



# **ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ**

## **ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ**

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

«ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΑΝΘΡΩΠΙΝΗΣ ΚΙΝΗΣΗΣ ΜΕ  
ΧΡΗΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΠΙΤΑΧΥΝΣΗΣ ΚΑΙ ΘΕΣΗΣ»

«CLUSTERING OF HUMAN MOTION USING ACCELERATION AND  
POSITION DATA»

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

του

**ΡΟΥΣΣΟΥ ΧΡΗΣΤΟΥ**

Βόλος,2013



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ  
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΑΝΘΡΩΠΙΝΗΣ ΚΙΝΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ  
ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΠΙΤΑΧΥΝΣΗΣ ΚΑΙ ΘΕΣΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΡΟΥΣΣΟΥ ΧΡΗΣΤΟΥ

**Επιβλέποντες :** ΚΥΡΙΑ ΕΠΙΒΛΕΠΟΥΣΑ  
Δρ. Παναγιώτα Τσομπανοπούλου  
Επίκουρος Καθηγήτρια του  
Πανεπιστημίου Θεσσαλίας

ΔΕΥΤΕΡΕΥΩΝ ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ  
Δρ. Παναγιώτης Μποζάνης  
Αναπληρωτής Καθηγητής του  
Πανεπιστημίου Θεσσαλίας

Εγκρίθηκε από την διμελή εξεταστική επιτροπή την

ΚΥΡΙΑ ΕΠΙΒΛΕΠΟΥΣΑ  
Δρ. Παναγιώτα Τσομπανοπούλου

ΔΕΥΤΕΡΕΥΩΝ ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ  
Δρ. Παναγιώτης Μποζάνης

.....

.....

.....

**ΡΟΥΣΣΟΣ ΧΡΗΣΤΟΣ**

Διπλωματούχος Μηχανικός Ηλεκτρονικών Υπολογιστών, Τηλεπικοινωνιών και Δικτύων, του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας.

© 2013 – All rights reserved



# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>1.Εισαγωγή</b> .....	<b>7</b>
1.1 Κίνητρα.....	7
1.2 Οργάνωση διπλωματικής.....	8
<b>2.Υπόβαθρο</b> .....	<b>9</b>
2.1 Αναγνώριση πτώσης .....	9
2.2 Αναγνώριση καθημερινών δραστηριοτήτων .....	10
2.3 Εφαρμογές στην μουσική .....	13
2.4 Εφαρμογές στην αναγνώριση χειρονομιών .....	14
<b>3.Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων και εκτίμηση απόδοσης</b> .....	<b>15</b>
3.1.1 Γραμμικές μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων.....	15
3.1.2 Μη Γραμμικές μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων .....	19
3.1.3 Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων πολλών κατηγοριών .....	21
3.2 Εκτίμηση απόδοσης κατηγοριοποιητή .....	23
<b>4.Σύνολο δεδομένων</b> .....	<b>26</b>
<b>5.Σχεδίαση συστήματος και υλοποίηση</b> .....	<b>29</b>
5.1 Τμηματοποίηση.....	29
5.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών.....	31
5.2.1 Χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου.....	32
5.2.2 Χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας .....	33
5.3 Επιλογή χαρακτηριστικών.....	34
5.4 Υλοποίηση.....	35
<b>6.Πειράματα</b> .....	<b>42</b>
6.1 Επιλογή παραμέτρων .....	44
6.2 Επιλογή χαρακτηριστικών.....	48
<b>Βιβλιογραφία</b> .....	<b>52</b>
<b>Παράρτημα</b> .....	<b>55</b>

# 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας μελετάται η αναγνώριση της ανθρώπινης κίνησης με δεδομένα επιτάχυνσης με την χρήση του Support Vector Machines. Για να γίνουν πλήρως κατανοητές οι εφαρμογές του SVM στην αναγνώριση κίνησης, η παρούσα διπλωματική περιγράφει τον σχεδιασμό, την υλοποίηση καθώς και την πειραματική αξιολόγηση που πραγματοποιήθηκαν.

## 1.1 ΚΙΝΗΤΡΑ

Οι υπολογιστές, ηλεκτρονικές συσκευές είναι παντού γύρω μας. Λόγω της ραγδαίας προόδου της τεχνολογίας, ηλεκτρονικές συσκευές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να καλύψουν μεγάλο εύρος ανθρώπινων αναγκών. Την τελευταία δεκαετία η αναγνώριση της ανθρώπινης κίνησης έχει γίνει ένα ανερχόμενο πεδίο στην αναγνώριση περιεχομένου.

Σωματική δραστηριότητα μπορεί να οριστεί ως οποιαδήποτε κίνηση μέλους του ανθρώπινου σώματος που παράγεται από τους σκελετικούς μυς και έχει ως αποτέλεσμα την κατανάλωση ενέργειας πάνω από ένα ορισμένο επίπεδο που ορίζεται ως ξεκούραση [19].

Η ανάλυση της ανθρώπινης κίνησης με γενικότερους όρους αφορά την αυτόματη περιγραφή ή ακόμα και την κατανόηση των ανθρώπινων κινήσεων με την χρήση αισθητήρων. Για την ανάλυση της κίνησης έχουν αναπτυχθεί μεγάλος αριθμός εφαρμογών καλύπτοντας ένα ευρύ φάσμα της ανθρώπινης κίνησης. Έτσι έχουν αναπτυχθεί εφαρμογές για την καταγραφή και μετατροπή της κίνησης σε γραφικά υπολογιστή [12], συστήματα σχετικά με την υγεία [1,2], για την παιδαγωγική της μουσικής και του χορού[9,11], για τον αθλητισμό [8], ακόμη και για την αναγνώριση καθημερινών δραστηριοτήτων [3,4,5,6,7].

Η αναγνώριση της ανθρώπινης κίνησης έχει ως απώτερο στόχο την βελτίωση της αλληλεπίδρασης μεταξύ του ανθρώπου και του υπολογιστή. Για παράδειγμα αν ο υπολογιστής μπορεί να αναγνωρίσει την πτώση ενός ηλικιωμένου ατόμου που

διαμένει στο σπίτι, μέσω του κατάλληλου συστήματος, θα μπορεί να ανταποκριθεί με κατάλληλο τρόπο.

## 1.2 ΟΡΓΑΝΩΣΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελείται από 6 κεφάλαια. Σ' αυτήν την εργασία παρουσιάζεται η δημιουργία ενός συστήματος για την αναγνώριση κινήσεων από δεδομένα επιτάχυνσης, με την χρήση των Μηχανών Υποστήριξης Διανυσμάτων.

Στο κεφάλαιο 2 δίνεται μια σύντομη περιγραφή συστημάτων που έχουν αναπτυχθεί, των μεθοδολογιών που χρησιμοποιήθηκαν για το καθένα και τα αποτελέσματα αυτών.

Στο κεφάλαιο 3 ο αναγνώστης εισάγεται στις έννοιες που αφορούν τις Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων και παρουσιάζεται η μαθηματική θεμελίωση τους. Ακολούθως παρουσιάζονται τρόποι για την εκτίμηση της απόδοσης ενός κατηγοριοποιητή και μετρικές που χρησιμοποιούνται γι' αυτόν τον λόγο.

Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται αναλυτικά το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την παρούσα εργασία.

Στο κεφάλαιο 5 δίνεται μια σύντομη περιγραφή και η δομή του συστήματος. Στο τέλος του κεφαλαίου γίνεται περιγραφή της υλοποίησης.

Στο κεφάλαιο 6, αναλύεται η πειραματική διαδικασία που ακολουθήθηκε και παραθέτονται τα πειραματικά αποτελέσματα. Τέλος γίνεται σχολιασμός αυτών των αποτελεσμάτων και αναφέρονται χρήσιμα συμπεράσματα.

Τέλος παρατίθεται η βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε τόσο για την παρουσίαση όσο και για την ανάπτυξη της εφαρμογής.



## 2 ΥΠΟΒΑΘΡΟ

### 2.1 ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΤΩΣΗΣ

Στις ανεπτυγμένες χώρες το ποσοστό των πολιτών μεγαλύτερης ηλικίας αυξάνεται. Μαζί αυξάνεται και η ανάγκη για παροχή βοήθειας σ' αυτά τα άτομα στο περιβάλλον του σπιτιού τους. Μια από τις κυριότερες αιτίες τραυματισμού των ηλικιωμένων ατόμων είναι οι πτώσεις. Συνεπώς συστήματα αναγνώρισης πτώσης μπορούν να τους εξασφαλίσουν αυτονομία χωρίς να χρειάζεται να αλλάξουν περιβάλλον διαμονής.

Το σύστημα στο [1] αποτελείται από ένα αισθητήρα πτώσης με ενσωματωμένα 2 επιταχυνσιόμετρα εύρους 10g και ένα gps. Ο αισθητήρας πτώσης έχει την δυνατότητα να αρχικοποιεί την σύνδεση με τον υπολογιστή μέσω ενός Bluetooth εξυπηρετητή με σκοπό να στείλει σ' αυτόν τις απαραίτητες πληροφορίες (δεδομένα από το gps, ειδοποίηση για πτώση). Για την αναγνώριση των πτώσεων απλοί αλγόριθμοι χρησιμοποιήθηκαν βασισμένοι στην αλλαγή γωνίας και του εύρους της επιτάχυνσης. Με τον καθορισμό τιμής ορίου τόσο για την αλλαγή γωνίας του ατόμου όσο και του μεγέθους της επιτάχυνσης στα δύο επιταχυνσιόμετρα φαίνεται να επιτυγχάνονται ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η αναγνώριση των πτώσεων από το σύστημα φτάνει μέχρι και το 90%.

Στο [2] τρία επιταχυνσιόμετρα τριών αξόνων τοποθετημένα στο κεφάλι, στην μέση και στο καρπό με εύρος 12g χρησιμοποιήθηκαν για την μελέτη των πτώσεων. Τα δεδομένα από αυτά συλλέχθηκαν και επεξεργάστηκαν τοπικά σε ένα υπολογιστή, όπου τους έγινε επαναδειγματοληψία και φιλτράρισμα με σκοπό την μείωση του όγκου τους και του θορύβου. Από τα σήματα των επιταχυνσιόμετρων ένα πλήθος παραμέτρων υπολογίστηκαν καθώς και τιμές ορίου για κάθε μια από αυτές, έτσι ώστε στην συνέχεια να αξιολογηθούν οι διάφοροι αλγόριθμοι αναγνώρισης πτώσης. Τρεις αλγόριθμοι χαμηλής πολυπλοκότητας χρησιμοποιήθηκαν με βάση τις τιμές των παραμέτρων που έχουν ήδη υπολογιστεί, σε συνδυασμό με την αναγνώριση της σύγκρουσης, και της θέσης κατάληξης του σώματος μετά την πτώση. Η αναγνώριση πτώσης γίνεται για το επιταχυνσιόμετρο στην μέση, με ευαισθησία 97%. Από τα αποτελέσματα είναι φανερό ότι ακόμα και ένα επιταχυνσιόμετρο στο κεφάλι ή στην

μέση, σε συνδυασμό με χαμηλής πολυπλοκότητας αλγορίθμους μπορεί να έχει επαρκεί αποτελέσματα.

## 2.2 ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΚΑΘΗΜΕΡΙΝΩΝ ΔΡΑΣΤΗ- ΡΙΟΤΗΤΩΝ

Το σύστημα στο [3] αποτελείται από μια USB κάμερα και ένα Bluetooth επιταχυνσιόμετρο. Φοριέται από τους χρήστες με μόνη απαίτηση από αυτούς να σταματούν και να ξεκινούν τη συσκευή κατά την διάρκεια της διαδικασίας. Το σύστημα λόγω της απλότητας και της φορητότητας του μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την συλλογή δεδομένων σε περιβάλλοντα εκτός εργαστηρίου. Για την διαδικασία εξαγωγής των χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν για να περιγράψουν την κίνηση, οι τέσσερις χρονικές ακολουθίες της επιτάχυνσης, μια για κάθε άξονα και μια για το συνολικό μέγεθος της επιτάχυνσης, φιλτραρίστηκαν για να διαχωριστούν σε χαμηλής συχνότητας συνιστώσες και σε υψηλής συχνότητας. Για τον διαχωρισμό χρησιμοποιήθηκαν φίλτρα με συχνότητα αποκοπής 1Hz. Τα χαρακτηριστικά υπολογίστηκαν σε συρόμενα παράθυρα των 52 δειγμάτων με 50% υπέρθεση μεταξύ των παραθύρων. Συνολικά παράχθηκε ένα 319-διάστατο διάνυσμα χαρακτηριστικών. Χρησιμοποιώντας τον κατηγοριοποιητή τυχαία δάση (Random Forest) έγινε αξιολόγηση της σημαντικότητας αυτών των χαρακτηριστικών, δίνοντας ένα υποσύνολο από 20 χαρακτηριστικά. Στην συνέχεια διάφοροι κατηγοριοποιητές εξετάστηκαν με βάση τα προτεινόμενα χαρακτηριστικά για πέντε καθημερινές δραστηριότητες δίνοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα, με τον κατηγοριοποιητή τυχαία δάση να δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα με ακρίβεια 94%.

Στο [4], δημιουργήθηκε σύστημα αποτελούμενο από ένα επιταχυνσιόμετρο τριών αξόνων τοποθετημένο στην τσέπη του παντελονιού των ατόμων, συνδεδεμένο ασύρματα μέσω Bluetooth με έναν υπολογιστή. Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών για την αναπαράσταση των κινήσεων έγινε από τα μη επεξεργασμένα δεδομένα της επιτάχυνσης, χρησιμοποιώντας παράθυρα των 512 δειγμάτων με τα 256 να επικαλύπτονται μεταξύ των συνεχόμενων παραθύρων. Με την χρήση του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημίτονου εξάγονται  $N$  πρώτοι συντελεστές από κάθε άξονα του επιταχυνσιόμετρου ως χαρακτηριστικά. Επειδή τα δεδομένα περιλαμβάνουν και την επιτάχυνση της βαρύτητας αυτή αφαιρείται. Πειράματα για την εύρεση της τιμής του  $N$  που θα οδηγήσει σε καλύτερη αναγνώριση των δραστηριοτήτων: τρέξιμο, περπάτημα, άλμα και στέκομαι ακίνητος έδειξαν ότι αυτό επιτυγχάνεται με την χρήση των 48 πρώτων συντελεστών του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημίτονου με ακρίβεια 97.51%.

Σ' αυτό το σύστημα [5] χρησιμοποιήθηκαν πέντε ασύρματα επιταχυνσιόμετρα δυο αξόνων τοποθετημένα στον γοφό, στον καρπό, στο επάνω μέρος του χεριού, στον

μηρό και στον αστράγαλο για την αναγνώριση στάσεων και άλλων καθημερινών δραστηριοτήτων. Η συλλογή των δεδομένων έγινε με την χρήση δυο πρωτοκόλλων από 20 άτομα που εκτέλεσαν το σετ των καθορισμένων δραστηριοτήτων. Στο ημιναιουραλιστικό πρωτόκολλο συλλογής δεδομένων, στα άτομα που συμμετείχαν στην έρευνα δόθηκε περιγραφή των δραστηριοτήτων που πρέπει να εκτελέσουν με τέτοιο τρόπο, ώστε να μειώσει την επίγνωση τους για το ποιές είναι οι δραστηριότητες που εξετάζονται πραγματικά. Παραδείγματος χάριν, αντί να τους ζητηθεί να δουλέψουν στον υπολογιστή, τους ζητήθηκε να βρουν την πόλη με τον μεγαλύτερο πληθυσμό στον κόσμο. Στο εργαστηριακό πρωτόκολλο συλλογής δεδομένων, δόθηκαν στα άτομα συγκεκριμένες οδηγίες για την εκτέλεση των δραστηριοτήτων. Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών έγινε σε παράθυρα των 512 δειγμάτων από τα δεδομένα της επιτάχυνσης, με τα 256 δείγματα να επικαλύπτονται μεταξύ των συνεχόμενων παραθύρων. Τα χαρακτηριστικά αριθμητικός μέσος, ενέργεια, η εντροπία στο πεδίο της συχνότητας και η συσχέτιση υπολογίστηκαν για κάθε παράθυρο. Για την αναγνώριση των καθημερινών δραστηριοτήτων οι ακόλουθοι κατηγοριοποιητές εκπαιδεύτηκαν και κατόπιν ελέγχθησαν: απλοϊκός κατά Bayes, C4.5 δένδρα απόφασης και κατηγοριοποιητής στιγμιότυπων. Η εκτίμηση της απόδοση των παραπάνω κατηγοριοποιητών έγινε με την χρήση δύο μοντέλων. Στο πρώτο μοντέλο οι κατηγοριοποιητές εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας ως σετ εκπαίδευσης τα δεδομένα που συλλέχθηκαν με το εργαστηριακό πρωτόκολλο για κάθε άτομο και ως σετ ελέγχου τα δεδομένα που συλλέχθηκαν με το ημιναιουραλιστικό πρωτόκολλο από το ίδιο άτομο. Η διαδικασία επαναλήφθηκε για όλα τα άτομα. Στο δεύτερο μοντέλο οι κατηγοριοποιητές εκπαιδεύτηκαν με τα δεδομένα όλων των ατόμων εκτός ενός. Ως σετ ελέγχου χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα του ατόμου που αφέρθηκε έξω από το σετ εκπαίδευσης. Η διαδικασία αυτή επαναλήφθηκε για όλα τα άτομα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η εκπαίδευση πάνω σε συγκεκριμένο άτομο έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από την εκπαίδευση σε δεδομένα από πολλά διαφορετικά άτομα για τις εξεταζόμενες δραστηριότητες. Η συνολική ακρίβεια του συστήματος για τα δένδρα απόφασης ήταν η μεγαλύτερη, φτάνοντας το 84%.

Στην δουλειά τους [6], εστίασαν κυρίως στην κατηγοριοποίηση της ανθρώπινης κίνησης και στην αξιολόγηση διαφόρων τεχνικών για αυτήν. Τα αποτελέσματα τους δείχνουν ότι η μοντελοποίηση με την χρήση των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων μπορεί να αποτελέσει ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για την κατηγοριοποίηση της ανθρώπινης κίνησης. Για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα σήματα των αισθητήρων έγινε διαχωρισμός την υψηλής συχνότητας συνιστώσας της επιτάχυνσης από αυτήν της χαμηλής. Η υψηλής συχνότητας συνιστώσα είναι άμεσα συνδεδεμένη με την δυναμική κίνηση. Ενώ η χαμηλής συχνότητας συνιστώσα είναι άμεσα συνδεδεμένη με την επιτάχυνση της βαρύτητας. Για την ανάπτυξη του συστήματος χρησιμοποιήθηκαν τα χαρακτηριστικά από την χαμηλής συχνότητας συνιστώσα μαζί με την ενέργεια, εντροπία και συντελεστές συσχέτισης. Δίνοντας έτσι διανύσματα χαρακτηριστικών 85 διαστάσεων, τα οποία με διάφορους αλγόριθμους επιλογής χαρακτηριστικών, χρησιμοποιώντας το κριτήριο K-πλησιέστερων γειτόνων,

μειώθηκαν σε διανύσματα των 17 διαστάσεων. Η κατηγοριοποίηση με την χρήση του ακολουθιακού κρυφού μαρκοβιανού μοντέλου οδήγησε σε πολλή ικανοποιητικά αποτελέσματα πετυχαίνοντας ακρίβεια 98,4%.

Στο [7], το σύστημα αποτελείται από μια ασύρματη μονάδα με αισθητήρες, φορεμένη στο στήθος, και από ένα σταθμό βάσης. Τα δεδομένα της επιτάχυνσης στέλνονται στο σταθμό βάσης και από εκεί στον υπολογιστή για επεξεργασία. Στον υπολογιστή με ένα υπερπερατό φίλτρο χωρίζεται η επιτάχυνση που οφείλεται στην βαρύτητα από αυτή του οφείλεται στη κίνηση του σώματος. Κατόπιν υπολογίζεται η τιμή root mean square (RMS) μόνο από τα δεδομένα της επιτάχυνσης του σώματος. Τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν για την περιγραφή της κίνησης προέρχονται μόνο από το πεδίο της συχνότητας όπου και υπολογίστηκαν με βάση την προηγούμενη γνώση για τις συχνότητες που αφορούν το περπάτημα και το τρέξιμο. Η συχνότητα για το περπάτημα είναι 1.5-2.5Hz και για το τρέξιμο 2.5-5Hz. Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών υπολογίστηκε ο Διακριτός Μετασχηματισμός Fourier (Fast Fourier Transformation) 128 σημείων στα RMS δεδομένα της επιτάχυνσης. Για την κατηγοριοποίηση των ενεργειών: περπάτημα, ξεκούραση και τρέξιμο χρησιμοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο με οπισθοδιάδοση που αποτελείται από νευρώνες διατεταγμένους στα επίπεδα: εισόδου, κρυφό επίπεδο, εξόδου. Η ακρίβεια του νευρωνικού δικτύου για τις ενέργειες: περπάτημα, ξεκούραση και τρέξιμο, με δυο κρυμμένα επίπεδα έφτασε το 84%.

## 2.3 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗΝ ΜΟΥΣΙΚΗ

Στο [8], φτιάχτηκε ασύρματο σύστημα αισθητήρων για την επεξεργασία κινήσεων ομάδας ανθρώπων με χαμηλή καθυστέρηση και υψηλή ανάλυση. Αποτελείται από κόμβους σε διάφορα μέρη του σώματος (στον αστράγαλο και στον καρπό) με σκοπό να χρησιμοποιείται από πολλούς χρήστες. Κάθε κόμβος περιλαμβάνει γυροσκόπια και επιταχυνσιόμετρα για να μετρούν επιτάχυνση και γωνιακή ταχύτητα (σε τρεις άξονες το κάθε ένα), ραδιοσύνδεσμο 1 Mbps και ένα χωρητικό αισθητήρα από κόμβο σε κόμβο, που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της θέσης του ενός κόμβου σε σχέση με κάποιον άλλο. Τα δεδομένα που συλλέγονται από τους κόμβους στέλνονται σε ένα κεντρικό υπολογιστή για επεξεργασία.

Για την ανάλυση κινήσεων πολλών ατόμων προτείνονται δυο προσεγγίσεις: μέτρηση χρονικής απόκλισης και χωρικών ομοιοτήτων ανάμεσα στις κινήσεις. Οι χωρικές-χρονικές συσχετίσεις χρησιμοποιούνται για να μετρήσουν το συγχρονισμό των χορευτών. Τα χαρακτηριστικά όπως συνδιακύμανση, διασταυρωμένη συνδιακύμανση είναι χαρακτηριστικά μεγέθη για να αποτυπώσουν πως η κίνηση του ενός ατόμου επηρεάζεται από ένα άλλο. Επιπλέον χαρακτηριστικά μπορούν να εξαχθούν με σκοπό να δώσουν επιπρόσθετες πληροφορίες για τις ιδιότητες των δραστηριοτήτων. Η πιο έντονη δραστηριότητα έχει άμεση σχέση με την μέση ενέργεια στα σήματα των αισθητήρων. Η μέση ενέργεια αντανακλάται στην διακύμανση του τμήματος των δεδομένων. Το σύστημα αυτό, παρόλο που κατασκευάστηκε έχοντας άμεση εφαρμογή στις αλληλεπιδραστικές χορευτικές παραστάσεις, μπορεί με μικρές τροποποιήσεις να βρει εφαρμογές και σε άλλα πεδία της ανθρώπινης κίνησης, όπως ο αθλητισμός. Κίνητρο για την διερεύνηση ήταν ο συνεχώς αυξανόμενος αριθμός τραυματισμών που σχετίζονται με τον αγκώνα και τον ώμο του pitcher (ρίπτης μπάλας στο baseball). Για την μελέτη της μηχανικής της κίνησης χρειάστηκε αλλαγή του υλικού για μέτρηση των ακραίων τιμών που περιλαμβάνονται σε μια τέτοια κίνηση. Έξι αισθητήρες τοποθετήθηκαν στα κρίσιμα σημεία του σώματος των αθλητών. Αν και η ακρίβεια των παρατηρήσεων είναι άγνωστη, δείχνει να συμφωνεί με τις προβλέψεις της βιβλιογραφίας. Ακόμη μια δοκιμαστική εφαρμογή έγινε όπου συμμετείχαν πέντε χορευτές, με τους αισθητήρες τοποθετημένους στους καρπούς και στους αστραγάλους τους. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν, επεξεργάστηκαν εκτός σύνδεσης έτσι ώστε να δειχθεί η σχέση μεταξύ της κίνησης των χορευτών και του παραγόμενου ήχου.

Το [9] είναι ένα πρωτότυπο σύστημα ασύρματων αισθητήρων που λειτουργεί σε πραγματικού χρόνου αποτελούμενο από επιταχυνσιόμετρα και γυροσκόπια. Σκοπός του είναι η αναγνώριση και παρακολούθηση κινήσεων που χρησιμοποιούνται την παιδαγωγική της μουσικής. Η καταγραφή των κινήσεων γίνεται από ένα

επιταχυνσιόμετρο τριών αξόνων εύρους 3g και ένα γυροσκόπιο δύο αξόνων, επικοινωνώντας με ένα κεντρικό υπολογιστή, στον οποίο λαμβάνονται και επεξεργάζονται τα δεδομένα.

Το σύστημα αυτό μπορεί να κάνει σύγκριση και ευθυγράμμιση μιας χειρονομίας με αποθηκευμένα δείγματα άλλων χειρονομιών με την χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης. Πιο συγκεκριμένα υπολογίζει την ομοιότητα της κίνησης που εκτελείται σε σχέση με τα αποθηκευμένα πρότυπα ακόμα και κατά την διάρκεια εκτέλεσης της. Για να γίνει αυτό η καμπύλη της κίνησης μοντελοποιείται ως μια από τα δεξιά προς τα αριστερά αλυσίδα Markov, με τις κατάλληλες πιθανότητες μετάβασης για κάθε κατάσταση.

Για τον έλεγχο και την αξιολόγηση του συστήματος διενεργήθηκαν πειράματα. Στο πρώτο πείραμα οι μαθητές καλούνταν να εκτελέσουν σωστά μια χειρονομία. Η χειρονομία αυτή προηγουμένως έχει εκτελεστεί από το δάσκαλο. Κατόπιν έχει αποθηκευτεί και συνδεθεί με ένα τμήμα αρχείου μουσικής. Η διαφορά στην ποιότητα της εκτελούμενης σε συνάρτηση με την αποθηκευμένη χειρονομία προκαλεί διαφορά στο αρχείο μουσικής σε πραγματικό χρόνο. Στο δεύτερο πείραμα δόθηκε η δυνατότητα στους μαθητές να εκτελέσουν ελεύθερα μια κίνηση που θεωρούσαν κατάλληλη για τα διάφορα ηχητικά αρχεία. Δίνοντας τους με αυτόν τον τρόπο την δυνατότητα να πειραματιστούν με τις διάφορες χειρονομίες και στο ποια είναι πιο κατάλληλη για τον έλεγχο του μουσικού αρχείου.

## **2.4 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗΝ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΧΕΙΡΟΝΟΜΙΩΝ**

Στο [15] αναπτύχθηκε σύστημα για την αναγνώριση 12 χειρονομιών χρησιμοποιώντας το χειριστήριο του Nintendo Wii, που περιλαμβάνει ένα επιταχυνσιόμετρο τριών αξόνων. Στις έρευνες πήραν μέρος δέκα άτομα. Για την αναπαράσταση των χειρονομιών, η καθεμία από αυτές διαχωρίστηκε σε τμήματα ίσου μεγέθους, όπου ανά δύο τμήματα δημιουργήθηκε ένα πλαίσιο. Για κάθε πλαίσιο τα χαρακτηριστικά: μέσος, ενέργεια και εντροπία από το πεδίο της συχνότητας, τυπική απόκλιση και συσχέτιση από το πεδίο του χρόνου εξήχθησαν από τα σήματα της επιτάχυνσης. Για την κατηγοριοποίηση των χειρονομιών χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (Support Vector Machines). Η αξιολόγηση του συστήματος έγινε ακολουθώντας δυο προσεγγίσεις: αυτή της εξαρτώμενης από τον χρήστη και της ανεξάρτητης του χρήστη αναγνώρισης χειρονομιών. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων τους είχαν ποσοστά αναγνώρισης 95,21% και 89,29% αντίστοιχα.

# 3 ΜΗΧΑΝΕΣ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ

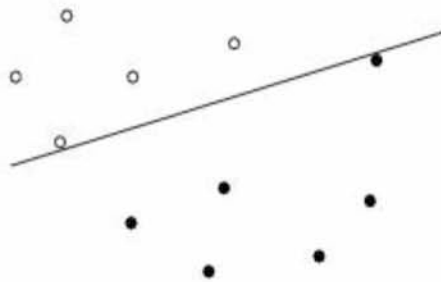
## Εισαγωγή

Σ' αυτό το κεφάλαιο θα γίνει μια εισαγωγή στις βασικές ιδέες που κρύβονται πίσω από τον αλγόριθμο Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (Support Vector Machines) καθώς και παρουσίαση του θεωρητικού υπόβαθρου και της μαθηματικής του θεμελίωσης.

### 3.1.1 ΓΡΑΜΜΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ

Το βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού

Δεδομένου ενός δυαδικού προβλήματος κατηγοριοποίησης όπου περιλαμβάνει  $j$  δείγματα εκπαίδευσης  $(x_1, y_1), \dots, (x_j, y_j), x \in R, y \in \{-1, 1\}$



Σχήμα 3-1. Δισδιάστατο δείγμα δεδομένων[22]

Το παραπάνω υπερεπίπεδο  $(w \cdot x + b) = 0$  ικανοποιεί τις σχέσεις:

$$(w \cdot x_i + b) > 0 \text{ εάν το } y_i = 1$$

$$(w \cdot x_i + b) < 0 \text{ εάν το } y_i = -1$$

που είναι ισοδύναμο με:

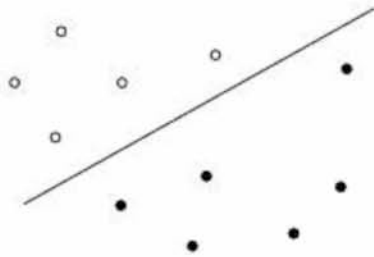
$$(w \cdot x_i + b) \geq 1 \text{ εάν το } y_i = 1 \quad (1)$$

$$(w \cdot x_i + b) \leq -1 \text{ εάν το } y_i = -1 \quad (2)$$

και που είναι ισοδύναμο με:

$$y_i \cdot [(w \cdot x_i + b)] \geq 1, i = 1, \dots, j$$

Παρόλα αυτά το υπερεπίπεδο του σχήματος 3-1 δεν είναι ένα καλό υπερεπίπεδο γιατί κάποια σημεία είναι πολύ κοντά στο όριο και πιθανόν να κατηγοριοποιηθούν λανθασμένα. Συνεπώς θα ήταν καλύτερο να υπήρχε ένα υπερεπίπεδο με μεγάλο περιθώριο, αν είναι εφικτό το μεγαλύτερο δυνατό. Αυτό το μέγιστο περιθώριο υπάρχει και ονομάζεται βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού.



Σχήμα 3-2.Βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού[22]

Για να βρεθεί το βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού, το οποίο πρέπει να ικανοποιεί την παραπάνω σχέση, καθώς και να μεγιστοποιεί την ελάχιστη απόσταση των σημείων των δειγμάτων στο σύνολο εκπαίδευσης από το υπερεπίπεδο.

$$\rho(w, b) = \min_{\{x_i | y_i=1\}} \frac{(w \cdot x_i + b)}{|w|} - \max_{\{x_j | y_j=-1\}} \frac{(w \cdot x_j + b)}{|w|}$$

Όπου είναι το άθροισμα των αποστάσεων από τα κοντινότερα 2 σημεία του υπερεπίπεδου διαχωρισμού, που πρέπει να μεγιστοποιηθεί.

Από τις (1) και (2) εξισώσεις προκύπτει:

$$\rho(w, b) = \min_{\{x_i | y_i=1\}} \frac{1}{|w|} - \max_{\{x_j | y_j=-1\}} \frac{-1}{|w|}$$



$$\Leftrightarrow \rho(w, b) = \frac{1}{|w|} - \frac{-1}{|w|}$$

$$\Leftrightarrow \rho(w, b) = \frac{2}{|w|}$$

$$\Leftrightarrow \rho(w, b) = \frac{2}{\sqrt{w \cdot w}}$$

Το βέλτιστο υπερεπίπεδο ελαχιστοποιείται στο:

$$\Phi(w) = \frac{1}{2} w \cdot w \quad (3)$$

Η μεγιστοποίηση του περιθωρίου ισοδυναμεί με την ελαχιστοποίηση της παρακάτω συνάρτησης:

$$\min_w \frac{\|w\|^2}{2}$$

Δεδομένου ότι ισχύουν οι περιορισμοί:  $y_i \cdot [(w \cdot x_i + b)] \geq 1, i = 1, \dots, j$

Αρχικά πρέπει να γραφτεί η συνάρτηση με μορφή που λαμβάνει υπόψη τους περιορισμούς που επιβάλλονται στις λύσεις του. Η νέα συνάρτηση είναι γνώστη και ως συνάρτηση Lagrange για το πρόβλημα τις βελτιστοποίησης:

$$L(w, b, l) = \frac{1}{2} w \cdot w - \sum_{i=1}^j l_i (y_i \cdot [(w \cdot x_i + b)] - 1) \quad (4)$$

Όπου τα  $l_i$  είναι οι πολλαπλασιαστές Lagrange. Η  $\sum_{i=1}^j l_i (y_i \cdot [(w \cdot x_i + b)] - 1)$  συνάρτηση Lagrange πρέπει να ελαχιστοποιηθεί σύμφωνα με τους περιορισμούς για τα  $w$  και  $b$ .

Για να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση Lagrange πρέπει να ικανοποιούνται οι παρακάτω συνθήκες:

$$\frac{\partial L(w, b, l)}{\partial w} = 0 \Rightarrow w - \sum_{i=1}^j l_i \cdot y_i \cdot x_i = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial L(w, b, l)}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^j l_i \cdot y_i = 0 \quad (6)$$

Από τα παραπάνω προκύπτουν οι ακόλουθες ιδιότητες για το βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού:

a. Περιορισμοί για τους συντελεστές  $l_i$

$$\sum_{i=1}^j l_i \cdot y_i = 0, \quad l_i \geq 0, i = 1, \dots, j$$

b. Το διάνυσμα  $w$  είναι γραμμικός συνδυασμός των διανυσμάτων

$$w = \sum_{i=1}^j l_i \cdot y_i \cdot x_i \quad l_i \geq 0, i = 1, \dots, j$$

c. Μόνο τα διανύσματα υποστήριξης μπορεί να έχουν μη μηδενικό συντελεστή

$$w = \sum_{\text{διανύσματα υποστήριξης}} l_i \cdot y_i \cdot x_i \quad l_i > 0$$

Το θεώρημα των Karush-Kuhn-Tucker (KKT) υποδεικνύει ότι ικανή και αναγκαία συνθήκη για το βέλτιστο υπερεπίπεδο είναι το υπερεπίπεδο διαχωρισμού να ικανοποιεί τις συνθήκες:

$$l_i \cdot (y_i \cdot [(w \cdot x_i + b)] - 1) = 0, i = 1, \dots, j \quad \text{και} \quad l_i \geq 0$$

Αντικαθιστώντας (5) και (6) στην (4) οδηγεί στην παρακάτω διατύπωση του προβλήματος:

$$\sum_{i=1}^j l_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1, k=1}^j l_i \cdot l_k \cdot y_i \cdot y_k \cdot (x_i \cdot x_k)$$

$$l_i \geq 0, i = 1, \dots, j$$

με τον περιορισμό

$$\sum_{i=1}^j l_i \cdot y_i = 0$$

Έχοντας βρει τις παραμέτρους του ορίου απόφασης, μια εγγραφή μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ως ακολούθως:

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{\text{διανύσματα υποστήριξης}} l_i \cdot y_i \cdot (x_i \cdot x) + b \right)$$

όπου το  $x_i$  είναι τα διανύσματα υποστήριξης, το  $l_i$  είναι οι πολλαπλασιαστές Lagrange και το  $b$  είναι τιμή ορίου.

Για την μη διαχωρίσιμη περίπτωση η λύση είναι λίγο διαφορετική. Πρέπει οι τιμές των συντελεστών Lagrange  $l_i$  να οριοθετηθούν.

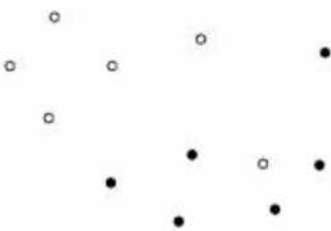
$$0 \leq l_i \leq C$$

Όπου το  $C$  έχει μια τιμή που έχει επιλεγθεί εκ των προτέρων.

### 3.1.2 ΜΗ ΓΡΑΜΜΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ

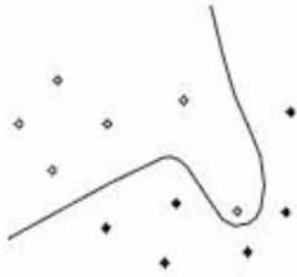
Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης μετασχηματίζουν τα δεδομένα από τον αρχικό χώρο συντεταγμένων σε νέο χώρο υψηλότερης διάστασης και κατασκευάζουν το βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού σε αυτόν τον χώρο. Με αυτό τον τρόπο είναι δυνατόν να κατασκευαστεί ένα γραμμικό όριο απόφασης στον χώρο των διανυσμάτων που αντιστοιχεί σε ένα μη γραμμικό όριο απόφασης στον αρχικό χώρο.

Το δείγμα όπως και πριν με ένα επιπλέον σημείο



Σχήμα 3-3. Δισδιάστατο δείγμα δεδομένων [22]

Είναι φανερό ότι δεν είναι δυνατόν να βρεθεί γραμμικό υπερεπίπεδο διαχωρισμού σε αυτό το σύνολο δεδομένων. Γι' αυτό το λόγο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα μη γραμμικό υπερεπίπεδο διαχωρισμού, κάτι που είναι ισοδύναμο με τον μετασχηματισμό σε νέο χώρο όπου ο διαχωρισμός μπορεί να γίνει.



Σχήμα 3-4. Μη γραμμικό υπερεπίπεδο διαχωρισμού[22]

Επιλέγουμε να μετασχηματίσουμε από τον αρχικό χώρο  $X$  σε έναν νέο χώρο μεγαλύτερης διάστασης  $Z$  ( $\kappa : X \rightarrow Z$ ):

$$\kappa(x) = z$$

όπου το  $x \in X$  και  $z \in Z$ , οπότε έχουμε να μεγιστοποιήσουμε

$$\sum_{i=1}^j l_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1, k=1}^j l_i \cdot l_k \cdot y_i \cdot y_k \cdot (\kappa(x_i) \cdot \kappa(x_k))$$

$$l_i \geq 0, i = 1, \dots, j$$

και να υπολογίσουμε την τιμή του κατηγοριοποιητή

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{\text{διανύσματα υποστήριξης}} l_i \cdot y_i \cdot (\kappa(x_i) \cdot \kappa(x)) + b \right)$$

Όπως και στην προηγούμενη παράγραφο.

Δεν χρειάζεται να γνωρίζουμε το  $\kappa(x)$  αρκεί να γνωρίζουμε την τιμή  $K(x_i, x_j) = \kappa(x_i) \cdot \kappa(x_j)$

Η συνάρτηση ομοιότητας  $K$ , η οποία υπολογίζεται στον αρχικό χώρο, είναι γνώστη και ως συνάρτηση πυρήνα.

#### Θεώρημα του Mercer.

Μια συνάρτηση πυρήνα  $K$  μπορεί να εκφραστεί ως:

$$K(x_i, x_j) = \kappa(x_i) \cdot \kappa(x_j)$$

Αν και μόνο αν, για κάθε συνάρτηση  $g(x)$  τέτοια ώστε το  $\int g(x)^2 dx$  είναι πεπερασμένο, τότε

$$\int K(x, y)g(x)g(y)dxdy \geq 0$$

### Συναρτήσεις πυρήνα

Διάφορες συναρτήσεις πυρήνα μπορεί να χρησιμοποιηθούν. Παραδείγματα τέτοιων δίνονται παρακάτω:

- a. πολυωνυμική συνάρτηση πυρήνα:  $K(x, y) = (x \cdot y)^d$ ,  $d = 1, \dots$
- b. εναλλακτική πολυωνυμική συνάρτηση πυρήνα:  $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^d$ ,  $d = 1, \dots$
- c. ακτινικής βάσης συνάρτηση πυρήνα:  $K(x, y) = \exp(-\gamma \cdot \|x - y\|^2)$ ,  $\gamma > 0$

Για την μη διαχωρίσιμη περίπτωση η λύση μοιάζει με την αυτήν της διαχωρίσιμης περίπτωσης. Πρέπει οι τιμές των συντελεστών Lagrange  $l_i$  να οριοθετηθούν.

$$0 \leq l_i \leq C$$

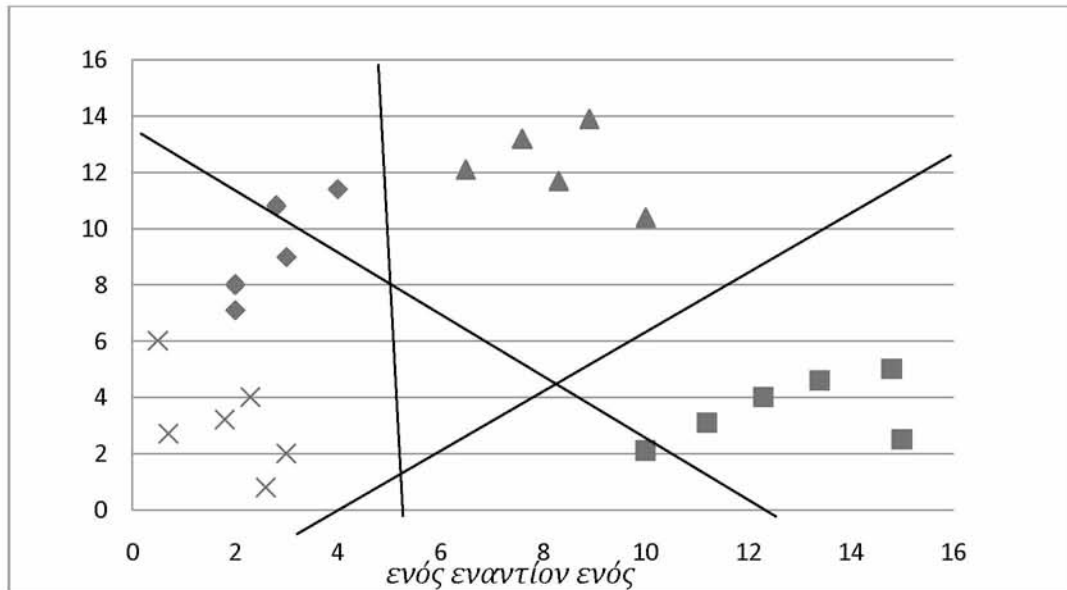
Όπου το C έχει μια τιμή που έχει επιλεγθεί εκ των προτέρων.

### 3.1.3 ΜΗΧΑΝΕΣ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΠΟΛΛΩΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΩΝ

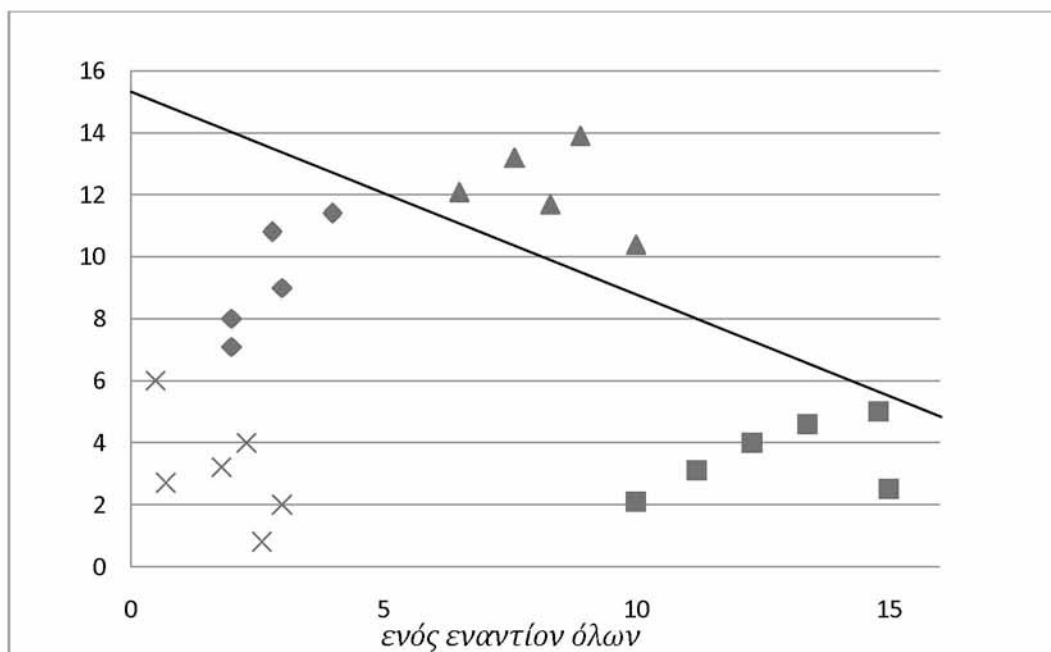
Όπως συζητήθηκε προηγουμένως οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων αρχικά σχεδιάστηκαν για προβλήματα δυαδικής κατηγοριοποίησης. Βέβαια είναι δυνατή η επέκτασή τους με τέτοιο τρόπο ώστε να μπορούν να επιλύουν και προβλήματα πολλών κατηγοριών. Δύο είναι οι κύριες τεχνικές για την επέκτασή τους ώστε να μπορούν να χειριστούν προβλήματα πολλών κατηγοριών: one versus all (ενός εναντίον όλων) και one versus one (ενός εναντίον ενός).

Στην πρώτη προσέγγιση, αυτή του ενός εναντίον όλων, το πρόβλημα χωρίζεται σε  $N$  δυαδικά προβλήματα. Όπου οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων εκπαιδεύουν ένα δυαδικό κατηγοριοποιητή για κάθε κλάση. Αυτό επιτυγχάνεται διαχωρίζοντας τα δεδομένα αυτής της κατηγορίας από τα δεδομένα όλων των υπόλοιπων κατηγοριών. Στην δεύτερη προσέγγιση, του ενός εναντίον ενός, συνολικά χτίζονται  $N(N - 1)/2$  δυαδικοί κατηγοριοποιητές. Ο καθένας χρησιμοποιείται για την διάκριση μεταξύ ενός

ζεύγους κλάσεων. Τα στιγμιότυπα που δεν ανήκουν σε καμία από τις δύο κλάσεις, αγνοούνται κατά την διάρκεια της δημιουργίας του κάθε δυαδικού κατηγοριοποιητή. Η κατηγοριοποίηση σ' αυτή την προσέγγιση βασίζεται σε μια στρατηγική ψηφοφορίας, όπου γίνεται ένας συνδυασμός των προβλέψεων. Η κλάση που λαμβάνει τις περισσότερες ψήφους σε σχέση με τις άλλες ανατίθεται στο εξεταζόμενο στιγμιότυπο.



Σχήμα 3-5.Κατηγοριοποίηση με την προσέγγιση ενός εναντίον ενός



Σχήμα 3-6.Κατηγοριοποίηση με την προσέγγιση ενός εναντίον όλων

## 3.2 ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΤΗ

Από την στιγμή που έχει επιλεγθεί ο κατηγοριοποιητής, το επόμενο ζήτημα είναι πως θα γίνει η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από αυτόν. Για να γίνει αυτή η αξιολόγηση ο κατηγοριοποιητής εκπαιδεύεται σε ένα σύνολο εκπαίδευσης και κατόπιν για κάθε στιγμιότυπο του σετ ελέγχου κάνει μια πρόβλεψη της κλάσης στην οποία ανήκει. Από την σύγκριση των πραγματικών κλάσεων των στιγμιότυπων με αυτές που ανατέθηκαν από τον κατηγοριοποιητή προκύπτουν μέτρα για την αξιολόγηση του. Τα αποτελέσματα αυτά δίνονται συνήθως σε μια μήτρα σύγχυσης.

### **Διασταυρωμένη επικύρωση (cross-validation)**

Στην διασταυρωμένη επικύρωση το σύνολο δεδομένων διαχωρίζεται σε δυο υποσύνολα ίδιου μεγέθους. Αρχικά το ένα υποσύνολο θεωρείται ως σύνολο εκπαίδευσης και το άλλο ως σύνολο ελέγχου. Ακολούθως οι ρόλοι εναλλάσσονται μεταξύ των δυο συνόλων. Το σύνολο εκπαίδευσης τώρα γίνεται σύνολο ελέγχου και αντίστοιχα για το σύνολο ελέγχου. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται διπλά διασταυρωμένη επικύρωση. Το συνολικό σφάλμα προκύπτει από το μέσο όρο των επιμέρους σφαλμάτων. Το αρχικό σύνολο δεδομένων μπορεί να χωριστεί σε περισσότερα υποσύνολα μέσω της διασταυρωμένης επικύρωσης  $n$ -αναδιπλώσεων. Σ' αυτή την προσέγγιση τα δεδομένα χωρίζονται σε  $n$  υποσύνολα ίδιου μεγέθους. Στην κάθε εκτέλεση ένα από τα  $n$  τμήματα επιλέγεται για σύνολο ελέγχου με τα υπόλοιπα  $n-1$  να έχουν τον ρόλο του συνόλου εκπαίδευσης. Η διαδικασία εκτελείται  $n$  φορές έτσι ώστε κάθε σύνολο να χρησιμοποιηθεί ακριβώς μια φορά ως σύνολο ελέγχου. Το σφάλμα όπως και πριν είναι ο μέσος όρος των  $n$  εκτελέσεων. Η διαδικασία που περιγράφεται εδώ μπορεί να συνοψιστεί ως εξής:

1. Χωρισμός του συνόλου δεδομένων σε  $X$  υποσύνολα
2. Εκτέλεση της επαναληπτικής διαδικασίας όπου κάθε υποσύνολο χρησιμοποιείται για τον έλεγχο και τα υπόλοιπα για την εκπαίδευση. Επανάληψη της διαδικασίας μέχρι όλα τα υποσύνολα να έχουν χρησιμοποιηθεί ως σετ ελέγχου.
3. Υπολογισμός του μέσου σφάλματος κατηγοριοποίησης.

*Εκτιμώμενες Κλάσεις*

---

	<i>Κλάση 1</i>	<i>Κλάση 2</i>	<i>Κλάση 3</i>	
<i>Πραγματικές Κλάσεις</i>	<i>Κλάση 1</i>	32	3	4
	<i>Κλάση 2</i>	2	36	3
	<i>Κλάση 3</i>	2	5	39

$K_i$

Πίνακας 3-7.Μήτρα σύγκρισης

*Εκτιμώμενες Κλάσεις*

---

	<i>Κλάση 1</i>	<i>Κλάση 2</i>	<i>Κλάση 3</i>	
<i>Πραγματικές Κλάσεις</i>	<i>Κλάση 1</i>	32	3	4
	<i>Κλάση 2</i>	2	36	3
	<i>Κλάση 3</i>	2	5	39

↓  
*Στιγμιότυπα σωστά  
κατηγοριοποιημένα*

Πίνακας 3-8.Μήτρα σύγκρισης

Στον πίνακα 3-7 ένα παράδειγμα με την σημειολογία των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των μέτρων απόδοσης των κατηγοριοποιητών. Στον πίνακα 3-8 ένα παράδειγμα μήτρας σύγκρισης. Οι στήλες αντιστοιχούν στα αποτελέσματα του κατηγοριοποιητή, ενώ οι γραμμές στις πραγματικές κλάσεις του κάθε στιγμιότυπου



## Μέτρα απόδοσης

- Ευστοχία

Η ευστοχία ενός κατηγοριοποιητή είναι ένα μέτρο του βαθμού επιτυχίας αυτού. Επιτυχία ονομάζουμε αν η κλάση ενός στιγμιότυπου προβλεφθεί σωστά.

$$Accuracy = \frac{|\{x \in TE \mid K(x) = C(x)\}|}{|TE|}$$

- Ακρίβεια

Η υψηλή ακρίβεια για τον κατηγοριοποιητή για την κλάση  $i$ , υπονοεί ότι όλες οι άλλες κλάσεις  $i \neq j$  δεν έχουν κατηγοριοποιηθεί ως κλάση  $i$ .

$$Precision(K, i) = \frac{|\{x \in K_i \mid K(x) = C(x)\}|}{|K_i|}$$

- Ανάκληση

Η ανάκληση είναι ένα μέτρο για την απόδοση του κατηγοριοποιητή και μετριέται για κάθε κλάση. Η υψηλή ανάκληση σημαίνει ότι ο κατηγοριοποιητής μπορεί να αναγνωρίζει την κλάση του στιγμιότυπου όταν αυτό του δοθεί ως είσοδο.

$$Recall(K, i) = \frac{|\{x \in C_i \mid K(x) = C(x)\}|}{|C_i|}$$

- Σφάλμα κατηγοριοποίησης

Το σφάλμα κατηγοριοποίησης δίνει ένα ποσοστό από τα σφάλματα σε όλο το TE για όλα τα στιγμιότυπα. Ως σφάλμα ορίζεται όταν το στιγμιότυπο μιας κλάσης δεν προβλεφθεί σωστά.

$$Error(K) = \frac{|\{x \in TE \mid K(x) \neq C(x)\}|}{|TE|}$$

Όπου  $x$  είναι το στιγμιότυπο που δίνεται στον κατηγοριοποιητή,  $TE$  είναι το σετ ελέγχου,  $K(x)$  είναι η έξοδος του κατηγοριοποιητή,  $C(x)$  είναι η πραγματική κλάση του στιγμιότυπου  $x$ .

## 4 ΣΥΝΟΛΟ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Σ' αυτό το κεφάλαιο περιγράφεται το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής. Δίνεται αναλυτική περιγραφή του υλικού, των διαδικασιών και των ατόμων που χρησιμοποιήθηκαν για την συλλογή των δεδομένων. Πρέπει να σημειωθεί ότι τα δεδομένα που παρουσιάζονται σ' αυτό το κεφάλαιο έγιναν διαθέσιμα από το [18].

### ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΥΛΙΚΟΥ

3 Colibri, ασύρματες αδρανειακές μονάδες μέτρησης (Inertial Measurement Unit) χρησιμοποιήθηκαν:

- Συχνότητα δειγματοληψίας: 100Hz
- Θέση αισθητήρων:
  - 1 IMU στον καρπό του κύριου χεριού
  - 1 IMU στο στήθος
  - 1 IMU στον αστράγαλο του κύριου ποδιού

Μονάδα για την παρακολούθηση του καρδιακού ρυθμού: : BM-CS5SR

- Συχνότητα δειγματοληψίας: ~9Hz

Viliv S5 UMPC:

- Intel Atom Z520 CPU (1.33GHz) και 1GB RAM
- Η ανάθεση ετικετών στις δραστηριότητες έγινε μέσω του γραφικού περιβάλλοντος που τρέχει στο Viliv.

## ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Τα συγχρονισμένα και με ετικέτες μη επεξεργασμένα δεδομένα από όλους τους αισθητήρες συγχωνεύθηκαν σε ένα αρχείο δεδομένων για κάθε άτομο για κάθε συνεδρίαση, διαθέσιμα σε αρχεία κειμένου (. dat).

Κάθε αρχείο περιέχει 54 στήλες που περιέχουν τα ακόλουθα δεδομένα:

- 1 ετικέτα με τον χρόνο (second).
- 2 αναγνωριστικό της δραστηριότητας.
- 3 καρδιακός ρυθμός (bpm).
- 4-20 IMU χεριού.
- 21-37 IMU στήθους.
- 37-54 IMU αστραγάλου.

Τα IMU περιέχουν της εξής στήλες:

- 1 θερμοκρασία ( $^{\circ}C$ )
- 2-4 3D-δεδομένα επιτάχυνσης ( $ms^{-2}$ ), κλίμακα 16g
- 5-7 3D-δεδομένα επιτάχυνσης ( $ms^{-2}$ ), κλίμακα 6g
- 8-10 3D-δεδομένα από το γυροσκόπιο ( $rad/s$ )
- 11-13 3D-δεδομένα από το μαγνητόμετρο ( $\mu T$ )
- 14-17 δεδομένα προσανατολισμού (άκρα σ' αυτό το σύνολο δεδομένων)

## ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΡΑΣΤΗΡΙΟΤΗΤΩΝ

Ακολουθεί αναλυτική περιγραφή των 7 δραστηριοτήτων που χρησιμοποιήθηκαν γι' αυτήν την διπλωματική εργασία (όπου η αριθμηση αντιστοιχεί στο αναγνωριστικό της κάθε δραστηριότητας):

1. Lying: Τα άτομα βρίσκονται ξαπλωμένα χωρίς να κάνουν τίποτε άλλο. Μικρές κινήσεις και αλλαγή στάσης ενώ είναι ξαπλωμένα επιτρέπονται.
2. Sitting: Τα άτομα βρίσκονται καθιστά στην καρέκλα σε οποιαδήποτε στάση νιώθουν άνετα. Αλλαγή στάσης καθίσματος επιτρέπεται.
3. Standing: Τα άτομα βρίσκονται όρθια, ακίνητα ή κάνοντας μικρές κινήσεις και πιθανώς χειρονομίες.
4. Walking: Περπάτημα σε εξωτερικό χώρο με βιαστικό βήμα. (ταχύτητα 4-6χλμ/ώρα).
5. Running: Jogging σε εξωτερικό χώρο.

6. Cycling: Ποδηλασία σε εξωτερικό χώρο. μέτριας έντασης. Η κίνηση μοιάζει περισσότερο σαν τα άτομα να πήγαιναν στην δουλειά ή για βόλτα με το ποδήλατο (όχι σαν αθλητική δραστηριότητα).
7. Nordic Walking: Περπάτημα σε ασφαλτικό έδαφος με την χρήση δύο μαστουριών (μοιάζουν πολύ με τα μαστούνια του σκι).

### Άτομα:

8 άτομα χρησιμοποιήθηκαν για την έρευνα

- Επτά άνδρες, μια γυναίκα
- Ηλικίας  $26,75 \pm 2,99$  χρόνια
- Δείκτη μάζας σώματος  $25,36 \pm 2,52$  kg/m<sup>2</sup>

Αναλυτικές πληροφορίες για τα υποκείμενα που συμμετείχαν στα πειράματα

Ταυτότητα ατόμου	Φύλο	Ηλικία	Ύψος (cm)	Βάρος (kg)	Κύριο χέρι
101	Άνδρας	27	182	83	Δεξιό
102	Γυναίκα	25	169	78	Δεξιό
103	Άνδρας	31	187	92	Δεξιό
104	Άνδρας	24	194	95	Δεξιό
105	Άνδρας	26	180	73	Δεξιό
106	Άνδρας	26	183	69	Δεξιό
107	Άνδρας	23	173	86	Δεξιό
108	Άνδρας	32	179	87	Αριστερό

Πίνακας 4-1.Στοιχεία ατόμων

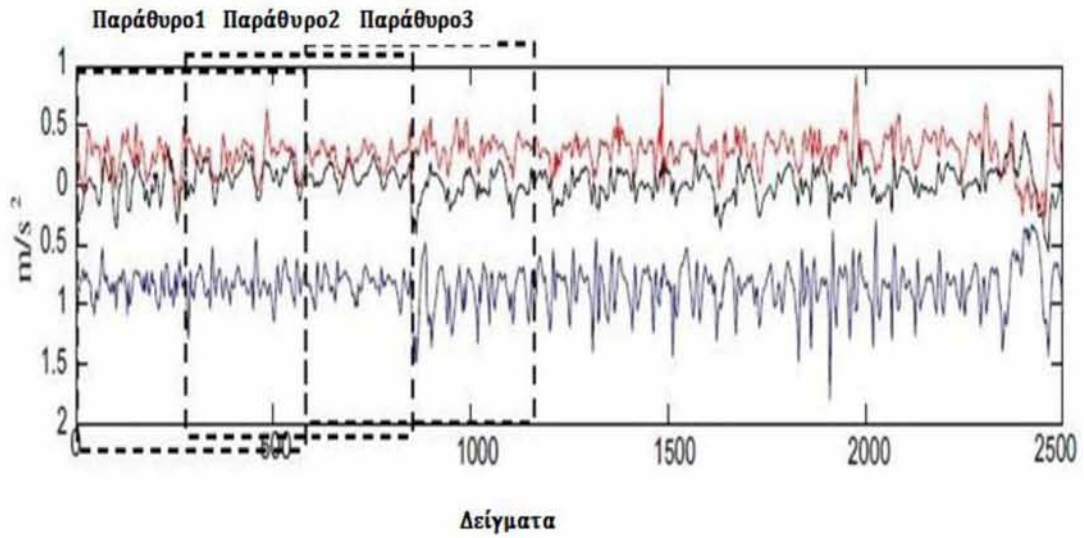
### ΣΗΜΕΙΩΣΗ:

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής έγινε επιλογή των δεδομένων που αφορούν μόνο την επιτάχυνση από το πρώτο επιταχυνσιόμετρο με κλίμακα 16g. Καθώς και η επιλογή 7 από το σύνολο των 21 δραστηριοτήτων, όπως αυτές ορίστηκαν παραπάνω. Ωστόσο για την κατανόηση της δομής των αρχείων που αποτελούν το σύνολο δεδομένων κρίθηκε αναγκαία η ολοκληρωμένη παρουσίαση τους.

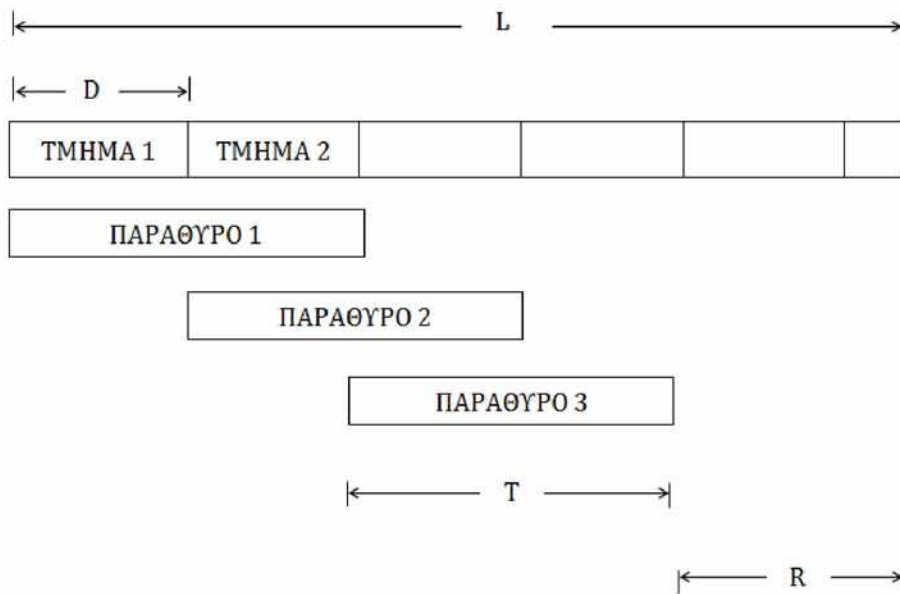
# 5 ΣΧΕΔΙΑΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑ- ΤΟΣ

## 5.1 ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ

Η ανάκτηση χρήσιμης όσο και σημαντικής πληροφορίας από συνεχή δεδομένα αισθητήρων για την αναγνώριση της κίνησης είναι ένα πραγματικά δύσκολο αντικείμενο. Γι' αυτό το σκοπό πολλοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί, με τους αλγόριθμους συρόμενων παραθύρων να έχουν σημαντική θέση ανάμεσα στους ερευνητές του κλάδου. Διάφοροι λόγοι έχουν καθιερώσει την χρήση τους και έχουν να κάνουν κυρίως με την αποδοτικότητα και την απλότητα τους. Ένας αλγόριθμος συρόμενου παραθύρου ξεκινάει από ένα υποσύνολο δεδομένων των αισθητήρων και προσθέτει συνεχώς νέα δεδομένα. Δημιουργώντας με αυτόν τον τρόπο παράθυρα που έχουν ένα επικαλυπτόμενο κομμάτι μεταξύ τους. Ο αλγόριθμος τερματίζεται όταν τα νέα δεδομένα για τον σχηματισμό του καινούργιου τμήματος υπολείπονται της τιμής ορίου. Αυτό σημαίνει ότι το αρχικό σήμα από τους αισθητήρες μήκους  $L$  δειγμάτων διαιρείται σε παράθυρα μήκους  $T$  και απόστασης μεταξύ των συνεχόμενων παραθύρων  $D$ . Το κομμάτι που υπολείπεται μήκους  $R = (L - T) \bmod(D)$  δεν χρησιμοποιείται καθόλου. Ακολουθεί μια σχηματική απεικόνιση που βοηθάει στην καλύτερη κατανόηση της διαδικασίας.



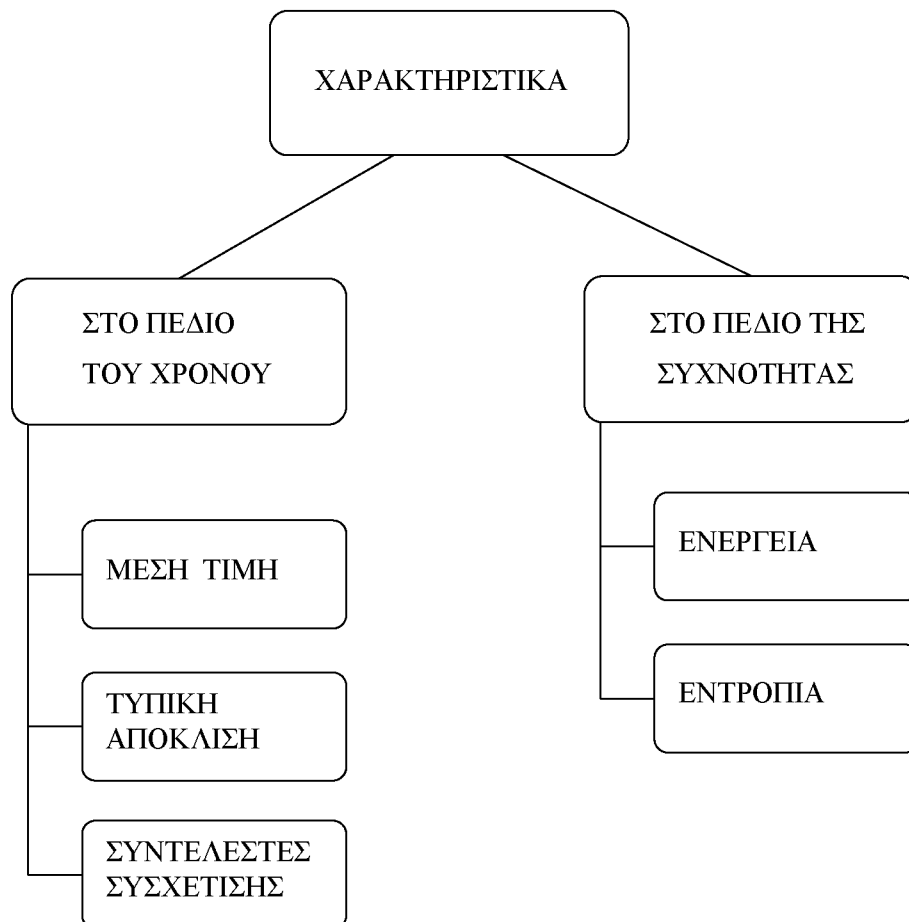
Σχήμα 5-1. Χωρισμός δεδομένων επιτάχυνσης σε παράθυρα



Σχήμα 5-2. Διαδικασία τμηματοποίησης δεδομένων επιτάχυνσης

## 5.2 ΕΞΑΓΩΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Τα χαρακτηριστικά μπορούν να οριστούν ως μια διαφορετική-μειωμένη αναπαράσταση των μη επεξεργασμένων δεδομένων από διάφορους αισθητήρες. Σκοπός της εξαγωγής χαρακτηριστικών είναι η εξεύρεση των κατάλληλων χαρακτηριστικών για την διατήρηση όσο το δυνατόν μεγαλύτερης πληροφορίας από τα αρχικά δεδομένα. Ακόμη ένα πλεονέκτημα της εξαγωγής των χαρακτηριστικών είναι η μείωση του όγκου των αρχικών δεδομένων σε τέτοιο βαθμό ώστε να είναι διαχειρίσιμα και εύχρηστα κατά τα επόμενα στάδια της κατηγοριοποίησης. Τα χαρακτηριστικά που εξάγονται αποτελούν την αναπαράσταση της κίνησης και χρησιμοποιούνται ως είσοδος για την εκπαίδευση και τον έλεγχο αλγόριθμων μηχανικής μάθησης. Η επιλογή των χαρακτηριστικών γενικά θεωρείται εξαρτημένη από το εκάστοτε πρόβλημα. Παρόλα αυτά συγκεκριμένα χαρακτηριστικά έχουν δείξει την χρησιμότητα τους στην αναγνώριση της κίνησης.



Σχήμα 5-3. Διάγραμμα συνόλου χαρακτηριστικών

## 5.2.1 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΣΤΟ ΠΕΛΙΟ ΤΟΥ ΧΡΟΝΟΥ

Απλές μαθηματικές και στατιστικές μετρικές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή βασικών πληροφοριών για το σήμα που προέρχεται από τα μη επεξεργασμένα δεδομένα των αισθητήρων. Παρ' όλη την απλότητα τους, έχουν χρησιμοποιηθεί κατά κόρον από διάφορους ερευνητές στην αναγνώριση κίνησης.

### Μέση τιμή

Μέση τιμή ενός σήματος σε ένα παράθυρο από δείγματα δεδομένων (όπως αυτό περιγράφηκε παραπάνω) είναι χρήσιμη για κάθε είδος αισθητήρων. Η απλότητα στον υπολογισμό της είναι βασικό πλεονέκτημα της, όπως αλλώστε και αρκετών άλλων στατιστικών μετρικών. Η μετρική αυτή μπορεί να υπολογιστεί με ελάχιστη υπολογιστική ισχύ και με ελάχιστες απαιτήσεις σε μνήμη.

Υπάρχουν αρκετές αναφορές για την χρήση της στην αναγνώριση της κίνησης. Από εφαρμογές για την αναγνώριση διαφόρων κινήσεων ( π.χ τρέξιμο, περπάτημα) [3,5,6], ακόμη και εφαρμογές για την αναγνώριση χειρονομιών [15].

Η μέση τιμή του σήματος ορίζεται ως:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^n x_k$$

### Τυπική απόκλιση

Η τυπική απόκλιση αποτελεί μια ακόμα στατιστική μετρική και ορίζεται ως η τετραγωνική ρίζα της διακύμανσης. Η χρησιμότητα της έγκυται στο ότι αναπαριστά την μεταβλητότητα των δεδομένων, δίνοντας μια ένδειξη για την σταθερότητα του σήματος. Ο ορισμός της είναι:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{k=0}^n (x_k - \bar{x})^2}$$

### Συντελεστές συσχέτισης

Οι συντελεστές συσχέτισης ορίζονται ως ο λόγος της συνδιακύμανσης ανάμεσα στους δυο άξονες προς το γινόμενο της τυπικής τους απόκλισης. Χρησιμοποιείται για να μετρήσει την σχέση μεταξύ δυο σημάτων. Στην αναγνώριση της κίνησης έχει δείξει χρησιμότητα στον διαχωρισμό ενεργειών που περιλαμβάνουν μετάβαση προς μια κατεύθυνση. Ο ορισμός της είναι:



$$\rho(x, y) = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y}$$

### 5.2.2 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΣΤΟ ΠΕΔΙΟ ΤΗΣ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑΣ

Σύμφωνα με την θεωρία επεξεργασίας σήματος, χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας έχουν πλούσια πληροφορία για το σήμα [15]. Γνωστή τεχνική για τον μετασχηματισμό του σήματος στο πεδίο της συχνότητας είναι ο διακριτός μετασχηματισμός fourier (Discrete Fourier Transformation) που επιτρέπει την αναπαράσταση στο πεδίο της συχνότητας σημαντικών χαρακτηριστικών του σήματος. Αυτή η ανάλυση συχνοτήτων υπολογίζεται για ένα σήμα που βρίσκεται στο πεδίο του χρόνου και έχει συγκεκριμένο μήκος ή είναι χωρισμένο σε παράθυρα συγκεκριμένου μήκους, με την χρήση του αλγόριθμου Fast Fourier Transformation. Για να μπορέσουν να υπολογιστούν τα χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας πρέπει να εφαρμοστεί ο DFT για κάθε παράθυρο, για κάθε άξονα.

$$r_{T,v} = \sum_{n=1}^N a_{T,n} \cdot e^{-\frac{2\pi i k}{N} n}$$

#### Ενέργεια

Η ενέργεια του σήματος υπολογίζεται ως το άθροισμα των υψομένων στο τετράγωνο συντελεστών του διακριτού μετασχηματισμού fourier, κανονικοποιημένα από τον αριθμό των δειγμάτων του παραθύρου. Χρησιμοποιείται κυρίως για να διαχωρίσει τις πιο παθητικές δραστηριότητες, όπως το καθιστός ή ξαπλωμένος, απ' αυτές που περιλαμβάνουν εντονότερη κίνηση, για παράδειγμα η ποδηλασία ή το τρέξιμο. Πιο αυστηρός μαθηματικός ορισμός είναι:

$$e_T = \frac{\sum_{v=1}^N |r_{v,T}|^2}{N}$$

#### Εντροπία

Η εντροπία υπολογίζεται ως η κανονικοποιημένη εντροπία πληροφορίας από τους συντελεστές του διακριτού μετασχηματισμού fourier. Η χρησιμότητα της ως χαρακτηριστικό έγκυται στο ότι βοηθάει στον διαχωρισμό μεταξύ των σημάτων που

έχουν παρόμοιες τιμές ενέργειας αλλά αντιστοιχούν σε διαφορετικές κινήσεις [5]. Ο ορισμός της είναι:

$$p_T = \frac{|r_{v,T}|}{\sum_{v=1}^N |r_{v,T}|}$$

$$\delta_T = \sum_{v=1}^N p_{T,v} \cdot \log\left(\frac{1}{p_{T,v}}\right)$$

## Κλιμάκωση

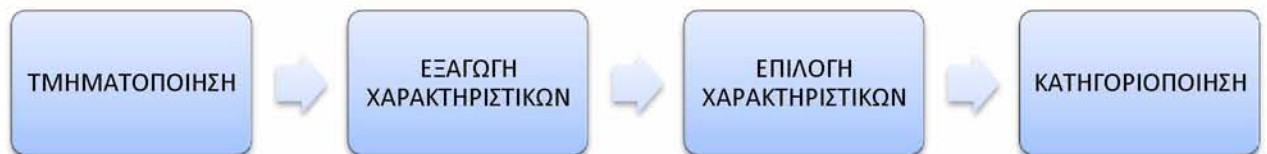
Το κύριο πλεονέκτημα της κλιμάκωσης του εύρους τιμής των χαρακτηριστικών είναι ότι με αυτόν τον τρόπο αποφεύγεται η κυριαρχία των χαρακτηριστικών που έχουν μεγαλύτερο εύρος τιμής εναντίον αυτών που έχουν μικρότερο. Δεύτερο πλεονέκτημα είναι η αποφυγή των αριθμητικών δυσκολιών κατά την διάρκεια των υπολογισμών. Αυτό συμβαίνει εξαιτίας της ανάγκης για υπολογισμό πλήθους εσωτερικών γινομένων μεταξύ των χαρακτηριστικών κατά την διάρκεια υπολογισμού των τιμών των συναρτήσεων του πυρήνα. Μία μεγάλη τιμή χαρακτηριστικού μπορεί να οδηγήσει σε αριθμητικά προβλήματα. Γι' αυτούς τους λόγους είναι αναγκαία η κλιμακώση των χαρακτηριστικών, που γίνεται συνήθως στο εύρος  $[0, 1]$  ή  $[-1, +1]$ .

## 5.3 ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Υπάρχουν δύο λόγοι για να κρατηθεί όσο το δυνατόν μικρότερη η διάσταση των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση, στην περίπτωση μας της κίνησης. Πρώτον, το κόστος μέτρησης και η ακρίβεια της κατηγοριοποίησης. Ένα μικρό αλλά αποτελεσματικό σετ χαρακτηριστικών απλουστεύει τόσο την αναπαράσταση του προτύπου, όσο και τους κατηγοριοποιητές που χτίζονται πάνω στην δεδομένη αναπαράσταση. Σαν συνέπεια αυτών ο κατηγοριοποιητής θα είναι γρηγορότερος και θα χρησιμοποιεί λιγότερη μνήμη [20].

Το πρόβλημα της επιλογής χαρακτηριστικών μπορεί να οριστεί ως ακολούθως: Δεδομένου ενός σετ από  $d$  χαρακτηριστικά, επέλεξε ένα σετ από  $m$  χαρακτηριστικά με τέτοιο τρόπο ώστε το σφάλμα κατηγοριοποίησης να είναι μικρότερο [20]. Η απόδοση ενός κατηγοριοποιητή εξαρτάται σημαντικά από την διάσταση του χώρου των χαρακτηριστικών, συνεπώς μέθοδοι για την μείωση της λαμβάνονται υπόψη κατά την διαδικασία ανάπτυξης του κατηγοριοποιητή.

Η επιλογή των χαρακτηριστικών έγκειται στην ανίχνευση και απόρριψη αυτών των χαρακτηριστικών που συνεισφέρουν το λιγότερο ή ακόμα και καθόλου στην σωστή κατηγοριοποίηση. Η επιλογή του βέλτιστου συνόλου χαρακτηριστικών συχνά δεν είναι μια εφικτή διαδικασία, καθώς πρέπει να γίνει μια αναζήτηση σε τεράστιο αριθμό  $m$ -διάστατων υποσυνόλων, αυξάνοντάς το υπολογιστικό κόστος [6]. Για παράδειγμα αν θέλουμε να επιλέξουμε 15-διάστατο υποσύνολο χαρακτηριστικών από 30 διαθέσιμα χαρακτηριστικά, περίπου 155 εκατομμύρια πιθανά υποσύνολα πρέπει να εξεταστούν και να αξιολογηθούν. Γι' αυτό το λόγο η επιλογή χαρακτηριστικών συνήθως γίνεται με υποβέλτιστους αλγόριθμους επιλογής, όπως ο ακολουθιακός εμπρόσθιας ή προς τα πίσω επιλογής χαρακτηριστικών. Αυτοί οι αλγόριθμοι μέσω επαναληπτικών διαδικασιών προσθέτουν-αφαιρούν χαρακτηριστικά αποτιμώντας τις αλλαγές που γίνονται με ένα προκαθορισμένο κριτήριο. Τέτοια κριτήρια μπορεί να βασίζονται στον υπολογισμό της ευκλείδειας απόστασης ή στους  $K$ -κοντινότερους γείτονες μεταξύ κάθε ζεύγους χαρακτηριστικών [6]. Ο αλγόριθμος ακολουθιακής εμπρόσθιας επιλογής προσθέτει ένα χαρακτηριστικό την φορά και ακολούθως πραγματοποιεί την αξιολόγηση. Το χαρακτηριστικό προσθέτεται στο υποσύνολο εάν σε συνδυασμό με τα ήδη επιλεγμένα, μεγιστοποιεί την τιμή της συνάρτησης κριτηρίου.



Σχήμα 5-4.Γραφική αναπαράσταση της διαδικασίας κατηγοριοποίησης.

## 5.4 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

Στην παρούσα παράγραφο παρουσιάζεται η υλοποίηση της διαδικασίας κατηγοριοποίησης που ακολουθήθηκε στην παρούσα διπλωματική εργασία. Αρχικά δίνεται μια σύντομη περιγραφή των συναρτήσεων που χρησιμοποιήθηκαν και κατόπιν γίνεται περιγραφή της υλοποίησης.

**importfile:** Η συνάρτηση που χρησιμοποιείται για την εισαγωγή του συνόλου των δεδομένων από τα πειράματα στο περιβάλλον εργασίας του Matlab. Τα αρχεία αυτά είναι σε μορφή .dat και έχουν την δομή που έχει εξηγηθεί στο κεφάλαιο 4. Η

συνάρτηση αυτή επιστρέφει έναν πίνακα που περιέχει όλα τα δεδομένα από τα πειράματα.

**processing:** Βοηθητική συνάρτηση, η οποία χρησιμοποιείται για την επιλογή των παρατηρήσεων από τα επιταχυνσιόμετρα που αφορούν τις δραστηριότητες που θα εξεταστούν. Η συνάρτηση αυτή καλείται με δύο ορίσματα, όλα τα δεδομένα για ένα άτομο από μία συνεδρία και ένα διάνυσμα με τα αναγνωριστικά των δραστηριοτήτων που θα επιλεγούν. Δηλαδή λειτουργεί ως φιλτράρισμα των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν στην συνέχεια. Τα επιστρεφόμενα αποτελέσματα είναι σε μορφή πίνακα.

**segmentation:** Βοηθητική συνάρτηση που χρησιμοποιείται για τον συντονισμό της κλήσης της `SlidingWindow`. Δέχεται ως όρισμα τον πίνακα με το σύνολο των δεδομένων. Η έξοδος της είναι ένας πίνακας για κάθε δραστηριότητα, με μορφή χαρακτηριστικών.

**SlidingWindow:** Συνάρτηση για την τμηματοποίηση των δεδομένων και για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών. Λαμβάνει ως είσοδο τα δεδομένα της κάθε μίας δραστηριότητας. Κατόπιν υπολογίζει ένα πίνακα δεικτών ώστε τα δεδομένα να χωρίζονται σε τμήματα των 512 δειγμάτων με τα 256 από αυτά να επικαλύπτονται μεταξύ των συνεχόμενων παραθύρων. Κάθε στήλη του πίνακα αυτού αντιστοιχεί σε ένα παράθυρο με τις γραμμές της κάθε στήλης να περιέχουν δείκτες για τα δεδομένα του. Στην συνέχεια για κάθε παράθυρο υπολογίζονται οι τιμές των χαρακτηριστικών. Επιστρέφει πίνακα όπου η κάθε γραμμή αντιστοιχεί σ' ένα παράθυρο και περιέχει τις τιμές των χαρακτηριστικών γι' αυτό.

**replacenan:** Βοηθητική συνάρτηση για την αντικατάσταση των δεδομένων με τιμή NaN με την μέση τιμή των παρατηρήσεων για το συγκεκριμένο παράθυρο αν αγνοηθούν αυτές οι τιμές (για τον υπολογισμό της μέσης τιμής αγνοώντας τις NaN τιμές χρησιμοποιείται η συνάρτηση `nanmean`).

**mean:** Συνάρτηση του Matlab που υπολογίζει την μέση τιμή. Στην περίπτωση μας που η είσοδος είναι ένας πίνακας, συμπεριφέρεται στις στήλες του ως διανύσματα, επιστρέφοντας έτσι ένα διάνυσμα με την μέση τιμή της κάθε στήλης του πίνακα που δόθηκε ως όρισμα.

**std:** Συνάρτηση του Matlab που υπολογίζει την τυπική απόκλιση. Στην περίπτωση που η είσοδος είναι πίνακας υπολογίζει την τυπική απόκλιση για κάθε στήλη του πίνακα. Η έξοδος της είναι ένα διάνυσμα με την τυπική απόκλιση της κάθε στήλης του πίνακα.

**corrcoef:** Συνάρτηση του Matlab που υπολογίζει τους συντελεστές συσχέτισης. Η είσοδος είναι πίνακας όπου οι γραμμές του αντιστοιχούν σε παρατηρήσεις και οι στήλες του σε μεταβλητές. Επιστέφει ένα πίνακα με τους συντελεστές συσχέτισης.

**fft:** Συνάρτηση του Matlab που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του διακριτού μετασχηματισμού Fourier. Η είσοδος της είναι ένας πίνακας και ως έξοδο έχει τον διακριτό μετασχηματισμό Fourier της κάθε στήλης του πίνακα.

**energy:** Συνάρτηση που υπολογίζει την ενέργεια του σήματος στο πεδίο της συχνότητας. Δέχεται ως είσοδο τους συντελεστές του διακριτού μετασχηματισμού Fourier και υπολογίζει την ενέργεια για κάθε στήλη του πίνακα.

**Entropy:** Συνάρτηση που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της εντροπίας. Όπως και η ενέργεια δέχεται ως είσοδο τους συντελεστές του διακριτού μετασχηματισμού Fourier και υπολογίζει την εντροπία για κάθε στήλη του πίνακα.

**magsum:** Βοηθητική συνάρτηση που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του αθροίσματος των μεγεθών των συντελεστών του διακριτού μετασχηματισμού Fourier. Χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της εντροπίας.

**nanmean:** Συνάρτηση του statistics toolbox του Matlab που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της μέσης τιμής αγνοώντας τις τιμές NaN. Δέχεται ως είσοδο ένα πίνακα και υπολογίζει την μέση τιμή της κάθε στήλης του πίνακα μη λαμβάνοντας υπ' όψιν τις τιμές NaN. Η έξοδος της είναι ένα διάνυσμα που περιέχει την μέση τιμή της κάθε στήλης του πίνακα.

**createfinaldataset:** Συνάρτηση που χρησιμοποιείται για την μετατροπή όλων των στιγμιότυπων σε σύνολο δεδομένων και για την ανάθεση ετικετών με το αναγνωριστικό της δραστηριότητας που αντιστοιχεί σε κάθε ένα από αυτά. Ουσιαστικά μετατρέπει τα στιγμιότυπα σε κατάλληλη μορφή για να μπορέσουν να αποτελέσουν είσοδο για τον SVM. Έξοδος της είναι το σύνολο δεδομένων με ετικέτες για όλα τα στιγμιότυπα.

**gridsearchlibsvm:** Συνάρτηση που υλοποιεί την άπληστη αναζήτηση για την εύρεση των καλύτερων παραμέτρων για τον SVM. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται μέσω της crossval και της libsvm που θα περιγραφούν παρακάτω. Δέχεται ως όρισμα το σύνολο δεδομένων και δύο διανύσματα με διάφορες τιμές του C και  $\gamma$ . Επιστρέφει πίνακα με το σφάλμα κατηγοριοποίησης, την τυπική απόκλιση μεταξύ των επαναλήψεων της διασταυρωμένης επικύρωσης και τις τιμές των παραμέτρων C και  $\gamma$  που αυτές αντιστοιχούν.

Τα δεδομένα αποτελούνται από 8 αρχεία .dat, όπου το καθένα αντιστοιχεί σε ένα άτομο και περιέχει όλες τις παρατηρήσεις από όλους τους αισθητήρες για όλες τις δραστηριότητες. Αναλυτική περιγραφή των οποίων έχει γίνει στο κεφάλαιο 4. Αρχικά αυτά εισάγονται στο περιβάλλον εργασίας του Matlab μέσω της importfile, δίνοντας έτσι ένα σύνολο από 8 πίνακες. Ο κάθε πίνακας έχει για όνομα, το όνομα του ατόμου από το οποίο προέρχονται οι παρατηρήσεις. Ακολουθώντας τα δεδομένα που αντιστοιχούν σε κάθε άτομο στέλνονται για επεξεργασία στην processing. Η processing αναλαμβάνει να διατηρήσει τις παρατηρήσεις που αντιστοιχούν στην επιτάχυνση για κάθε ένα από τα 3 επιταχυνσιόμετρα μόνο για τις 7 δραστηριότητες που περιγράφηκαν πιο πάνω. Ο πίνακας που επιστρέφεται από την processing έχει 11 στήλες όπου αντιστοιχούν: στην χρονική στιγμή που αναφέρονται οι τιμές των επιταχυνσιόμετρων, στο αναγνωριστικό της δραστηριότητας και τέλος 9 στήλες με τις παρατηρήσεις της επιτάχυνσης. Αφού κάθε ένας από τους 8 πίνακες επεξεργαστεί, ενώνονται σε έναν όπου περιέχει όλες τις παρατηρήσεις για όλα τα άτομα. Κατόπιν γίνεται κλήση της segmentation. Η segmentation αναλαμβάνει τον συντονισμό της κλήσης της SlidingWindow. Αρχικά διαλέγει την δραστηριότητα που δέχεται ως όρισμα, μέσω της κλήσης της selectaction. Η selectaction επιστρέφει ένα πίνακα που περιέχει τις παρατηρήσεις για όλα τα άτομα για την συγκεκριμένη δραστηριότητα

που δέχτηκε ως όρισμα. Ο πίνακας αυτός έχει ως πρώτη στήλη την χρονική στιγμή της παρατήρησης, ως δεύτερη το αναγνωριστικό της δραστηριότητας και ακολουθούν 9 στήλες με τις τιμές της επιτάχυνσης. Η segmentation καλεί την SlidingWindow. Η SlidingWindow είναι η συνάρτηση που πραγματοποιεί την τμηματοποίηση των δεδομένων σε παράθυρα και εξάγει από αυτά τα χαρακτηριστικά. Δέχεται ως όρισμα ένα πίνακα με τα δεδομένα μιας δραστηριότητας.

Στην αρχή της υπολογίζει έναν πίνακα με δείκτες για να διαχωρίσει τα δεδομένα του κάθε ατόμου για την συγκεκριμένη δραστηριότητα. Ο λόγος της διαδικασίας αυτής είναι ότι κατά την δημιουργία των παραθύρων δεν επιθυμούμε στο ίδιο παράθυρο να συμπεριληφθούν δεδομένα από διαφορετικά άτομα. Κατόπιν για τα δεδομένα του καθενός ατόμου υπολογίζεται ένας πίνακας δεικτών όπου η κάθε στήλη του να αποτελεί ένα παράθυρο. Τα παράθυρα είναι δομημένα με τέτοιο τρόπο ώστε καθένα από αυτά να αποτελείται από 512 δείγματα επιτάχυνσης με τα 256 από αυτά να επικαλύπτονται μεταξύ των συνεχόμενων παραθύρων. Κάθε στήλη του πίνακα δεικτών, περιέχει 512 δείκτες (όσο το μέγεθος του παραθύρου) στον πίνακα με τα δεδομένα της επιτάχυνσης. Ακολουθώντας σε κάθε παράθυρο γίνεται η εξαγωγή των επιλεγμένων χαρακτηριστικών. Στα δεδομένα της επιτάχυνσης υπάρχουν κάποιες παρατηρήσεις που λείπουν και έχουν συμπληρωθεί ως NaN. Αυτές οι παρατηρήσεις αν δεν απομακρυνθούν ή αντικατασταθούν προκαλούν σφάλμα στον υπολογισμό των χαρακτηριστικών στο παράθυρο στο οποίο αναφέρονται. Για να γίνει αντικατάσταση αυτών καλείται η συνάρτηση `replacenan` με όρισμα όλα τα δεδομένα που αποτελούν το εκάστοτε παράθυρο. Η `replacenan` ελέγχει αν υπάρχουν NaN τιμές και εφόσον υπάρχουν κάνει την αντικατάστασή τους. Η αντικατάσταση μιας NaN τιμής γίνεται με την μέση τιμή των παρατηρήσεων της επιτάχυνσης στον συγκεκριμένο άξονα για το συγκεκριμένο επιταχυνσιόμετρο που εμφανίστηκε αυτή η τιμή. Έτσι μετά την επιστροφή από την `replacenan` έχουμε έναν πίνακα με όλες τις παρατηρήσεις της επιτάχυνσης. Τώρα μπορούμε να προχωρήσουμε στον υπολογισμό των χαρακτηριστικών. Μέσω της `mean` υπολογίζεται η μέση τιμή της επιτάχυνσης για τα δεδομένα του παραθύρου. Το ίδιο γίνεται και για τον υπολογισμό της τυπικής απόκλισης, μέσω της `std`. Για τον υπολογισμό των συντελεστών συσχέτισης χρησιμοποιείται η `corrcoef`. Αυτή η συνάρτηση υπολογίζει τους συντελεστές συσχέτισης κάθε ζεύγους παρατηρήσεων και την επιστρέφει σε έναν πίνακα. Έτσι με αυτόν τον τρόπο υπολογίστηκαν  $\binom{9}{2} = 36$  συντελεστές συσχέτισης.

Για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών στο πεδίο της συχνότητας έγινε διακριτός μετασχηματισμός Fourier στα δεδομένα του κάθε παραθύρου, μέσω της `fft`. Ακολουθώντας υπολογίστηκε η ενέργεια, όπως αυτή έχει οριστεί στην παράγραφο 5.2.2, με την κλήση της `energy`. Ο υπολογισμός της εντροπίας γίνεται μέσω της κλήσης της `Entropy` όπως έχει οριστεί στην παράγραφο 5.2.2. Έτσι με αυτόν τον τρόπο προκύπτει ένα διάνυσμα 72 χαρακτηριστικών που χρησιμοποιείται για την αναπαράσταση των δεδομένων του συγκεκριμένου παραθύρου. Αυτό το διάνυσμα για κάθε παράθυρο, μαζί με το αναγνωριστικό της δραστηριότητας που αντιστοιχεί το παράθυρο, αποθηκεύονται σε ένα πίνακα. Όταν ολοκληρωθεί η διαδικασία της εξαγωγής των

χαρακτηριστικών, έχουμε ένα πίνακα που περιέχει όλα τα διανύσματα χαρακτηριστικών για κάθε δραστηριότητα μαζί με το αναγνωριστικό της καθεμίας. Στην συνέχεια όλα τα δεδομένα με την μορφή που έχει αναφερθεί δίνονται ως όρισμα στην `createfinaldataset`. Όπου αυτή αναλαμβάνει να δώσει τις ετικέτες της σωστής δραστηριότητας σε κάθε στιγμιότυπο και ακολούθως να τα μετατρέψει στο τελικό σύνολο δεδομένων. Αφού διαλέξει μέσω της `selectaction` την δραστηριότητα που δίνεται σ' αυτήν ως όρισμα δίνει την ετικέτα που αντιστοιχεί στο αναγνωριστικό της. Με αυτόν τον τρόπο έχουμε το τελικό σύνολο δεδομένων σε μορφή αναγνωρίσιμη από το `prtools toolbox`.

Τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων πρέπει να υποστούν κλιμάκωση για την αποφυγή διαφόρων προβλημάτων όπως αυτά έχουν αναφερθεί προηγουμένως. Η διαδικασία της κλιμάκωσης γίνεται μέσω της `scalem`. Η σύνταξη της είναι:

$$W = \text{scalem}(A, T)$$

Όπου  $A$  είναι το σύνολο δεδομένων και  $T$  είναι παράμετρος για τον τύπο της κλιμάκωσης των χαρακτηριστικών. Το `prtools` παρέχει αρκετές επιλογές για τον τύπο της κλιμάκωσης. Αυτή που χρησιμοποιήθηκε είναι η παράμετρος `'domain'`, όπου το πεδίο για όλα τα χαρακτηριστικά στο  $A$  ορίζεται στο  $[0,1]$ . Το  $W$  περιέχει τον μετασχηματισμό από το αρχικό πεδίο τιμών των χαρακτηριστικών στο  $[0,1]$ . Η εφαρμογή του μετασχηματισμού σε ένα καινούργιο σύνολο δεδομένων  $B$  γίνεται με  $B * W$ .

Η υλοποίηση του SVM έγινε με την χρήση του `prtools toolbox` του Matlab [16]. Το `toolbox` αυτό περιλαμβάνει δύο συναρτήσεις για την δημιουργία του κατηγοριοποιητή Support Vector Machines. Στην παρούσα χρησιμοποιήθηκε η `libsvm`, που αποτελεί συνάρτηση περιτυλίγματος για το `libsvm` [21]. Η σύνταξη της `libsvm` είναι η ακόλουθη:

$$W = \text{libsvm}(A, \text{KERNEL}, C)$$

Η συνάρτηση `libsvm` χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του κατηγοριοποιητή SVM από το σύνολο δεδομένων  $A$ . Η παράμετρος `kernel` παρέχει την συνάρτηση του πυρήνα. Εδώ υπενθυμίζεται ότι η συνάρτηση του πυρήνα είναι μια μέθοδος για τον υπολογισμό της ομοιότητας στο μετασχηματισμένο χώρο των χαρακτηριστικών, χρησιμοποιώντας το αρχικό σύνολο χαρακτηριστικών. Διάφορες συναρτήσεις πυρήνα παρέχονται από το `prtools` εκ των οποίων και η συνάρτηση ακτινικής βάσης που χρησιμοποιήθηκε εδώ και παρουσιάστηκε σε προηγούμενη ενότητα. Ο πυρήνας παρέχεται στην `kernel` μέσω της `proxm([ ], 'r', P)`. Όπου το `'r'` αντιστοιχεί στην επιλογή της συνάρτησης πυρήνα ακτινικής βάσης και το  $P$  στην παράμετρο γι' αυτήν. Τέλος το  $C$  είναι η παράμετρος ποινής για τη δημιουργία του μοντέλου του SVM. Η

έξοδος της `libsvm` είναι ο κατηγοριοποιητής SVM και δίνεται στο `W`. Η εκτέλεση του κατηγοριοποιητή με το σετ ελέγχου `B` γίνεται με  $D=B*W$ .

Για την εκτέλεση με ένα σετ ελέγχου ακολουθείται μια διαφορετική διαδικασία από αυτή που περιγράφηκε αμέσως πιο πάνω. Αντί να εκπαιδευτεί ο SVM με ένα σετ εκπαίδευσης και κατόπιν να ελεγχθεί το μοντέλο που κατασκευάστηκε σε ένα σετ ελέγχου, χρησιμοποιείται η συνάρτηση `crossval` του `prtools`. Αυτή εκτελεί διασταυρωμένη επικύρωση στο δοσμένο σύνολο δεδομένων. Η σύνταξη της είναι:

$$[ERR, CERR, NLAB\_OUT] = crossval(A, CLASSF, NFOLDS, 1, TESTFUN)$$

Η `crossval` εκτελεί διασταυρωμένη επικύρωση στο σύνολο δεδομένων `A`. Χωρίζει το `A` σε `NFOLDS` ίσου μεγέθους (όσο αυτό είναι δυνατόν) και με τυχαίο τρόπο. Από αυτά, τα `NFOLDS-1` χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και το 1 για έλεγχο. Η διαδικασία γίνεται με τον τρόπο που έχει περιγραφεί στο κεφάλαιο 3. Για να μπορέσει να γίνει η διαδικασία πρέπει στην `CLASSF` να οριστεί ο ανεκπαιδευτος κατηγοριοποιητής SVM, όπου σε κάθε περιστροφή θα εκπαιδευτεί με τα `NFOLDS-1` και θα ελέγχεται σ' αυτό που υπολείπεται. Ο ανεκπαιδευτος κατηγοριοποιητής για την περίπτωση μας ορίζεται ως `W = libsvm([ ], proxm([ ], 'r', P), C)` και ο αριθμός των αναδιπλώσεων ορίζεται ως 3. Το σύνολο για την εκπαίδευση όσο και για τον έλεγχο παρέχεται εσωτερικά μέσω της `crossval`. Η `TESTFUN` ορίζει το κριτήριο της αξιολόγησης που θα επιστραφεί. Η default τιμή είναι το σφάλμα κατηγοριοποίησης, είναι επίσης αυτό που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση που γίνεται εδώ. Τα αποτελέσματα που επιστρέφονται είναι το συνολικό σφάλμα κατηγοριοποίησης που παρέχεται μέσω του `ERR`, το σφάλμα κατηγοριοποίησης για καθεμία από τις 7 δραστηριότητες του συνόλου μας παρέχεται μέσω του `CERR` και στο `NLAB_OUT` δίνονται οι αριθμητικές τιμές των κλάσεων που ανατίθενται σε κάθε στιγμιότυπο. Μια εναλλακτική μορφή της συνάρτησης `crossval` που χρησιμοποιείται για την επιλογή των καλύτερων παραμέτρων για το σύνολο δεδομένων είναι:

$$[ERR, STDS] = crossval(A, CLASSF, NFOLDS, NREP, TESTFUN)$$

Όπου οι διαφορές με την παραπάνω είναι η παράμετρος `NREP`, που ορίζει τον αριθμό των επαναλήψεων της διασταυρωμένης επικύρωσης. Σ' αυτή την περίπτωση επιστρέφεται στο `ERR` το μέσο σφάλμα κατηγοριοποίησης για της `NREP` επαναλήψεις και στο `STDS` η τυπική απόκλιση μεταξύ αυτών. Τα αποτελέσματα της διασταυρωμένης επικύρωσης μπορούν να αναπαρασταθούν σε μήτρες σύγκρισης. Η δυνατότητα αυτή παρέχεται από το `prtools` μέσω της συνάρτησης `confmat`. Η σύνταξη της είναι η ακόλουθη:

$$[C, NE, LABLIST] = confmat(LAB1, LAB2, METHOD, FID)$$

Όπου κατασκευάζει μία μήτρα σύγκρισης `C` μεταξύ των δυο σετ ετικετών όπως αυτές δίνονται στα `LAB1`, `LAB2`. Το `LAB1` αντιστοιχεί στις στήλες του `C` και το `LAB2`



στις γραμμές του C. Για την κατασκευή των μητρών που παρουσιάζονται παρακάτω το LAB1 αποτελείται από τις ετικέτες που έχουν τα στιγμιότυπα του συνόλου δεδομένων. Η ανάκτηση των ετικετών αυτών γίνεται μέσω της `genlab(A)`, που έχει για όρισμα το αρχικό σύνολο δεδομένων. Το LAB2 αποτελείται από τις ετικέτες που ανατέθηκαν σε κάθε στιγμιότυπο, όπως αυτές προέκυψαν από την εκτέλεση της `crossval`. Η παράμετρος `METHOD` έχει οριστεί στην τιμή 'count', που είναι η default τιμή, και μετράει τον αριθμό των ταυτίσεων μεταξύ των δύο σετ ετικετών που δέχεται ως όρισμα. Η `FID` είναι μια παράμετρος για εγγραφή σε αρχείο και είναι προαιρετική. Στην υλοποίηση στο παρόν δεν χρησιμοποιείται.

Για την αναπαράσταση του συνόλου των δεδομένων μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα υποσύνολο των χαρακτηριστικών. Για την επιλογή αυτού του συνόλου χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος εμπρόσθιας επιλογής χαρακτηριστικών, που δίνεται ως συνάρτηση στο `prtools` με την ακόλουθη μορφή:

$$[W, R] = \text{featsel}(A, \text{CRIT}, K, T, \text{FID})$$

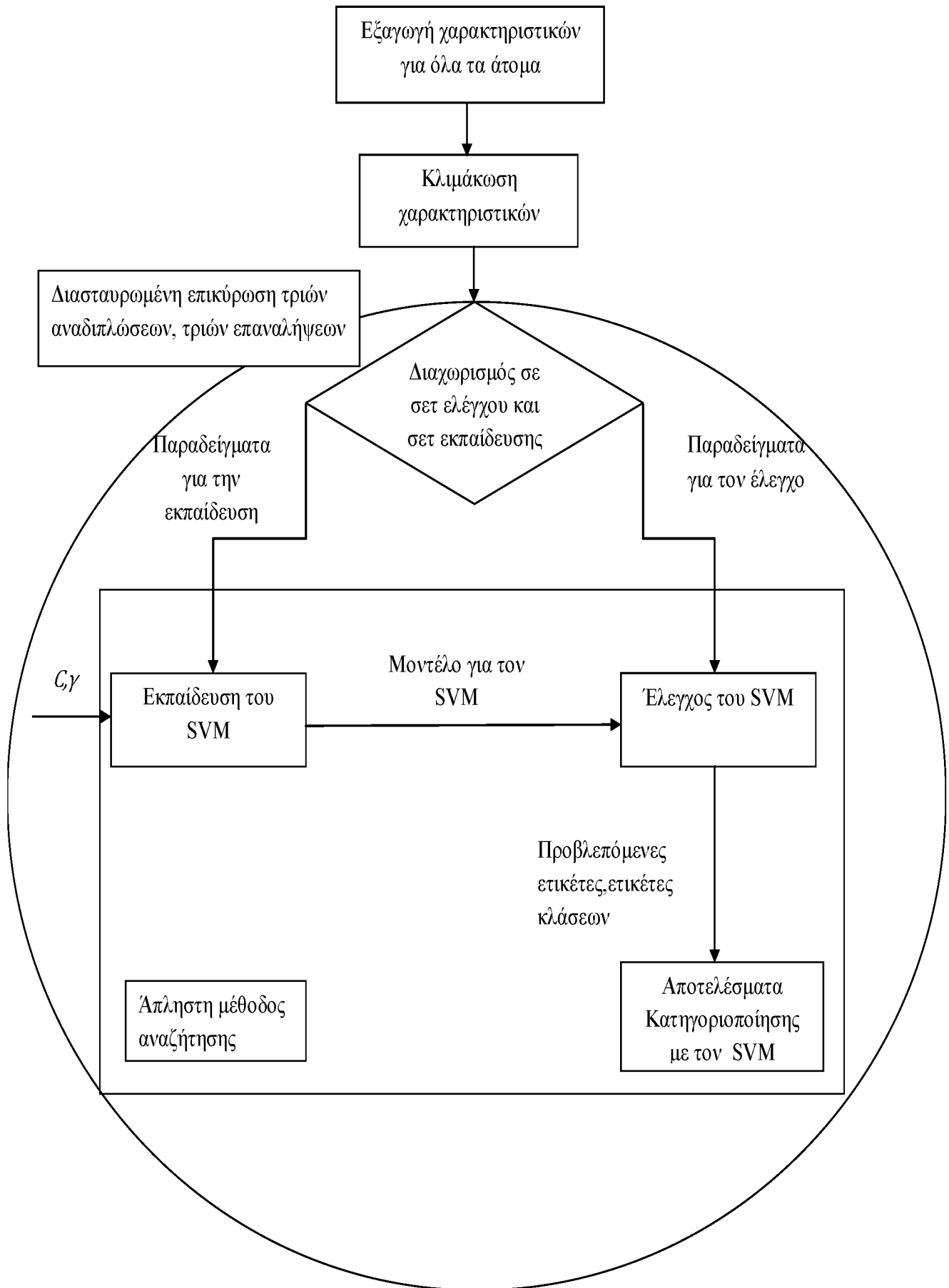
Μέσω αυτής γίνεται η προς τα εμπρός επιλογή  $K$  χαρακτηριστικών με την χρήση του συνόλου δεδομένων  $A$ . Η `CRIT` θέτει το κριτήριο με το οποίο θα γίνει η αξιολόγηση των χαρακτηριστικών. Η παράμετρος `T` ορίζει ένα σετ για τον έλεγχο του υποσυνόλου των χαρακτηριστικών και είναι προαιρετική. Η `FID` είναι μια παράμετρος για εγγραφή σε αρχείο και είναι προαιρετική. Για την επιλογή του υποσυνόλου των χαρακτηριστικών που έγινε, και θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα παρακάτω, ορίστηκε ως κριτήριο το 'NN' που αντιστοιχεί στον κατηγοριοποιητή 1-πλησιέστερος γείτονας. Η παράμετρος `K` ορίστηκε 0 που σημαίνει ότι επιστρέφει το βελτιστο υποσύνολο χαρακτηριστικών σύμφωνα με την τιμή του κριτηρίου. Το αποτέλεσμα που επιστρέφει η `featsel` είναι ένας μετασχηματισμός  $W$  που πραγματοποιεί την επιλογή του υποσυνόλου χαρακτηριστικών από το αρχικό σύνολο. Μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα σύνολο δεδομένων  $B$  με  $B*W$ . Το  $R$  που επιστρέφεται είναι ένας πίνακας με τα αποτελέσματα της διαδικασίας βήμα προς βήμα.

## 6 ΠΕΙΡΑΜΑΤΑ

Σ' αυτό το κεφάλαιο δίνεται μια αναλυτική περιγραφή των πειραμάτων που πραγματοποιήθηκαν και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα.

Η διαδικασία της μετατροπής των μη επεξεργασμένων δεδομένων της επιτάχυνσης σε μορφή χαρακτηριστικών κατάλληλων για να χρησιμοποιηθούν από τον SVM για την κατηγοριοποίηση των ανθρώπινων κινήσεων έχει παρουσιαστεί στα προηγούμενα κεφάλαια. Ωστόσο πρέπει να γίνει μια συστηματική αξιολόγηση για το πια προσέγγιση δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα στην κατηγοριοποίηση των κινήσεων του δοσμένου συνόλου. Για να γίνει αυτό πρέπει να δημιουργηθεί πειραματική διαδικασία για την αξιολόγηση με όρους απόδοσης. Ο κύριος στόχος των πειραμάτων είναι η κατασκευή του μοντέλου του SVM που θα πραγματοποιεί την κατηγοριοποίηση των δραστηριοτήτων: Lying, Sitting, Standing, Walking, Running, Cycling, Nordic Walking.

Όλα τα διαθέσιμα δεδομένα τμηματοποιήθηκαν όπως περιγράφηκε στην παράγραφο 5.1 και κατόπιν εξήχθησαν τα χαρακτηριστικά όπως αυτά αναλύθηκαν στην παράγραφο 5.2. Πριν την διαδικασία του χωρισμού των δεδομένων σε παραδείγματα για την εκπαίδευση και παραδείγματα για τον έλεγχο τα χαρακτηριστικά και των δύο σετ κλιμακώθηκαν, λαμβάνοντας τιμές στο εύρος  $[0,1]$ . Για την επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων για τον SVM για το σύνολο δεδομένων, έγινε άπληστη αναζήτηση για την παράμετρο της συνάρτησης πυρήνα  $\gamma$  και γι' αυτήν της ποινής  $C$ .



## 6.1 ΕΠΙΛΟΓΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ

Όπως έχει συζητηθεί παραπάνω η απόδοση του μοντέλου του SVM εξαρτάται από την επιλογή του κατάλληλου πυρήνα και των αντίστοιχων παραμέτρων. Οι παράμετροι αυτοί είναι η παράμετρος  $\gamma$  για την συνάρτηση του πυρήνα και η παράμετρος ποινής  $C$ . Η ακτινικής βάσης συνάρτηση για τον πυρήνα θεωρείται καλή επιλογή για μεγάλο πλήθος προβλημάτων κατηγοριοποίησης [17]. Βασικά πλεονεκτήματα της ακτινικής βάσης συνάρτησης ως συνάρτησης για τον πυρήνα θεωρείται η απλότητα της καθώς έχει δύο παραμέτρους για επιλογή. Στόχος της επιλογής παραμέτρων είναι η βελτιστοποίηση της ακρίβειας της κατηγοριοποίησης σε άγνωστα στιγμιότυπα. Για την εύρεση των κατάλληλων παραμέτρων, πραγματοποιήθηκε άπληστη αναζήτηση, όπως προτείνεται στο [17].

Για την επιλογή του  $C$  και του  $\gamma$  έγινε διασταυρωμένη επικύρωση τριών αναδιπλώσεων στο σύνολο των δεδομένων. Για κάθε ζεύγος  $(C, \gamma)$  διενεργήθηκε διασταυρωμένη επικύρωση διατηρώντας το σφάλμα κατηγοριοποίησης για την κάθε εκτέλεση. Το σφάλμα κατηγοριοποίησης χρησιμοποιείται για να γίνει αξιολόγηση για το ποιες είναι οι καλύτεροι παράμετροι για το σύνολο δεδομένων. Τα αποτελέσματα της άπληστης αναζήτησης για εύρος παραμέτρων  $\gamma \in \{2^{-15}, 2^{-13} \dots 2^{13}, 2^{15}\}$  και  $C \in \{2^{-15}, 2^{-13} \dots 2^{13}, 2^{15}\}$  δίνονται παρακάτω.

$\gamma$ $C$	$2^{-15}$	$2^{-13}$	$2^{-11}$	$2^{-9}$	$2^{-7}$	$2^{-5}$	$2^{-3}$	$2^{-1}$	$2^0$	$2^1$	$2^3$	$2^5$	$2^7$	$2^9$	$2^{11}$	$2^{13}$	$2^{15}$
$2^{-15}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.465	0.202	0.191	0.159	0.187	0.218	0.246	0.278	0.503	0.810	0.810
$2^{-13}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.468	0.218	0.192	0.211	0.222	0.226	0.260	0.312	0.381	0.810	0.810
$2^{-11}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.421	0.210	0.199	0.199	0.227	0.217	0.202	0.231	0.334	0.535	0.810
$2^{-9}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.461	0.256	0.133	0.141	0.226	0.231	0.228	0.208	0.313	0.391	0.810
$2^{-7}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.466	0.184	0.087	0.089	0.182	0.215	0.220	0.195	0.223	0.312	0.554
$2^{-5}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.461	0.126	0.055	0.059	0.139	0.197	0.217	0.225	0.184	0.329	0.438
$2^{-3}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.450	0.074	0.046	0.049	0.069	0.190	0.167	0.205	0.222	0.312	0.304
$2^{-1}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.396	0.052	0.031	0.039	0.059	0.134	0.191	0.222	0.240	0.307	0.311
$2^0$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.341	0.044	0.029	0.032	0.053	0.094	0.221	0.207	0.219	0.317	0.327
$2^1$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.325	0.046	0.026	0.029	0.046	0.069	0.193	0.203	0.222	0.338	0.203
$2^3$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.325	0.044	0.026	0.025	0.037	0.058	0.134	0.206	0.187	0.289	0.229
$2^5$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.319	0.045	0.028	0.026	0.032	0.047	0.070	0.175	0.170	0.267	0.259
$2^7$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.322	0.045	0.027	0.027	0.029	0.038	0.058	0.144	0.204	0.290	0.245
$2^9$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.320	0.046	0.028	0.030	0.029	0.033	0.047	0.068	0.171	0.256	0.205
$2^{11}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.321	0.045	0.027	0.030	0.030	0.030	0.038	0.058	0.159	0.243	0.207
$2^{13}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.320	0.045	0.028	0.030	0.029	0.030	0.033	0.047	0.068	0.233	0.248
$2^{15}$	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.810	0.320	0.046	0.028	0.029	0.031	0.033	0.029	0.039	0.058	0.143	0.236

Πίνακας 6-1. Αποτελέσματα άπληστης μεθόδου αναζήτησης για τα C και  $\gamma$

Από τα παραπάνω αποτελέσματα τα μικρότερα σφάλματα κατηγοριοποίησης δίνονται για  $\gamma \in \{2^0 \dots 2^3\}$  και για  $C \in \{2^0 \dots 2^{15}\}$ . Για να βρεθεί η βέλτιστη τιμή των παραμέτρων, όπως και προηγουμένως γίνεται εκ νέου άπληστη αναζήτηση. Αυτή τη φορά το εύρος τιμών είναι  $\gamma \in \{2^0 \dots 2^{3.5}\}$  και για το  $C \in \{2^0 \dots 2^{15}\}$ .

$C \backslash \gamma$	$2^0$	$2^{0.25}$	$2^{0.5}$	$2^{0.75}$	$2^1$	$2^{1.25}$	$2^{1.5}$	$2^{1.75}$	$2^2$	$2^{2.25}$	$2^{2.5}$	$2^{2.75}$	$2^3$	$2^{3.25}$	$2^{3.5}$
$2^0$	0.0285	0.0285	0.0289	0.0301	0.0327	0.0362	0.0379	0.0406	0.0421	0.0445	0.0464	0.0501	0.0543	0.0558	0.0588
$2^1$	0.0268	0.0275	0.0270	0.0263	0.0280	0.0308	0.0335	0.0362	0.0384	0.0394	0.0415	0.0450	0.0472	0.0507	0.0538
$2^2$	0.0265	0.0251	0.0251	0.0254	0.0255	0.0276	0.0288	0.0319	0.0345	0.0361	0.0382	0.0402	0.0431	0.0445	0.0474
$2^3$	0.0268	0.0276	0.0250	0.0251	0.0251	0.0265	0.0261	0.0290	0.0296	0.0325	0.0357	0.0359	0.0375	0.0392	0.0416
$2^4$	0.0276	0.0275	0.0267	0.0260	0.0258	0.0264	0.0268	0.0261	0.0282	0.0302	0.0307	0.0335	0.0357	0.0368	0.0376
$2^5$	0.0287	0.0276	0.0257	0.0259	0.0252	0.0254	0.0260	0.0268	0.0268	0.0276	0.0296	0.0307	0.0320	0.0350	0.0369
$2^6$	0.0290	0.0267	0.0270	0.0264	0.0263	0.0274	0.0276	0.0276	0.0272	0.0274	0.0259	0.0284	0.0294	0.0322	0.0331
$2^7$	0.0278	0.0263	0.0271	0.0274	0.0265	0.0277	0.0270	0.0263	0.0275	0.0288	0.0282	0.0278	0.0288	0.0293	0.0305
$2^8$	0.0275	0.0272	0.0273	0.0270	0.0266	0.0272	0.0261	0.0277	0.0270	0.0279	0.0278	0.0283	0.0282	0.0276	0.0279
$2^9$	0.0272	0.0271	0.0272	0.0284	0.0296	0.0275	0.0294	0.0286	0.0279	0.0285	0.0296	0.0295	0.0294	0.0277	0.0290
$2^{10}$	0.0268	0.0261	0.0277	0.0286	0.0286	0.0305	0.0290	0.0274	0.0301	0.0279	0.0292	0.0283	0.0284	0.0299	0.0286
$2^{11}$	0.0282	0.0295	0.0269	0.0283	0.0292	0.0287	0.0314	0.0298	0.0292	0.0294	0.0283	0.0300	0.0284	0.0301	0.0313
$2^{12}$	0.0279	0.0287	0.0281	0.0288	0.0303	0.0315	0.0284	0.0305	0.0302	0.0314	0.0294	0.0296	0.0305	0.0289	0.0314
$2^{13}$	0.0269	0.0274	0.0267	0.0274	0.0273	0.0291	0.0325	0.0312	0.0310	0.0299	0.0297	0.0296	0.0298	0.0306	0.0303
$2^{14}$	0.0290	0.0281	0.0282	0.0292	0.0280	0.0294	0.0300	0.0301	0.0294	0.0316	0.0301	0.0299	0.0312	0.0302	0.0309
$2^{15}$	0.0280	0.0274	0.0283	0.0288	0.0274	0.0305	0.0307	0.0290	0.0303	0.0329	0.0352	0.0331	0.0302	0.0292	0.0315

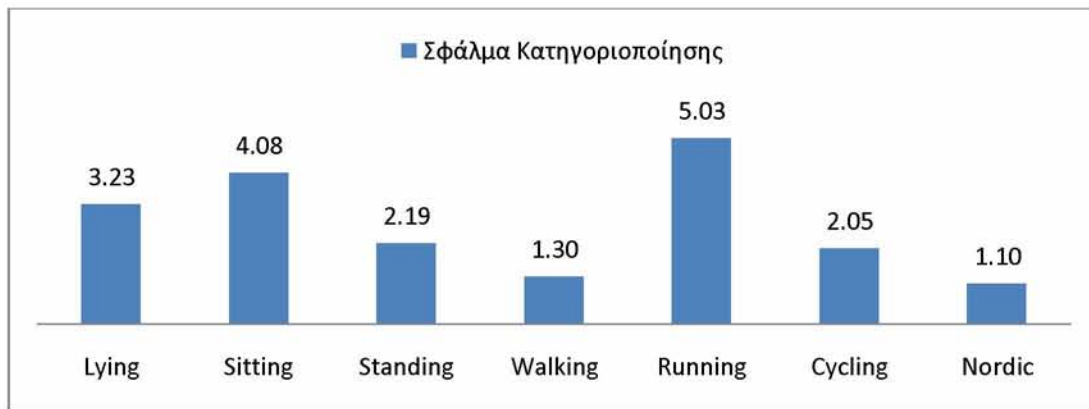
Πίνακας 6-2. Αποτελέσματα άπληστης μεθόδου αναζήτησης για τα C και γ

Όπου η μικρότερη τιμή σφάλματος κατηγοριοποίησης είναι το 0,0250 και δίνεται για τιμές  $C = 2^3$  και  $\gamma = 2^{0.5}$ .

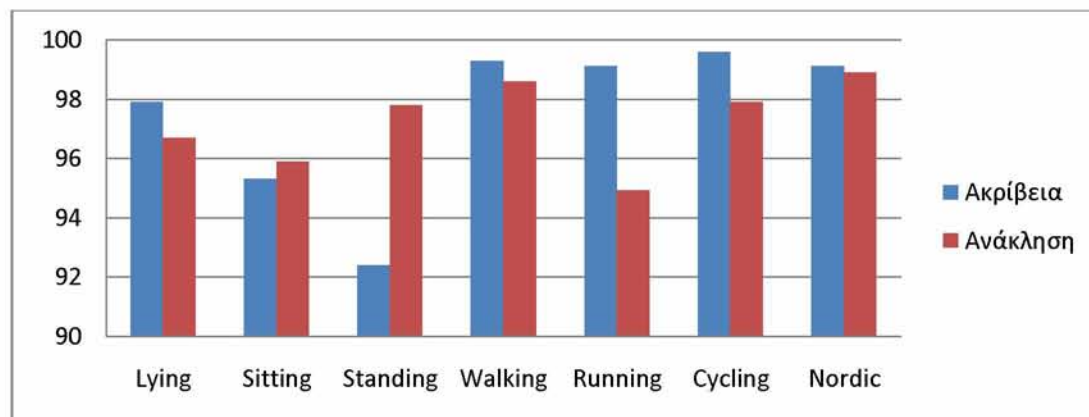
Ακολουθεί η συνολική μήτρα σύγχυσης, για την κατασκευή της έγινε διασταυρωμένη επικύρωση τριών αναδιπλώσεων.

ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΛΑΣΕΙΣ	ΕΚΤΙΜΩΜΕΝΕΣ ΚΛΑΣΕΙΣ							
	<i>Lying</i>	<i>Sitting</i>	<i>Standing</i>	<i>Walking</i>	<i>Running</i>	<i>Cycling</i>	<i>Nordic</i>	<i>Totals</i>
<i>Lying</i>	718	10	12	0	2	0	0	742
<i>Sitting</i>	6	682	22	0	0	1	0	711
<i>Standing</i>	3	13	714	0	0	0	0	730
<i>Walking</i>	2	0	8	911	0	0	2	923
<i>Running</i>	3	2	7	2	359	1	4	378
<i>Cycling</i>	1	7	5	0	0	622	0	635
<i>Nordic</i>	0	1	4	2	1	0	720	728
<i>Totals</i>	733	715	772	905	362	624	726	4847

Πίνακας 6-3. Μήτρα σύγχυσης για το σύνολο των 72 χαρακτηριστικών



Διάγραμμα 6-4. Σφάλμα κατηγοριοποίησης για τις 7 δραστηριότητες



Διάγραμμα 6-5. Μέτρα απόδοσης για καθεμία από τις 7 δραστηριότητες

Η δραστηριότητα lying όπως φαίνεται από την μήτρα σύγκρισης μπορεί να μπερδευτεί με της sitting και standing. Αυτό γίνεται γιατί οι δραστηριότητες αυτές περιλαμβάνουν τα άτομα να στέκονται ακίνητα ή κάνοντας μικρές κινήσεις με τα χέρια τους. Αυτές οι δραστηριότητες δεν έχουν τόσο λεπτά χαρακτηριστικά και έτσι εύκολα συγχέονται μεταξύ τους. Από το διάγραμμα φαίνεται ότι το μοντέλο του SVM για την πρόβλεψη αυτών, της ανακαλεί σε ποσοστό μεταξύ 96%-98%. Ωστόσο η ακρίβεια της δραστηριότητας standing είναι μικρότερη απ' όλες τις άλλες, και ο κατηγοριοποιητής εκτιμά ψευδώς όλες τις άλλες δραστηριότητες ως standing. Η δραστηριότητα walking συγγέεται με το Nordic walking κάτι που είναι φυσιολογικό δεδομένου ότι και οι δύο περιλαμβάνουν ένα είδος περπατήματος. Ακόμη το walking μπερδεύεται με το standing πιθανώς λόγω των μικρών χειρονομιών που γίνονται κατά την διάρκεια του standing, όπως περιγράφηκε παραπάνω. Η δραστηριότητα running έχει δυσκολία στην αναγνώριση της έχοντας το μεγαλύτερο σφάλμα κατηγοριοποίησης από όλες τις δραστηριότητες. Η δραστηριότητα cycling κατηγοριοποιείται με την μεγαλύτερη ακρίβεια, ελάχιστες άλλες κλάσεις μπερδεύονται και κατηγοριοποιούνται ως cycling. Τέλος ως Nordic κατηγοριοποιούνται και κάποιες από τις δραστηριότητες walking και running, δεδομένου της ομοιότητας των δραστηριοτήτων αυτών είναι απολύτως λογικό.

## 6.2 ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Για την επιλογή χαρακτηριστικών χρησιμοποιήθηκε η ακολουθιακή εμπρόσθια επιλογή χαρακτηριστικών (sequential forward feature selection). Στην οποία ξεκινώντας από ένα άδειο υποσύνολο χαρακτηριστικών με διαδοχικές εκτελέσεις προσθέτονται χαρακτηριστικά. Για να γίνει η πρόσθεση ενός χαρακτηριστικού πρέπει να προκαλείτε αύξηση της τιμής του κριτηρίου. Στην περίπτωση μας το κριτήριο που χρησιμοποιήθηκε είναι η απόδοση του 1-πλησιέστερου γείτονα. Σημειώνεται ότι από την στιγμή που θα προστεθεί ένα χαρακτηριστικό στο υποσύνολο δεν μπορεί να αφαιρεθεί. Παρακάτω δίνονται τα βήματα της εκτέλεσης της επιλογής χαρακτηριστικών. Όπου η πρώτη στήλη αντιστοιχεί στον αριθμό του γύρου εκτέλεσης του αλγορίθμου επιλογής, η δεύτερη στήλη στην τιμή του κριτηρίου και η τρίτη στήλη στον αριθμό του χαρακτηριστικού που εξετάζεται. Στην πρώτη γραμμή εξετάζεται το χαρακτηριστικό 23, και δίνει τιμή κριτηρίου 0.6728. Έτσι προσθέτετε το αντίστοιχο χαρακτηριστικό στο υποσύνολο. Στην δεύτερη γραμμή τα χαρακτηριστικά 23 και 19 εξετάζονται ως πιθανό υποσύνολο. Η τιμή κριτηρίου για αυτά είναι 0.8756, μεγαλύτερη από το προηγούμενο υποσύνολο, έτσι το 19 προσθέτετε στο τελικό υποσύνολο. Με την παραπάνω διαδικασία προκύπτει το υποσύνολο των 8 χαρακτηριστικών.

	NN	Χαρακτηριστικό
1	0.6728	23
2	0.8756	19
3	0.9346	21
4	0.9544	25
5	0.9614	20
6	0.9649	24
7	0.9668	27
8	0.9682	22
9	0.9682	1
10	0.9682	2
11	0.9682	3
12	0.9682	4
13	0.9682	5
14	0.9682	6
15	0.9682	7
16	0.9682	8
17	0.9682	9
18	0.9682	10
19	0.9682	11
20	0.9682	12
21	0.9682	13
22	0.9682	14
23	0.9682	15
24	0.9682	16



25	0.9682	17
26	0.9682	18
27	0.9682	28
28	0.9682	29
29	0.9682	30
30	0.9682	31
31	0.9682	32
32	0.9682	33
33	0.9682	34
34	0.9682	35
35	0.9682	36
36	0.9682	37
37	0.9682	38
38	0.9682	39
39	0.9682	40
40	0.9682	41
41	0.9682	42
42	0.9682	43
43	0.9682	44
44	0.9682	45
45	0.9682	46
46	0.9682	47
47	0.9682	48
48	0.9682	49
49	0.9682	50
50	0.9682	51
51	0.9682	52
52	0.9682	53
53	0.9682	54
54	0.9682	55
55	0.9682	56
56	0.9682	57
57	0.9682	58
58	0.9682	59
59	0.9682	60
60	0.9682	61
61	0.9682	62
62	0.9682	63
63	0.9682	64
64	0.9682	65
65	0.9682	66
66	0.9682	67
67	0.9682	68
68	0.9682	69
69	0.9682	70
70	0.9682	71
71	0.9682	72
72	0.9678	26

Πίνακας 6-7. Πίνακας με βήμα προς βήμα αποτελέσματα της επιλογής χαρακτηριστικών

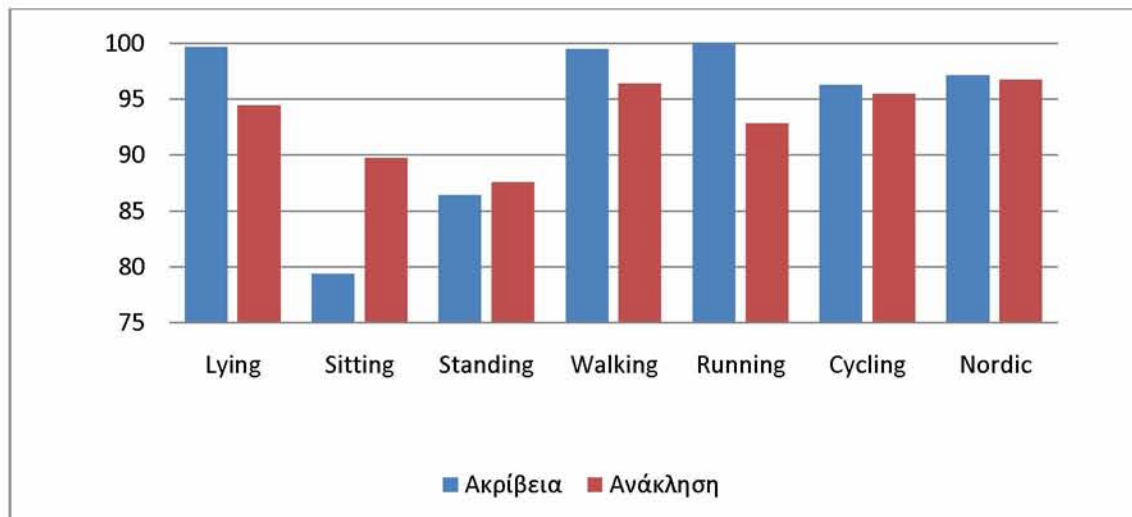
Για την αξιολόγηση του υποσυνόλου των 8 χαρακτηριστικών που προέκυψαν από την παραπάνω διαδικασία διενεργήθηκε διασταυρωμένη επικύρωση τριών αναδιπλώσεων. Οι παράμετροι για τον SVM είναι  $C = 2^3$  και  $\gamma = 2^{0.5}$  όπως αυτές προκύψαν από την αναζήτηση που έγινε στο αρχικό σύνολο δεδομένων των 72 χαρακτηριστικών.

	ΕΚΤΙΜΩΜΕΝΕΣ ΚΛΑΣΕΙΣ							
ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΛΑΣΕΙΣ	Lying	Sitting	Standing	Walking	Running	Cycling	Nordic	Totals
Lying	701	15	23	0	0	3	0	742
Sitting	2	639	51	0	0	19	0	711
Standing	0	90	640	0	0	0	0	730
Walking	0	7	14	890	0	0	12	923
Running	0	9	7	1	351	1	9	378
Cycling	0	23	5	0	0	607	0	635
Nordic	0	21	0	3	0	0	704	728
Totals	703	804	740	894	351	630	725	4847

Πίνακας 6-8.Μήτρα σύγκρισης για το υποσύνολο των 8 χαρακτηριστικών



Διάγραμμα 6-9.Σφάλμα κατηγοριοποίησης για τις 7 δραστηριότητες



Διάγραμμα 6-10. Μέτρα απόδοσης για καθεμία από τις 7 δραστηριότητες

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Garrett Brown. An Accelerometer Based Fall Detector: Development, Experimentation, and Analysis, July 2005

[2] Maarit Kangas, Antti Konttila, Per Lindgren, Ilkka Winblad, Timo Jamsa. Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers. Διαθέσιμο: [http://www.gaitposture.com/article/S0966-6362\(08\)00026-X/abstract](http://www.gaitposture.com/article/S0966-6362(08)00026-X/abstract)

[3] Pierluigi Casale, Oriol Pujol, Petia Radeva. Human Activity Recognition from Accelerometer Data Using a Wearable Device.

Διαθέσιμο: <http://www.cvc.uab.es/~petia/2011/Piero%20ibpria%202011.pdf>

[4] Zhenyu He, Lianwen Jin. Activity Recognition from acceleration data Based on Discrete Cosine Transform and SVM. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics San Antonio, TX, USA - October 2009.

[5] Bao, L., Intille, S.S.: Activity recognition from user-annotated acceleration data, pp. 1–17. Springer, Heidelberg (2004).

Διαθέσιμο: [http://www.pervasive.jku.at/Teaching/\\_2012SS/EmbeddedSystems/Uebungen/UE52/2004\\_Activity%20Recognition%20from%20UserAnnotated%20Acceleration%20Data\\_Intille.pdf](http://www.pervasive.jku.at/Teaching/_2012SS/EmbeddedSystems/Uebungen/UE52/2004_Activity%20Recognition%20from%20UserAnnotated%20Acceleration%20Data_Intille.pdf)

[6] Mannini, A., Sabatini, A.M.: Machine Learning Methods for Classifying Human Physical Activities from on-body sensors. *Sensors* 10, 1154–1175 (2010).

Διαθέσιμο: <http://www.mdpi.com/1424-8220/10/2/1154>

[7] Annapurna Sharma, Young-Dong Lee, Wan-Young Chung. High Accuracy Human Activity Monitoring using Neural network. Third 2008 International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology.

Διαθέσιμο: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1107/1107.4429.pdf>

[8] Ryan Aylward, Joseph A. Paradiso. A Compact, High-Speed, Wearable Sensor Network for Biomotion Capture and Interactive Media, *SPOTS '07*, April 25–27, 2007, Cambridge, Massachusetts, USA.

Διαθέσιμο: <http://resenv.media.mit.edu/pubs/papers/2007-04-spots147-aylward.pdf>

- [9] Frederic Bevilacqua, Fabrice Guédy, Norbert Schnell, Emmanuel Fléty, Nicolas Leroy. Wireless sensor interface and gesture-follower for music pedagogy. Proceedings of the 2007 Conference on New Interfaces for Musical Expression (NIME07), New York, NY, USA
- [10]N. Noury, A. Fleury, P. Rumeau, A.K. Bourke, G. Ó Laighin, V. Rialle, J.E. Lundy. Fall detection – Principles and Methods, Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon, France August 23-26, 2007.  
Διαθέσιμο:<https://www2.lirmm.fr/lirmm/interne/BIBLI/CDROM/ROB/2007/EMBC%202007/PDFs/Papers/04370102.pdf>
- [11]Giuseppe Torre, Mikael Fernstrom, Margaret Cahill Interaction Design Centre. An Accelerometer and Gyroscope Based Sensor System for Dance Performance
- [12]Daniel Vlastic, Rolf Adelsberger, Giovanni Vannucci, John Barnwell, Markus Gross, Wojciech Matusik, Jovan Popovic. Practical Motion Capture in Everyday Surroundings. Διαθέσιμο:<http://people.csail.mit.edu/wojciech/MoCap/PMC.pdf>
- [13]Allen Y. Yang, Sameer Iyengar, Shankar Sastry, Ruzena Bajcsy, Philip Kuryloski, Roozbeh Jafari. Acceleration Data Distributed Segmentation and Classification of Human Actions Using a Wearable Motion Sensor Network. Διαθέσιμο:<http://www.eecs.berkeley.edu/~yang/paper/CVPR4HB-AllenYang.pdf>
- [14]Akin Avci, Stephan Bosch, Mihai Marin-Perianu, Raluca Marin-Perianu, Paul Havinga. Activity Recognition Using Inertial Sensing for Healthcare, Wellbeing and Sports Applications: A Survey. Διαθέσιμο:[http://eprints.eemcs.utwente.nl/17598/01/Avci\\_Activity\\_CoSDEO\\_2010\\_Final-1.pdf](http://eprints.eemcs.utwente.nl/17598/01/Avci_Activity_CoSDEO_2010_Final-1.pdf)
- [15] D. Zhang et al. (Eds.): UIC 2009, LNCS 5585, pp. 25–38, 2009. © Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009  
Διαθέσιμο:<http://www.cs.zju.edu.cn/~gpan/publication/2009-UIC-gesture.pdf>
- [16] R.P.W. Duin, P. Juszczak, P. Paclik, E. Pekalska, D. de Ridder, D.M.J. Tax, S. Verzakov  
PRTools4.1, A Matlab Toolbox for Pattern Recognition, Delft University of Technology, 2007.
- [17] Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, and Chih-Jen Lin. A Practical Guide to Support Vector Classification. Διαθέσιμο:<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>
- [18] A. Reiss and D. Stricker. Introducing a New Benchmarked Dataset for Activity Monitoring. The 16th IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC), 2012.

[19] C. J. Caspersen, K. E. Powell, and G.M. Christenson, “Physical activity, exercise, and physical fitness: definitions and distinctions for health-related research.”

Διαθέσιμο: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1424733/>

[20] Jain, A.K.; Duin, R.P.W.; Mao, J. Statistical pattern recognition: a review. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2000, 22, 4–37.

[21] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

[22] Theory of support vector machines. M.O. Stitson, J.A.E Weston, A. Gammerman, V. Vovk, V. Vapnik. Διαθέσιμο: [http://yu.ac.kr/~shkwon/lectures/ic/svm/svm\\_1.pdf](http://yu.ac.kr/~shkwon/lectures/ic/svm/svm_1.pdf)

[23] <http://www.mathworks.com/>

# ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Για την υλοποίηση στην παρούσα χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό MATLAB 2010a [23]. Για την δημιουργία του συνόλου των δεδομένων και των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκε το toolbox του MATLAB prtools 4.1 [16] καθώς και το libsvm 3-17 [21].

