,913	0,983	0,922	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
424	4	58	0	0	0	a = WALKING
0	467	10	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
7	25	392	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	6	0	412	73	0	d = SITTING
0	16	0	18	498	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

4.2.2 Ταξινομητής Random Forest

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2741	93.0098 %
Incorrectly Classified Instances	206	6.9902 %
Kappa statistic	0.916	
Mean absolute error	0.0749	
Root mean squared error	0.1565	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,969	0,028	0,872	0,969	0,918	0,903	0,997	0,985	WALKING
	0,901	0,020	0,896	0,901	0,899	0,879	0,990	0,950	WALKING_UPSTAIRS
	0,811	0,009	0,937	0,811	0,870	0,853	0,987	0,932	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,890	0,004	0,978	0,890	0,932	0,920	0,998	0,988	SITTING
	0,981	0,022	0,906	0,981	0,942	0,930	0,998	0,990	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,930	0,014	0,932	0,930	0,930	0,917	0,995	0,976	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
471	5	10	0	0	0	a = WALKING
34	430	13	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
35	45	344	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	0	0	437	54	0	d = SITTING
0	0	0	10	522	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

4.2.3 Ταξινομητής Libsvm

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2756	93.5188 %
Incorrectly Classified Instances	191	6.4812 %
Kappa statistic	0.9221	
Mean absolute error	0.0216	
Root mean squared error	0.147	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,992	0,016	0,925	0,992	0,957	0,949	0,988	0,919	WALKING
	0,948	0,013	0,936	0,948	0,942	0,930	0,968	0,895	WALKING_UPSTAIRS
	0,880	0,005	0,969	0,880	0,922	0,911	0,937	0,870	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,864	0,018	0,906	0,864	0,884	0,862	0,923	0,805	SITTING
	0,917	0,027	0,882	0,917	0,900	0,877	0,945	0,824	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,935	0,013	0,936	0,935	0,935	0,922	0,961	0,887	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
482	0	4	0	0	0	a = WALKING
17	452	8	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
22	29	373	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	2	0	424	65	0	d = SITTING
0	0	0	44	488	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

4.2.4 Ταξινομητής simple logistic

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2805	95.1815 %
Incorrectly Classified Instances	142	4.8185 %
Kappa statistic	0.9421	
Mean absolute error	0.0219	
Root mean squared error	0.1123	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,994	0,013	0,938	0,994	0,965	0,958	0,999	0,991	WALKING
	0,950	0,010	0,950	0,950	0,950	0,940	0,992	0,981	WALKING_UPSTAIRS
	0,929	0,003	0,983	0,929	0,955	0,948	0,991	0,967	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,866	0,007	0,959	0,866	0,910	0,895	0,994	0,974	SITTING
	0,964	0,025	0,894	0,964	0,928	0,912	0,996	0,981	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,952	0,010	0,953	0,952	0,952	0,943	0,995	0,983	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
483	2	1	0	0	0	a = WALKING
18	453	6	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
13	17	394	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	5	0	425	61	0	d = SITTING
1	0	0	18	513	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

4.2.5 Ταξινομητής LMT

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2811	95.3851 %
Incorrectly Classified Instances	136	4.6149 %
Kappa statistic	0.9445	
Mean absolute error	0.0166	
Root mean squared error	0.1159	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	1,000	0,017	0,919	1,000	0,958	0,950	0,998	0,990	WALKING
	0,925	0,003	0,984	0,925	0,954	0,946	0,996	0,988	WALKING_UPSTAIRS
	0,953	0,002	0,985	0,953	0,969	0,964	0,991	0,968	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,884	0,009	0,950	0,884	0,916	0,900	0,995	0,977	SITTING
	0,957	0,024	0,899	0,957	0,927	0,911	0,996	0,979	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,954	0,010	0,955	0,954	0,954	0,945	0,996	0,984	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
486	0	0	0	0	0	a = WALKING
30	441	6	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
13	7	404	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	0	0	434	57	0	d = SITTING
0	0	0	23	509	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

4.2.6 Ταξινομητής SMO

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2817	95.5887 %
Incorrectly Classified Instances	130	4.4113 %
Kappa statistic	0.947	
Mean absolute error	0.2233	
Root mean squared error	0.3115	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,992	0,015	0,931	0,992	0,960	0,953	0,993	0,933	WALKING
	0,937	0,005	0,974	0,937	0,955	0,947	0,988	0,938	WALKING_UPSTAIRS
	0,946	0,004	0,973	0,946	0,959	0,953	0,989	0,944	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,884	0,007	0,964	0,884	0,922	0,909	0,972	0,890	SITTING
	0,970	0,023	0,904	0,970	0,936	0,922	0,985	0,892	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,956	0,009	0,957	0,956	0,956	0,948	0,988	0,933	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
482	1	3	0	0	0	a = WALKING
22	447	8	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
14	9	401	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	2	0	434	55	0	d = SITTING
0	0	0	16	516	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

4.2.7 Ταξινομητής LDA

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2822	95.7584 %
Incorrectly Classified Instances	125	4.2416 %
Kappa statistic	0.949	
Mean absolute error	0.0146	
Root mean squared error	0.1103	
Relative absolute error	5.2796 %	
Root relative squared error	29.6105 %	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,990	0,010	0,952	0,990	0,971	0,965	0,998	0,977	WALKING
	0,962	0,008	0,960	0,962	0,961	0,954	0,997	0,986	WALKING_UPSTAIRS
	0,941	0,002	0,985	0,941	0,963	0,957	0,991	0,967	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,888	0,009	0,952	0,888	0,919	0,904	0,993	0,974	SITTING
	0,959	0,022	0,904	0,959	0,931	0,915	0,994	0,954	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,958	0,009	0,958	0,958	0,957	0,949	0,996	0,977	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
481	5	0	0	0	0	a = WALKING
12	459	6	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
12	13	399	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	1	0	436	54	0	d = SITTING
0	0	0	22	510	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

4.2.8 Ταξινομητής Liblinear

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	2822	95.7584 %
Incorrectly Classified Instances	125	4.2416 %
Kappa statistic	0.949	
Mean absolute error	0.0146	
Root mean squared error	0.1103	
Relative absolute error	5.2796 %	
Root relative squared error	29.6105 %	
Total Number of Instances	2947	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,990	0,010	0,952	0,990	0,971	0,965	0,998	0,977	WALKING
	0,962	0,008	0,960	0,962	0,961	0,954	0,997	0,986	WALKING_UPSTAIRS
	0,941	0,002	0,985	0,941	0,963	0,957	0,991	0,967	WALKING_DOWNSTAIRS
	0,888	0,009	0,952	0,888	0,919	0,904	0,993	0,974	SITTING
	0,959	0,022	0,904	0,959	0,931	0,915	0,994	0,954	STANDING
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	LAYING
Weighted Avg.	0,958	0,009	0,958	0,958	0,957	0,949	0,996	0,977	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	<-- classified as
481	5	0	0	0	0	a = WALKING
12	459	6	0	0	0	b = WALKING_UPSTAIRS
12	13	399	0	0	0	c = WALKING_DOWNSTAIRS
0	1	0	436	54	0	d = SITTING
0	0	0	22	510	0	e = STANDING
0	0	0	0	0	537	f = LAYING

Συγκεντρωτικά στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των αλγορίθμων που περιγράφηκαν παραπάνω και πέτυχαν τα καλύτερα αποτελέσματα

QDA	92,63%
Random Forest	93,00%
LibSvm	93,51%
Simple Logistic	95,18%
LMT	95,38%
SMO	95,58%
LDA	95,75%
LibLinear	95,75%

Μελετώντας σχετικές έρευνες που χρησιμοποίησαν το dataset που χρησιμοποιήθηκε και στην παρούσα έρευνα έχουν παρουσιαστεί αποτελέσματα με τη χρήση διάφορων ταξινομητών. Στην έρευνα [16] χρησιμοποιείται ένα πολύ-επίπεδο μοντέλο support vector machine η οποία πετυχαίνει με δύο διαφορετικές παραλλαγές της ακρίβεια πρόβλεψης δραστηριότητας 89% και 89,3%.

Στην έρευνα [17] παρουσιάζονται 3 μοντέλα με τα αποτελέσματα ακρίβειας να είναι τα εξής :

OVO Multiclass linear SVM with majority voting	96.40%
Kernel variant of learning vector quantization with metric adaptation	96.23%
Confidence-based boosting algorithm Conf-AdaBoost.M1	94.33%

4.3 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Παρατηρούμε ότι από το σύνολο των αλγορίθμων που εκπαιδευτήκαν οι 8 κατάφεραν να πετύχουν πολύ καλά αποτελέσματα με ποσοστό ακρίβειας άνω του 92%. Οι έξι δραστηριότητες θα μπορούσαν να χωριστούν σε δύο γκρουπ με βάση τα μοτίβα κίνησης τους. Το πρώτο γκρουπ περιλαμβάνει τις δραστηριότητες που απαιτούν

κίνηση (περπατάω, ανεβαίνω σκάλες, κατεβαίνω σκάλες) και το δεύτερο γκρουπ τις δραστηριότητες που δεν απαιτούν κίνηση (ξαπλώνω, στέκομαι, κάθομαι). Ξεκινώντας από το δεύτερο γκρουπ, η δραστηριότητα του να είναι κάποιος ξαπλωμένος είναι η πιο εύκολα αναγνωρίσιμη δραστηριότητα καθώς όλοι οι αλγόριθμοι πετυχαίνουν ποσοστό ακρίβειας 100%. Η θέση του κινητού που είναι ξαπλωμένο όπως και το ανθρώπινο σώμα όταν είναι κάποιος ξαπλωμένος όπως αποδεικνύεται διαχωρίζει ξεκάθαρα την δραστηριότητα αυτή από τις δυο που έχουν παρόμοια μοτίβα (κάθομαι, στέκομαι) και έτσι οι αλγόριθμοι μπορεί να την διαφοροποιήσουν εύκολα. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα για τον διαχωρισμό των άλλων δύο δραστηριοτήτων που τα μοτίβα είναι παρόμοια ενώ και η θέση του κινητού στην τσέπη διαφέρει λιγότερο είναι φανερό ότι οι αλγόριθμοι αντιμετωπίζουν την μεγαλύτερη δυσκολία για την κατάταξη τους και εκεί παρουσιάζονται και τα περισσότερα λάθη ταξινόμησης καθώς οι δύο δραστηριότητες αυτές τους μπερδεύουν, ο αλγόριθμος που πετυχαίνει τον καλύτερο διαχωρισμό μεταξύ των δύο αυτών δραστηριοτήτων είναι ο Random Forest, ο οποίος όμως χάνει σε ακρίβεια σε άλλους διαχωρισμούς με αποτέλεσμα να τον ξεπερνούν σε συνολική ακρίβεια κάποιοι άλλοι. Παρατηρώντας την δεύτερη ομάδα δραστηριοτήτων με παρόμοια μοτίβα κίνησης (περπατάω, ανεβαίνω σκάλες, κατεβαίνω σκάλες) βλέπουμε ότι κι εκεί υπάρχει ένα πρόβλημα κατάταξης των δραστηριοτήτων, ο ταξινομητής LMT καταφέρνει να πετύχει ακρίβεια 100% στην δραστηριότητα περπάτημα αλλά δεν έχει το ίδιο καλά αποτελέσματα στον διαχωρισμό του ανεβαίνω με το κατεβαίνω σκάλες ενώ όπως αναφέραμε και παραπάνω σε αυτό το σημείο αποτυγχάνει και ο Random Forest με αποτέλεσμα να πέφτει πίσω στην συνολική κατάταξη. Όπως μπορούμε να καταλάβουμε το ανεβαίνω σκάλες, κατεβαίνω σκάλες και περπατάω έχουν κοινό μοτίβο κίνησης το περπάτημα και διαφοροποιούνται μεταξύ τους από την διαφοροποίηση της επιτάχυνσης της βαρύτητας καθώς στη μία περίπτωση το περπάτημα γίνεται σε ένα επίπεδο ενώ στις άλλες δύο περιπτώσεις στην μία υπάρχει κίνηση προς τα πάνω ενώ στην άλλη κίνηση προς τα κάτω. Τα καλύτερα αποτελέσματα στον διαχωρισμό σε αυτό το σύνολο δραστηριοτήτων τα πετυχαίνουν οι αλγόριθμοι Liblinear και LDA. Επίσης παρατηρούμε ότι μεταξύ των 2 γκρουπ δραστηριοτήτων τα λάθη κατάταξης είναι λίγα ενώ υπάρχει και ο αλγόριθμος LMT που καταφέρνει να διαχωρίσει πλήρως τα 2 γκρουπ αυτά και να μην κατατάξει καμία δραστηριότητα τους ενός γκρουπ στο άλλο, υπάρχουν βέβαια και αλγόριθμοι που μπερδεύουν σε κάποιες περιπτώσεις το κάθομαι και στέκομαι με το περπατάω και με

τον ανέβασμα σκάλας και αυτό προκαλεί μία εντύπωση καθώς θεωρητικά οι δραστηριότητες δεν έχουν ιδιαιτέρως πολλά κοινά στοιχεία μεταξύ τους αφού στη μία περίπτωση μιλάμε για αδρανείς δραστηριότητες ενώ στην άλλη για δραστηριότητες με κίνηση.

Κεφάλαιο 5

5.Συμπεράσματα

Η εξόρυξη γνώσης από ένα dataset είναι ένα επιστημονικό πεδίο που γνωρίζει άνηση τα τελευταία χρόνια και δημιουργούνται πληθώρα αλγορίθμων που εκπαιδεύονται για να ανακαλύψουν αυτή τη γνώση. Η υγεία είναι ένας τομέας που η εξόρυξη γνώσης μπορεί να δώσει μεγάλη βοήθεια, η δημιουργία διαφόρων ανθρώπινων δεδομένων αυξάνεται ολοένα και περισσότερο και πάνω σε αυτά τα δεδομένα μπορούν να εφαρμοστούν τεχνικές εξόρυξης γνώσης. Σε αυτή τη διατριβή έγινε προσπάθεια εξόρυξης γνώσης για την αναγνώριση των ανθρωπίνων δραστηριοτήτων με τη χρήση έξυπνων κινητών τηλεφώνων. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε ένα υπάρχων dataset με δεδομένα 6 ανθρωπίνων δραστηριοτήτων και στόχος ήταν μετά από εκπαίδευση διαφόρων αλγορίθμων, σε ένα καινούργιο άγνωστο dataset να ταξινομηθούν σωστά οι δραστηριότητες τις οποίες αφορούν τα άγνωστα δεδομένα. Προέκυψε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα ακρίβειας τα πετυχαίνουν οι αλγόριθμοι LDA και Liblinear. Το δυσκολότερο πράγμα είναι ο διαχωρισμός δραστηριοτήτων με παρόμοιο μοτίβο (Στέκομαι – κάθομαι και περπατάω-ανεβαίνω σκάλες-κατεβαίνω σκάλες) ενώ η δραστηριότητα ξαπλώνω είναι εύκολη στην κατάταξη και δεν παρατηρούνται λάθη. Χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα weka που είναι ένα πολύ καλό εργαλείο. Όσο

μεγαλύτερο δείγμα εκπαίδευσης χρησιμοποιείται τόσο καλύτερα αποτελέσματα παρατηρούνται, μηχανικής μάθησης που μπορεί να φανεί ιδιαίτερα χρήσιμο για την πρόβλεψη της δραστηριότητας. Τα αποτελέσματα στην ακρίβεια είναι πολύ καλά και φτάνουν μέχρι και το 95,75%. Επίσης είναι σημαντικό ώστε να είναι πιο ρεαλιστική η έρευνα να υπάρχει ξεχωριστό dataset εκπαίδευσης του μοντέλου και ξεχωριστό dataset δοκιμής. Το weka είναι ένα εύχρηστο πρόγραμμα και όχι ιδιαίτερος βαρύ. Χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή στην επεξεργασία των αρχείων με τα δεδομένα και την μετατροπή τους σε arff μορφή ώστε να είναι επεξεργάσιμα στο weka, ειδικά όταν έχουμε να κάνουμε με μεγάλο όγκο δεδομένων αυτό είναι ίσως το σημαντικότερο βήμα για σωστά αποτελέσματα. Τέλος, τα καλύτερα αποτελέσματα τα πετυχαίνουν ταξινομητές που χρησιμοποιούν συναρτήσεις και ταξινομητές που χρησιμοποιούν δέντρα απόφασης όπως προκύπτει από τα ποσοστά ακρίβειας των προβλέψεων.

5.1 Μελλοντική έρευνα

Όπως παρατηρούμε και σε άλλες έρευνες αλλά και στην παρούσα το ταβάνι της ακρίβειας φτάνει περίπου στο 96%. Μελλοντικά θα πρέπει να δοκιμαστούν ίσως νέα μοντέλα με καλύτερες ρυθμίσεις που θα μπορέσουν να κάνουν την δύσκολη αναγνώριση μεταξύ δραστηριοτήτων με ίδια μοτίβα κίνησης καθώς εκεί υπάρχουν τα περιθώρια βελτίωσης. Επίσης ένα σημαντικό πεδίο έρευνας είναι να εφαρμοστεί η online αναγνώριση σε κινητή συσκευή σε συνδυασμό με την εξοικονόμηση των πόρων της συσκευής ώστε ένα είναι εφικτό να εφαρμοστεί στην καθημερινότητα, σε αυτό θα βοηθήσει η εξέλιξη της αυτονομίας των μπαταριών στα καινούργια κινητά που είναι πολύ μεγαλύτερη σε σχέση με κάποια χρόνια πριν.

Βιβλιογραφία

- 1 Bayat, A., Pomplun, M. and Tran, D. A. (2014) 'A study on human activity recognition using accelerometer data from smartphones', *Procedia Computer Science*. Elsevier Masson SAS, 34, pp. 450–457. doi: 10.1016/j.procs.2014.07.009.
- 2 Shoaib, M. et al. (2015) 'A survey of online activity recognition using mobile phones', *Sensors (Switzerland)*, 15(1), pp. 2059–2085. doi: 10.3390/s150102059.
- 3 Su, X., Tong, H. and Ji, P. (2014) 'Activity recognition with smartphone sensors', *Tsinghua Science and Technology*, 19(3), pp. 235–249. doi: 10.1109/TST.2014.6838194.
- 4 Zeng, M. et al. (2015) 'Convolutional Neural Networks for human activity recognition using mobile sensors', *Proceedings of the 2014 6th International Conference on Mobile Computing, Applications and Services, MobiCASE 2014*, 6, pp. 197–205. doi: 10.4108/icst.mobicase.2014.257786.
- 5 Shoaib, M. et al. (2016) 'Complex human activity recognition using smartphone and wrist-worn motion sensors', *Sensors (Switzerland)*, 16(4), pp. 1–24. doi: 10.3390/s16040426.
- 6 Liang, Y. et al. (2014) 'Energy-efficient motion related activity recognition on mobile devices for pervasive healthcare', *Mobile Networks and Applications*, 19(3), pp. 303–317. doi: 10.1007/s11036-013-0448-9.
- 7 Kwon, Y., Kang, K. and Bae, C. (2014) 'Unsupervised learning for human activity recognition using smartphone sensors', *Expert Systems with Applications*. Elsevier Ltd, 41(14), pp. 6067–6074. doi: 10.1016/j.eswa.2014.04.037.
- 8 Ronao, C. A. and Cho, S. B. (2014) 'Human activity recognition using smartphone sensors with two-stage continuous hidden markov models', *2014 10th International Conference on Natural Computation, ICNC 2014*. IEEE, pp. 681–686. doi: 10.1109/ICNC.2014.6975918.
- 9 Ronao, C. A. and Cho, S. B. (2016) 'Human activity recognition with smartphone sensors using deep learning neural networks', *Expert Systems with Applications*. Elsevier Ltd, 59, pp. 235–244. doi: 10.1016/j.eswa.2016.04.032.

10 Gchar an efficient group based context aware human activity recognition on smartphone

11 Khan, A. M. *et al.* (2010) 'Human activity recognition via an accelerometer-enabled-smartphone using Kernel Discriminant Analysis', *2010 5th International Conference on Future Information Technology, FutureTech 2010 - Proceedings*. IEEE, pp. 1–6. doi: 10.1109/FUTURETECH.2010.5482729.

12 Khan, A. M. *et al.* (2014) 'Activity recognition on smartphones via sensor-fusion and KDA-based SVMs', *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2014. doi: 10.1155/2014/503291.

13 Del Rosario, M. B. *et al.* (2014) 'A comparison of activity classification in younger and older cohorts using a smartphone', *Physiological Measurement*, 35(11), pp. 2269–2286. doi: 10.1088/0967-3334/35/11/2269.

14 Capela, N. A., Lemaire, E. D. and Baddour, N. C. (2014) 'A smartphone approach for the 2 and 6-minute walk test', *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014*. IEEE, pp. 958–961. doi: 10.1109/EMBC.2014.6943751.

15 Cruz Silva, N., Mendes-Moreira, J. and Menezes, P. (2013) 'Features Selection for Human Activity Recognition with iPhone Inertial Sensors', *Advances in Artificial Intelligence, 16th Portuguese Conference on Artificial Intelligence.*, pp. 560–570.

16 Anguita, D. *et al.* (2013) 'Energy efficient smartphone-based activity recognition using fixed-point arithmetic', *Journal of Universal Computer Science*, 19(9), pp. 1295–1314. doi: 10.3217/jucs-019-09-1295.

17 Reyes-Ortiz, J. L. *et al.* (2013) 'Human activity and motion disorder recognition: Towards smarter interactive cognitive environments', *ESANN 2013 proceedings, 21st European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning*, (April), pp. 403–412.