



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

**Εξαγωγή χαρακτηριστικών και αναγνώριση προτύπων βάδισης  
με εφαρμογή σε αυτόνομο ρομποτικό σύστημα υποβοήθησης**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Κωνσταντίνος-Νεκτάριος Γ. Λιανός

**Επιβλέπων :** Κωνσταντίνος Σ. Τζαφέστας  
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Ιούλιος 2015





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

**Εξαγωγή χαρακτηριστικών και αναγνώριση προτύπων βάδισης  
με εφαρμογή σε αυτόνομο ρομποτικό σύστημα υποβοήθησης**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Κωνσταντίνος-Νεκτάριος Γ. Λιανός

**Επιβλέπων :** Κωνσταντίνος Σ. Τζαφέστας  
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 23<sup>η</sup> Ιουλίου 2015.

.....  
Κων/νος Τζαφέστας  
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....  
Πέτρος Μαραγκός  
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....  
Γεράσιμος Ποταμιάνος  
Αναπληρωτής Καθηγητής  
Παν/μίου Θεσσαλίας

Αθήνα, Ιούλιος 2015

.....  
Κωνσταντίνος Νεκτάριος Γ. Λιανός

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

Copyright © Κωνσταντίνος Νεκτάριος Γ. Λιανός, 2015

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι η ανάπτυξη ενός συστήματος εξαγωγής χαρακτηριστικών βάδισης με χρήση ενός αισθητήρα απόστασης laser, τα οποία θα χρησιμοποιηθούν στην ταξινόμηση προτύπων υγιούς και παθολογικής βάδισης. Το σύστημα αυτό θα προσαρτηθεί σε μια ολοκληρωμένη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης για γηραιότερα άτομα και ασθενείς με μέτριο βαθμό δυσκολίας στη βάδιση, προκειμένου να βοηθήσει στην αυτόματη κίνηση της πλατφόρμας και την παρακολούθηση της κατάστασης του ασθενούς.

Η υλοποίηση του συστήματος χωρίζεται σε τρία σκέλη:

Το πρώτο αφορά την επεξεργασία των μετρήσεων του αισθητήρα laser. Αρχικά εντοπίζονται τα πόδια και παρακολουθούνται στον χρόνο, προκειμένου να εξαχθούν οι χρονικές τροχιές κίνησης στους δύο άξονες. Η παρακολούθηση των ποδιών γίνεται με μια απλή μέθοδο, η οποία δεν χρησιμοποιεί μοντέλο πρόβλεψης, αλλά στηρίζεται σε ομαδοποίηση των σημείων του χώρου κατευθυνόμενη από δυναμικά πεδία. Η εκτίμηση της κίνησης γίνεται με εύρεση των αντιστοιχιών μεταξύ των σημείων των ποδιών στα δύο καρέ. Οι τροχιές που εξάγονται (πολλές για κάθε πόδι) φιλτράρονται και ομαδοποιούνται με εκτενή χρήση του Savitzky-Golay φίλτρου. Η μέθοδος αυτή ανταπεξέρχεται στις δυσκολίες του προβλήματός μας, όπως η ένωση των ποδιών και η παραμόρφωση του αντικειμένου λόγω ρουχισμού κλπ.

Στο δεύτερο στάδιο, εξάγονται χαρακτηριστικά της βάδισης του ασθενούς με βάση τις τροχιές σχετικής θέσης και ταχύτητας. Τα χαρακτηριστικά αυτά βασίζονται στις ιατρικές παραμέτρους βάδισης αλλά δεν περιορίζονται σε αυτές. Γίνεται προσπάθεια να αντιμετωπιστούν τα προβλήματα ελλιπούς αισθητηριακής πληροφορίας και φορητότητας του αισθητήρα, προσεγγίζοντας έτσι τις τιμές ορισμένων παραμέτρων. Ακόμα όμως και αυτά τα χαρακτηριστικά έχουν φυσική σημασία και χρησιμοποιούνται κατά την ταξινόμηση. Η επαλήθευση γίνεται μέσω δεδομένων που προκύπτουν από ένα σύστημα ανάλυσης βάδισης μεγάλης ακρίβειας.

Το τρίτο στάδιο αφορά την ανάλυση των δεδομένων, κατά την οποία δημιουργούνται μοντέλα GMM για την ταξινόμηση των ασθενών σε υγιή και ασθενή πρότυπα βάδισης. Η δυσκολία στην ταξινόμηση έγκειται στο γεγονός ότι ορισμένα χαρακτηριστικά αποκλίνουν από τις πραγματικές τιμές τους και ότι ο βηματισμός των ασθενών βελτιώνεται από την υποβοήθηση. Παρ' όλα αυτά, επιτυγχάνονται πολύ υψηλά ποσοστά επιτυχίας. Η ταξινόμηση γίνεται με τη μέθοδο Naive Bayes, όπου κάθε φορά δεν επαληθεύεται ένα δείγμα-κύκλος βάδισης, αλλά ένα παράθυρο. Κατά το στάδιο αυτό αποφασίζονται μέσω cross-validation το μέγεθος του παραθύρου βημάτων προς επαλήθευση, η μέθοδος υπολογισμού της πιθανοφάνειας και ο βέλτιστος συνδυασμός χαρακτηριστικών. Τέλος, γίνεται αξιολόγηση της συμβολής των χαρακτηριστικών στην ανάλυση. Τα πειραματικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται αφορούν δοκιμές από υγιείς νέους και γηραιότερα άτομα με διαφορετικές παθήσεις.

**Λέξεις Κλειδιά:** Υποβοήθηση, παράμετροι βάδισης, Αποστασιόμετρο, Παρακολούθηση, εκτίμηση κίνησης, Savitzky-Golay, ανάλυση δεδομένων, PCA, GMM.

## ABSTRACT

The aim of this thesis is to develop a system for gait feature extraction and classification of healthy and impaired gait patterns, using a laser rangefinder. This system will be embedded in a mobility assistance robotic platform aimed for the elderly and the patients with mild to moderate gait impairment. The method developed is the basis of an online gait analysis and impairment classification system, which will provide health monitoring and robust autonomous gait assistance.

To achieve the above, the system consists of three parts:

Initially, the laser measurements are processed as to track the user's feet and extract the motion trajectories. The tracking is carried out by a simple model-free method, which uses no prediction mechanism. Instead, it is based on point clustering, driven by potential fields which are exerted by neighboring objects. Motion estimation is done by matching the points of each foot from the previous to the next frame. The noisy trajectories are fused and filtered via a pipeline based on Savitzky-Golay FIR filter. This framework is able to mitigate the problems of feet merging and feet shape variability due to clothing etc.

Afterwards, gait features are extracted based on the biomechanical gait parameters of the literature. The problems of portability and poor sensor information make the accurate estimation of some parameters intractable. But even these inaccurate features make sense in most of cases so they are used in the classification. The feature validation makes use of data stemmed from a highly accurate gait analysis system.

Finally, using the features extracted from the previous step we carry out modeling, using GMMs, and classification of healthy and impaired gait patterns.. The difficulty is due to the inaccuracy of some features and the fact that assistance improves the walking behavior of the patients. Nevertheless, very high accuracy is achieved. The classification makes use of the Naive Bayes framework, where the testing is done using a set of samples. Two methods are tested for the computation of the likelihood. The determination of the sample set size, the method of likelihood computation and the optimal combination of features is done by cross-validation. The importance of the initial gait features for each gait behavior is also analyzed. The experimental data used at this stage consists of trials (gait sequences) performed by healthy young people and by elderly subjects with various types of mobility impairments.

**Keywords:** Mobility assistance, assistive robotics, robotic rollator, gait parameters, laser rangefinder, tracking, motion estimation, Savitzky-Golay, data analysis, PCA, GMM

## Ευχαριστίες

Η επιτυχημένη πορεία των σπουδών μου στην Αθήνα που έρχονται στο τέλος της, οφείλεται σε έναν αριθμό προσώπων οι οποίοι στάθηκαν δίπλα μου. Άλλοι βρέθηκαν πιο κοντά και άλλοι πιο μακριά, αλλά όλοι διαδραμάτισαν καίριο ρόλο στη ζωή μου αυτά τα χρόνια και νιώθω τυχερός που πορεύτηκα με αυτές τις συγκεκριμένες προσωπικότητες.

Οι γονείς μου, που φρόντισαν να μη μου λείπει τίποτα και να είμαι ασφαλής, αλλά παράλληλα με δίδαξαν τον διαρκή αγώνα στη ζωή. Εφόδια πολύτιμα, ανώτερα από οτιδήποτε υλικό, τα οποία θα με συνοδεύουν για πάντα.

Τα αδέρφια μου, ο δεσμός μου με τα οποία έχει αντέξει την φθορά που επέρχεται με τον χρόνο και τις διαρκείς υποχρεώσεις. Φρόντισαν να είναι δίπλα μου ορισμένες πολύ δύσκολες στιγμές, να με επικροτούν στην προσπάθειά μου αλλά και να αποτελέσουν κομμάτι των πιο ευχάριστων αναμνήσεων. Ιδιαίτερα μνεία στα παιδιά από το Ναύπλιο, που πορεύθηκαν μαζί μου αυτά τα χρόνια.

Τέλος, ευχαριστώ τον κ. Τζαφέστα για την ευκαιρία που μου έδωσε να δουλέψω σε ένα καίριο ερευνητικό έργο της ομάδας. Η συνεργασία ήταν ομαλή, άκρως επικοινωνιακή για εμένα γι' αυτό και εκφράζω την ευγνωμοσύνη μου.

# Περιεχόμενα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Εισαγωγή .....	13
1.1 Τα Ρομπότ στη ζωή μας .....	13
1.2 Συστήματα ανίχνευσης και υποστήριξης βάρδισης .....	14
1.3 Στόχοι της εργασίας .....	16
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Τοποθέτηση της Εργασίας στη Βιβλιογραφία.....	19
2.1 Παρακολούθηση αντικειμένων και ποδιών με αποστασιόμετρα laser .....	20
2.2 Ανάλυση και εξαγωγή παραμέτρων βάρδισης.....	22
2.2.1 Εισαγωγή στην ανάλυση της βάρδισης .....	22
2.2.2 Συστήματα ανάλυσης και εξαγωγής παραμέτρων βάρδισης.....	25
2.3 Ρομποτικά συστήματα υποστήριξης βάρδισης .....	27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Παρακολούθηση Ποδιών και Εξαγωγή Τροχιών .....	31
3.1 Θεωρητικό υπόβαθρο.....	31
3.1.1 Κατάτμηση σάρωσης.....	31
3.1.2 Κυρτό κέλυφος.....	31
3.1.3 Δισδιάστατη ταύτιση σχήματος .....	33
3.1.4 Το φίλτρο Savitzky – Golay .....	35
3.2 Αλγοριθμική υλοποίηση.....	37
3.2.1 Α: Προεπεξεργασία δεδομένων σάρωσης .....	38
3.2.2 Β: Εντοπισμός ποδιών .....	39
3.2.3 Γ: Εύρεση διανυσμάτων κίνησης.....	40
3.2.4 Δ: Σύμμιξη και φιλτράρισμα τροχιών .....	47
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Βάρδισης.....	53
4.1 Κατάτμηση κίνησης – ακινησίας .....	54
4.2 Εκτίμηση διεύθυνσης κίνησης του χρήστη.....	55
4.3 Εξαγωγή χαρακτηριστικών βάρδισης .....	58
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Ανάλυση Δεδομένων & Ταξινόμηση Προτύπων Βάρδισης.....	63
5.1 Θεωρητικό υπόβαθρο.....	64
5.1.1 Ανάλυση πρωτευουσών συνιστωσών .....	64
5.1.2 Επιλογή χαρακτηριστικών .....	65



5.1.3 Μετρικές αποστάσεων κατανομών .....	66
5.1.4 Gaussian Mixture Models .....	67
5.1.5 Πρόβλημα επιλογής μοντέλου .....	69
5.1.6 Δείκτες επίδοσης ταξινομητή .....	70
5.1.7 Εκτίμηση συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας με πυρήνες.....	71
5.2 Υλοποίηση συστήματος ανάλυσης και ταξινόμησης προτύπων βάδισης.....	72
5.3 Ταξινόμηση νεών προτύπων .....	74
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Πειραματικά Αποτελέσματα.....	77
6.1 Περιγραφή των δεδομένων .....	78
6.2 Αποτελέσματα εξαγωγής παραμέτρων .....	79
6.2.1 Σύγκριση χαρακτηριστικών βάδισης .....	79
6.2.2 Επαλήθευση παραμέτρων με χρήση του GAITRite .....	91
6.3 Αποτελέσματα ανάλυσης δεδομένων & ταξινόμησης .....	98
6.3.1 Ανάλυση δεδομένων με PCA και επιλογή χαρακτηριστικών για μοντελοποίηση .....	98
6.3.2 Δημιουργία μοντέλων και ταξινόμηση .....	105
6.3.3 Επισκόπηση αποτελεσμάτων μοντελοποίησης.....	115
6.3.4 Επίδραση Χαρακτηριστικών της βάδισης. ....	116
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: Επίλογος – Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα.....	119
Βιβλιογραφία .....	121

## Κατάλογος Σχημάτων

Figure 1 Επεξεργασία δεδομένων στο GAIMS .....	21
Figure 2 Φάσεις της βάδισης .....	22
Figure 3 Φάσεις στήριξης κατά τη βάδιση .....	23
Figure 4 Χωρικές παράμετροι βάδισης.....	24
Figure 5 Σκελετός συστημάτων αναγνώρισης ([10]) .....	25
Figure 6 Σάρωση σημείων μετά την αρχικοποίηση ([35]) .....	32
Figure 7 Αντιστοίχιση σχημάτων (από [14] ).....	33
Figure 8 Αποτυχία σωστής αντιστοίχισης του ICP ([14]) .....	34
Figure 9 Βήμα 1 <sup>ο</sup> του ICP ([14]).....	34
Figure 10 Απόκριση συχνότητας SG φίλτρου για διάφορα παράθυρα.....	36
Figure 11 Στάδιο παρακολούθησης σε διάγραμμα ροής .....	37
Figure 12 Χωρισμός ομάδας μέσω κυρτού μετώπου, βήμα 4 <sup>ο</sup> (εικόνα από [1]).....	39
Figure 13 Κυρτό κέλυφος και κυρτό μέτωπο, βήμα 4 <sup>ο</sup> .....	39
Figure 14 Επεξεργασμένη σάρωση.....	39
Figure 15 Μεγέθυνση της περιοχής ενδιαφέροντος .....	39
Figure 16 Αποστάσεις από ακμή των άκρων.....	40
Figure 17 Gaussian Similarity .....	42
Figure 18 Βήμα 1 <sup>ο</sup> συστήματος παρακολούθησης .....	44
Figure 19 Βήμα 2 <sup>ο</sup> : Εύρεση αντιστοιχιών με τα κέντρα του επόμενου καρέ .....	44
Figure 20 Βήμα 3 <sup>ο</sup> : Ομαδοποίηση μετρήσεων νέου καρέ με βάση τα προηγούμενα κέντρα .....	45
Figure 21 Υποθετική θέση των κέντρων μετά τις επιρροές.....	45
Figure 22 Τελική ομαδοποίηση ενδείξεων και τα αντίστοιχα κέντρα.....	46
Figure 23 Παράθυρο τροχιών $x(t)$ .....	47
Figure 24 Παράθυρο τροχιών $y(t)$ .....	48
Figure 25 Σύστημα Φιλτραρίσματος τροχιών .....	49
Figure 26 Παράδειγμα πυκνότητας φάσματος ισχύος σωματιδίου με $T = 0.277s$ .....	50
Figure 27 Παράδειγμα Πυκνότητας φάσματος ισχύος σωματιδίου με $T = 2 * 0.277s$ .....	50
Figure 28 Είσοδος και Έξοδος συστήματος φιλτραρίσματος, τροχιές $x(t)$ .....	51
Figure 29 Ταχύτητες $dx/dt$ .....	51
Figure 30 Σχετική ταχύτητα και κατωφλίωση .....	54
Figure 31 Υπολογισμός διεύθυνσης κύκλου βάδισης .....	56
Figure 32 Σύγκριση μετατοπίσεων πριν και μετά την περιστροφή .....	57
Figure 33 Απεικόνιση ορισμένων βασικών παραμέτρων .....	60
Figure 34 Συνδυασμός “κακών” μεταβλητών (από [16]).....	65
Figure 35 Επεξεργασία Χαρακτηριστικών & Δημιουργία μοντέλων.....	72
Figure 36 Παράδειγμα ταξινόμησης με τις δύο μεθόδους.....	75
Figure 37 Διαθέσιμα δεδομένα για την ταξινόμηση.....	79
Figure 38 Stride length.....	80

Figure 39 Mean gait velocity .....	80
Figure 40 Mean walking base .....	81
Figure 41 wbase deviation .....	81
Figure 42 double support indicator .....	82
Figure 43 minimum double support of a feet.....	82
Figure 44 minimum swing time of a feet.....	83
Figure 45 minimum swing velocity of a feet.....	83
Figure 46 maximum swing velocity of a feet .....	84
Figure 47 step length imbalance .....	84
Figure 48 step time imbalance .....	85
Figure 49 minimum steptime/stridetime.....	85
Figure 50 maximum steptime/stridetime .....	86
Figure 51 Stride length, 2a vs 2b .....	88
Figure 52 Mean gait velocity 2a vs 2b.....	88
Figure 53 walking base mean 2a vs 2b .....	89
Figure 54 walking base deviation 2a vs 2b.....	89
Figure 55 double support indicator 2a vs 2b.....	90
Figure 56 double support imbalance 2a vs 2b .....	90
Figure 57 step time imbalance 2a vs 2b.....	91
Figure 58 Μήκη βάδισης .....	92
Figure 59 Επαλήθευση μήκους κύκλου βάδισης – 1 .....	93
Figure 60 Επαλήθευση μήκους κύκλου βάδισης – 2 .....	93
Figure 61 Επαλήθευση διάρκειας κύκλου βάδισης .....	94
Figure 62 Επαλήθευση μέσης ταχύτητας κύκλου.....	95
Figure 63 Επαλήθευση διπλής στήριξης – 1.....	95
Figure 64 Επαλήθευση διπλής στήριξης – 2.....	96
Figure 65 Επαλήθευση πλάτους βάδισης.....	97
Figure 66 Principal Component 1 .....	99
Figure 67 Principal Component 2 .....	100
Figure 68 Principal Component 3 .....	100
Figure 69 Principal Component 4 .....	101
Figure 70 Principal Component 5 .....	101
Figure 71 Principal Component 6 .....	102
Figure 72 Principal Component 9.....	102
Figure 73 Principal Component 10.....	103
Figure 74 Διαχωριστικότητα κλάσεων για κάθε Πρωτεύουσα Συνιστώσα .....	104
Figure 75 Μέση απόσταση και διασπορά κάθε ασθενούς από την συστάδα υγιών χρηστών ....	105
Figure 76 Αριθμός κύκλων βάδισης – Αριθμός PCs .....	107
Figure 77 Αριθμός κύκλων βάδισης – Μέθοδος Υπολογισμού Πιθανοφάνειας .....	108
Figure 78 Δείκτες επίδοσης – Αριθμός PCs .....	109
Figure 79 Επίδοση μεμονωμένων συνιστωσών, 2a vs Normal .....	110
Figure 80 PC-3: Κατανομές βημάτων χρηστών .....	111
Figure 81 PC1: Κατανομή βημάτων ασθενών χρηστών.....	112

Figure 82 F1-score πλήρων πολυδιάστατων μοντέλων, 2a vs Normal.....	114
Figure 83 Σύγκριση επίδοσης των τύπων μοντέλων .....	116
Figure 84 Συντελεστές 1 <sup>ου</sup> PC .....	117
Figure 85 Συντελεστές βέλτιστης διαχωρισιμότητας .....	118

## Κατάλογος Πινάκων

Table 1 Αποτελέσματα επαλήθευσης μήκους βάρδισης .....	92
Table 2 Αποτελέσματα επαλήθευσης διάρκειας κύκλου βάρδισης.....	94
Table 3 Χαρακτηριστικά σταδίου ανάλυσης δεδομένων.....	98
Table 4 Πλήθος δεδομένων κατά την αποθρουβοποίηση.....	98
Table 5 Διασπορά Συνιστωσών .....	99
Table 6 Επίδοση διαγώνιων πολυδιάστατων GMMs.....	114
Table 7 Επίδοση πλήρων πολυμεταβλητών GMMs.....	114
Table 8 Σημαντικότερα χαρακτηριστικά στο 1 <sup>ο</sup> PC .....	117

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Εισαγωγή

## 1.1 Τα Ρομπότ στη ζωή μας

Από την αρχή της ιστορίας ο άνθρωπος είχε την τάση να δημιουργεί εργαλεία τα οποία τον διευκολύνουν στις καθημερινές εργασίες, με σκοπό την κατανάλωση λιγότερης ενέργειας και την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων. Ένα από τα αρχαιότερα παραδείγματα τέτοιων εργαλείων αποτελεί ο τροχός, ο οποίος έχει συμβάλλει καταλυτικά στην ανάπτυξη της τεχνολογίας και γενικότερα την εξέλιξη της ανθρωπότητας.

Η δημιουργία τέτοιων εργαλείων επιταχύνει την εκτέλεση απλών και χρονοβόρων εργασιών, αφήνοντας στον άνθρωπο χρόνο και ενέργεια για τη λύση πιο πολύπλοκων προβλημάτων. Συντελείται έτσι η τεχνολογική πρόοδος, όπου οδηγούμαστε ιεραρχικά στη δημιουργία πιο σύνθετων μηχανών πλέον, βασιζόμενοι στη γνώση και τα εργαλεία των προγόνων.

Στην εποχή μας, όντας χιλιάδες έτη από την αρχή της ανθρώπινης ιστορίας (δηλαδή των πρώτων ανθρώπινων ευρημάτων), η πρόοδος είναι προφανώς εντυπωσιακή, όμως η αύξηση της προσφοράς προκαλεί περαιτέρω αύξηση της ζήτησης για επίλυση προβλημάτων.

Δημιουργείται έτσι ο τομέας της Ρομποτικής, που επιτυγχάνει να βοηθήσει τον άνθρωπο στα σύνθετα προβλήματα της σύγχρονης καθημερινότητας. Ο λόγος είναι ότι η επιστήμη αυτή συνδυάζει αρκετούς τομείς των Μαθηματικών, της Πληροφορικής και της Φυσικής. Καταφέρνει λοιπόν να δημιουργήσει μηχανές οι οποίες αλληλεπιδρούν με τον χρήστη με τρόπο που φαίνεται ευφυής ή εκτελούν αυτόματα εργασίες οι οποίες θεωρούνταν αδύνατο να εκτελεστούν από μη-ανθρώπινη οντότητα.

Σύμφωνα με τον ορισμό του Ινστιτούτου Ρομπότ των ΗΠΑ, "ρομπότ είναι μια επαναπρογραμματιζόμενη πολυλειτουργική χειριστική διάταξη, σχεδιασμένη για τη μετακίνηση υλικών, εξαρτημάτων, εργαλείων και εξειδικευμένων διατάξεων, μέσω μεταβλητών, προγραμματισμένων κινήσεων για την εκτέλεση μιας σειράς εργασιών". Ένα τυπικό ρομποτικό σύστημα αρχικά περιλαμβάνει το μηχανολογικό κομμάτι, το οποίο διαμορφώνεται ανάλογα με την εργασία που καλείται να εκτελέσει (πχ. ρόδες για εύκολη μετακίνηση, λαβίδα για χειρισμό αντικειμένων, πόδια για ανθρωπόμορφα ρομπότ που πορεύονται σε δύσβατες περιοχές κλπ.). Έπειτα, διαθέτει το σύστημα αισθητήρων, υπεύθυνο για την συλλογή πληροφορίας από το περιβάλλον ώστε το σύστημα να αλληλοεπιδρά και να προσαρμόζεται σε αυτό. Το είδος των αισθητήρων καθορίζεται από το είδος και τις απαιτήσεις της εφαρμογής. Τέλος, υπάρχει και το σύστημα ελέγχου, το οποίο συνδυάζει κατάλληλα τις αισθητηριακές πληροφορίες με τον επιθυμητό στόχο, ώστε να επιτευχθεί η αποτελεσματική και ασφαλής λειτουργία του. Ο έλεγχος αυτός είναι πολυεπίπεδος και περιλαμβάνει τη μοντελοποίηση του περιβάλλοντος, την πορεία προς τον επιθυμητό στόχο αλλά και την ακρίβεια εκτέλεσης των ενεργειών και της εργασίας-στόχου.

Σήμερα το πεδίο αυτό βρίσκεται σε αρκετά ώριμο στάδιο, έχοντας παρέχει πολύτιμες υπηρεσίες αλλά έχοντας ακόμα πολλά ανοικτά προβλήματα προς επίλυση. Ήδη έχουν αντικαταστήσει την ανθρώπινη εργασία σε πολλά εργοστάσια που εκτελούν τετριμμένες εργασίες, ενώ μπορούν να είναι αυτόνομα και να παρέχουν υπηρεσίες ξενάγησης σε μουσεία ή χαρτογράφησης και εντοπισμού σε δύσβατες περιοχές.

Από τις σημαντικές εφαρμογές της Ρομποτικής είναι αυτές που παρέχουν στους ανθρώπους όχι διευκολύνσεις, αλλά απαραίτητες υπηρεσίες. Τα τεχνητά άκρα που ελέγχονται με τον εγκέφαλο, οι εξωσκελετοί που μπορούν να βοηθήσουν τους ανάπηρους και η ρομποτική χειρουργική η οποία παρέχει τη σιγουριά μιας πολύ δύσκολης επέμβασης, αποτελούν λαμπερές κατευθύνσεις έρευνας.

Βέβαια, ηθικά ζητήματα εγείρονται με την εφαρμογή τους στην καθημερινότητα, καθώς υποστηρίζεται πως μειώνουν την απασχόληση, οδηγώντας σε αύξηση της ανεργίας και ότι δεν υπάρχει εγγύηση απόλυτης ασφαλείας σε εργασίες που ενέχουν ρίσκο για το περιβάλλον τους (πχ. αυτόνομα αμάξια).

## 1.2 Συστήματα ανίχνευσης και υποστήριξης βάδισης

Όπως αναφέρθηκε, οι ιατρικές εφαρμογές των ρομπότ είναι μείζονος σημασίας για λόγους ηθικής και ισότητας.

Μια σημαντική κατηγορία ασθενών είναι αυτοί με κινητικά προβλήματα, των οποίων η βάδιση καθίσταται δύσκολη ή αδύνατη χωρίς υποστήριξη. Οι δυσκολίες αυτές είναι διαφόρων ειδών και μπορεί να οφείλονται σε εγγενείς σωματικές ανωμαλίες, τραυματισμούς, εγκεφαλικές παθήσεις ή αδυναμία (-γήρανση). Τέτοιοι ασθενείς είναι απαραίτητο να παρέχονται υποστήριξη στη βάδιση καθώς μια ενδεχόμενη πτώση μπορεί να έχει πολύ αρνητικές συνέπειες, ειδικά σε γηραιότερα άτομα.

Είναι ιδιαίτερα σημαντικό να υπάρξει εξέλιξη προς αυτόν τον τομέα, καθώς έτσι τα άτομα με κινητικές δυσκολίες θα καταστούν πιο παραγωγικά θα βελτιωθεί ενδεχομένως η ψυχολογική τους κατάσταση και θα μειωθεί ο χρόνος ανάνηψής τους. Επίσης, ένα σημαντικό ποσοστό των ανθρώπων μεγάλης ηλικίας έχουν σημαντικά κινητικά προβλήματα, το πλήθος των οποίων αυξάνεται με σταθερούς ρυθμούς (περίπου 20% του πληθυσμού παγκοσμίως είναι ηλικίας πάνω από 70 χρόνων).

Η υποστήριξη των ατόμων με κινητικές δυσκολίες, χωρίς τη συμβολή του πεδίου της ρομποτικής, υλοποιείται κυρίως μέσω της χρήσης αναπηρικών καρεκλών, για περιπτώσεις όπου η βάδιση είναι αδύνατη, ή χρησιμοποιώντας πατερίτσες, μαστούνια (canes) και περιπατητήρες (walkers). Οι τελευταίοι ενδέχεται να είναι σταθερής βάσης ή με ρόδες. Ο περιπατητήρας χωρίς ρόδες έχει το

μειονέκτημα ότι ο ασθενής πρέπει να τον σηκώνει σε κάθε βήμα προκειμένου να προχωρήσει το οποίο μπορεί να είναι πολύ δύσκολο σε περιπτώσεις βαριάς ασθένειας. Από την άλλη, οι τροχήλατοι περιπατητήρες (rollators) είναι ευκολότεροι στη χρήση λόγω της εύκολης μετατόπισης του ασθενούς αλλά δεν παρέχουν σταθερότητα, καθώς ο ασθενής πρέπει να προσέχει τη θέση της συσκευής και την στήριξή του σε αυτή.

Με την πρόοδο της ρομποτικής, οι παραπάνω ή και άλλες συσκευές έχουν εμπλουτιστεί με “έξυπνη” συμπεριφορά, που αντιδρά στην κατάσταση του χρήστη.

Για παράδειγμα, υπάρχει αρκετή ερευνητική δραστηριότητα σε μηχανικά μέρη που τοποθετούνται στα άκρα ή και αλλού του ανθρώπου και βοηθούν στην κίνηση. Οι συσκευές αυτές ονομάζονται εξωσκελετοί, και μπορούν να βοηθήσουν ακόμα και άτομα με αναπηρίες ή τραυματισμούς στην σπονδυλική στήλη, σε περιπτώσεις δηλαδή όπου το πρόβλημα είναι νευρομυϊκό και αφορά ολόκληρο το σώμα και όχι μόνο τα άκρα.

Επιπλέον, οι περιπατητήρες που αναφέρθηκαν πριν μπορούν πλέον να παρέχουν μεταξύ των άλλων φυσική υποστήριξη με ανάδραση και υπηρεσίες πλοήγησης στο περιβάλλον. Ενδέχεται να είναι παθητικά, όπου ο χρήστης πρέπει να καθορίζει κατάλληλα την ταχύτητα και την θέση της συσκευής για βέλτιστη υποστήριξη ή και ενεργητικά όπου η ταχύτητα ρυθμίζεται αυτόματα, με βάση τον ασθενή και την κατάστασή του.

Εκτός της υποστήριξης, είναι σημαντικό να μπορεί να υπάρχει ακρίβεια στην μελέτη της κατάστασης της βάδισης του ασθενούς, προκειμένου να υπάρχει κατάλληλη ιατρική-φαρμακευτική παρακολούθηση. Η μελέτη αυτή πρέπει να γίνεται από ακριβείς ηλεκτρονικές συσκευές και όχι εποπτικά από τον γιατρό που γίνεται σε πολλές περιπτώσεις.

Για να επιτευχθεί αυτό, θα πρέπει να έχει τη δυνατότητα να εντοπίζει τον βηματισμό του ασθενούς, να καταλαβαίνει την κατάστασή του και έτσι να κινείται ανάλογα. Μέχρι τώρα, η μελέτη της βάδισης συντελείται μέσω ([7]):

- Ηλεκτρονικών διαδρόμων, όπου συλλέγονται πληροφορίες σχετικά με τα πατήματα του ασθενούς πάνω σε αυτό και έτσι εξάγονται τα χαρακτηριστικά της βάδισης με ακρίβεια. Απαιτείται το ειδικό αυτό στρώμα και υπολογιστής με το ανάλογο λογισμικό.
- Επιταχυνσιόμετρων (*accelerometer*), τα οποία πρέπει να τα φορέσει ο χρήστης στα πόδια, χαμηλά στη μέση ή και αλλού
- Συλλογή από αισθητήρες απόστασης που σαρώνουν σε μια γραμμή.
- Συστήματα καμερών
- Μικρές συσκευές – σημάδια που εκπέμπουν υπέρυθρες

Τελικά, όλες οι παραπάνω μέθοδοι απαιτούν ειδικό εξοπλισμό ή/και χώρο, καθιστώντας έτσι αδύνατη την χρήση τους σε έκτακτες περιστάσεις.

### 1.3 Στόχοι της εργασίας

Η εργασία αυτή αποτελεί κομμάτι ενός έργου του οποίου στόχος είναι η δημιουργία ενός ευφυσού κινούμενου τροχήλατου ρομποτικού περιπατητήρα (*rollator*), που θα αναγνωρίζει και θα προβλέπει τις ανθρώπινες δράσεις, προκειμένου να παρέχει την κατάλληλη βοήθεια στα άτομα μεγαλύτερης ηλικίας. Μια από τις δυνατότητές του θα αφορά τον εντοπισμό και χαρακτηρισμό της βάδισης του ασθενούς και θα κινείται αυτόνομα ώστε να διευκολύνει την βάδιση. Ο αισθητήρας που χρησιμοποιείται είναι ένας single-row laser range scanner (θα αναφέρεται στο εξής ως laser scanner) που έχει τοποθετηθεί πάνω στον rollator και σαρώνει σε μια γραμμή λίγο πάνω από το έδαφος, περίπου 40 cm.

Η διπλωματική εργασία λοιπόν καταπιάνεται με το κομμάτι επεξεργασίας και μοντελοποίησης της αισθητηριακής πληροφορίας. Συγκεκριμένα, περιλαμβάνει:

- τον εντοπισμό και παρακολούθηση των ποδιών του ατόμου υπό στήριξη,
- τη σύνθεση και δημιουργία τροχιών θέσης των ποδιών, οι οποίες χρησιμοποιούνται για
- την εξαγωγή χαρακτηριστικών βάδισης, βασισμένων στις εμβιο-μηχανικές παραμέτρους (biomechanical parameters) και στην ιατρική βιβλιογραφία και
- τέλος, τον χαρακτηρισμό της βάδισης ως κανονική ή ασθενής καθώς και τη μελέτη της συμβολής των παραμέτρων στον χαρακτηρισμό αυτό.

Έτσι λοιπόν χωρίζουμε την εργασία σε τρία μέρη:

- 1) **Παρακολούθηση και εξαγωγή τροχιών.** Σε αντίθεση με την υπάρχουσα βιβλιογραφία, η οποία στηρίζεται σε φίλτρα εκτίμησης κατάστασης, η δική μας εργασία υλοποιεί μια καινούργια μέθοδο που στηρίζεται σε ‘κατευθυνόμενη’ συσταδοποίηση, ακολουθούμενη από ταύτιση σχήματος (shape matching) για την εξαγωγή της κίνησης από καρέ σε καρέ. Προηγείται όμως ένα αρχικό στάδιο προεπεξεργασίας, όπου οι ενδείξεις σε κάθε καρέ ομαδοποιούνται κατάλληλα, καθώς και ένας αρχικός εντοπισμός της θέσεως των ποδιών, με χρήση κατάλληλων μετρικών σχήματος (μόνο για το 1<sup>ο</sup> καρέ, ή όποτε χαθούν και τα δύο πόδια). Οι θορυβώδεις τροχιές που έχουν εξαχθεί για κάθε πόδι σε ένα χρονικό παράθυρο φιλτράρονται και σμίγονται, προκειμένου να παραχθούν αξιόπιστες τροχιές της θέσης των ποδιών. Στην τελευταία διαδικασία γίνεται εκτενής χρήση του FIR φίλτρου Savitzky-Golay.
- 2) **Επεξεργασία σημάτων βάδισης και εξαγωγή παραμέτρων.** Γίνεται αρχικά κατάτμηση του σήματος σε τμήματα βάδισης και όχι βάδισης. Για τα τμήματα βάδισης, ακολουθεί εκτίμηση της κατεύθυνσης του χρήστη και κατάλληλη στροφή των τροχιών θέσης, ενώ τέλος εξάγονται *εκτιμήσεις* (εφ’ όσον η πληροφορία είναι αδρή και ελλιπής) διάφορων χαρακτηριστικών της βάδισης, που βασίζονται στις βιο-μηχανικές παραμέτρους της.



- 3) **Ταξινόμηση & ανάλυση δεδομένων.** Δεδομένων των εκτιμήσεων των μετρικών βάρδισης, κατασκευάζουμε μοντέλα βάρδισης για υγιείς χρήστες και ασθενείς *οι οποίοι βρίσκονται υπό την στήριξη του rollator*. Τα πειράματα περιλαμβάνουν και ασθενείς που δεν στηρίζονται, προκειμένου να μελετηθούν οι παράμετροι που επηρεάζονται από τη στήριξη. Τέλος, γίνεται αξιολόγηση της συνεισφοράς των παραμέτρων βάρδισης στην διαχωριστικότητα μεταξύ υγιούς και παθολογικής βάρδισης.

Κάθε παραπάνω στάδιο αναλύεται σε ένα κεφάλαιο. Η ανάλυση περιλαμβάνει βιβλιογραφική επισκόπηση των μεθόδων που χρησιμοποιούνται στο συγκεκριμένο στάδιο, την αλγοριθμική του υλοποίηση μαζί με ορισμένα βασικά αποτελέσματα.

**Στο τελευταίο κεφάλαιο**, παρουσιάζονται τα πειραματικά δεδομένα και τα αποτελέσματα-συμπεράσματα του συνολικού συστήματος, με έμφαση στη σημασία των χαρακτηριστικών για τον διαχωρισμό των κλάσεων.

Η καινοτομία σε σχέση με τα άλλα συστήματα που επιτελούν παρόμοια λειτουργία έγκειται:

- Αρχικά, για την παρακολούθηση δοκιμάζεται μια καινούργια μέθοδος, τα πλεονεκτήματα και η λειτουργία της οποίας αναπτύσσονται στην [Ενότητα 3.2.3](#)
- Στην ύπαρξη ελλιπούς πληροφορίας, καθώς διαθέτουμε μόνο έναν αισθητήρα απόστασης και δεν χρησιμοποιούμε δεδομένα της οδομετρίας.
- Στη χαμηλή δειγματοληψία, η οποία είναι χαμηλότερη από τη συχνότητα των ανθρωπίνων κινήσεων που είναι περίπου 100 Hz.
- Στη χρήση αισθητήρα απόστασης, όπου η πληροφορία επιτάχυνσης είναι δύσκολο και ασύμφορο να εξαχθεί, δυσκολεύοντας έτσι κατά πολύ το πρόβλημα.
- Η φορητότητα του αισθητήρα, όπου δεν μπορεί να γίνει καμία υπόθεση για την κίνησή του λόγω έλλειψης πληροφορίας από την οδομετρία. Συνεπώς, κάθε υπολογισμός θα λαμβάνει υπ' όψη του μόνο τα σχετικά μεγέθη των δύο ποδιών.
- Όλα τα ανωτέρω, σε συνδυασμό με το γεγονός ότι ο αισθητήρας απόστασης εντοπίζει την κνήμη του χρήστη και όχι το πέλμα, συνηγορούν στο ότι ενδέχεται να υπάρχει απόκλιση των μετρούμενων χαρακτηριστικών από αυτών που επιχειρούν να προσεγγίσουν. Συνεπώς, η διαδικασία της ταξινόμησης καθίσταται δυσκολότερη.
- Η κατηγοριοποίηση της βάρδισης είναι δυσκολότερη με στήριξη, καθώς αυτή βοηθά τον ασθενή να περπατάει πιο φυσιολογικά ([11]).
- Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι υπό πραγματικές συνθήκες, οπότε γίνεται και αντιμετώπιση των προβλημάτων εγγύτητας και παρεμβολής άλλων αντικειμένων.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Τοποθέτηση της Εργασίας στη Βιβλιογραφία

Για τη δημιουργία του συστήματος εντοπισμού και χαρακτηρισμού βάρδισης με υποβοήθηση απαιτείται η σύνθεση πολλών πεδίων της Ρομποτικής, της Επεξεργασίας Σήματος και της Αναγνώρισης προτύπων. Θα επιχειρηθεί λοιπόν μια γενική ανασκόπηση των γνωστικών πεδίων που συνδυάζονται στην εργασία, προκειμένου να προσδιοριστεί με ακρίβεια η θέση της στο υπάρχον επιστημονικό οικοδόμημα και να αξιολογηθεί έτσι η συνεισφορά και καινοτομία της.

Συγκεκριμένα, η δομή του κεφαλαίου έχει ως εξής:

Στην *παράγραφο 2.1* ακολουθεί επισκόπηση των μεθόδων και τεχνικών που χρησιμοποιούν αισθητήρα απόστασης για την παρακολούθηση αντικειμένων και ποδιών για την αναγνώριση κινούμενων ανθρώπων.

Στην *παράγραφο 2.2* γίνεται περιγραφή των τεχνικών καταγραφής των παραμέτρων της ανθρώπινης βάρδισης ή/και χαρακτηρισμού της. Προηγείται μια σύντομη εισαγωγή στον ανθρώπινο βηματισμό και τις παραμέτρους του.

Στην *παράγραφο 2.3* αναφέρονται συστήματα ευφυούς υποστήριξης παρ' όμοια με την εργασία μας.

## 2.1 Παρακολούθηση αντικειμένων και ποδιών με αποστασιόμετρα laser

Τα αποστασιόμετρα (laser scanner) μιας δέσμης σάρωσης καθιερώθηκαν ως αισθητήρες περιβάλλοντος από τις απαρχές τις ρομποτικής, κυρίως λόγω του μικρού υπολογιστικού κόστους της επεξεργασίας των μετρήσεων (σε σχέση πχ. με τις κάμερες), της ευκολίας διαχωρισμού μεταξύ αντικειμένων από το παρασκήνιο και της αποτελεσματικότητας εκτέλεσης αλγορίθμων εντοπισμού και χαρτογράφησης. Παρ' όλα αυτά, η πληροφορία που διαθέτουμε είναι φτωχή και πολλές φορές παραπλανητική. Αντικείμενα σε μεγάλη απόσταση από τον αισθητήρα αντιπροσωπεύονται από λίγα δείγματα, οπότε ο προσδιορισμός του μεγέθους και της γεωμετρίας δυσκολεύει. Επιπλέον, είναι πολύ δύσκολος ο διαχωρισμός αντικειμένων με πολύ παρόμοια γεωμετρία. Απαιτείται λοιπόν χώρο-χρονική προσέγγιση στην παρακολούθηση αντικειμένων με χρήση τέτοιων αισθητήρων.

Στα ρομποτικά συστήματα μπορεί να χρησιμοποιούνται περισσότεροι από ένας laser scanner μιας δέσμης, ή ένας με περισσότερες. Η παρακάτω βιβλιογραφία αναφέρεται σε αισθητήρες μονής δέσμης, όπως χρησιμοποιείται στο σύστημά μας.

Γενικά, η παρακολούθηση αντικειμένων με χρήση laser αισθητήρων στηρίζεται στη χρήση Kalman και Particle filters (πχ. [15] για particle filters με πολλαπλούς laser scanners). Η πρόβλεψη της κίνησης στο επόμενο καρέ γίνεται βασιζόμενη σε κάποιο μοντέλο κίνησης και η αντιστοίχιση σε διαδοχικά καρέ με βάση τη θέση. Αν όμως υπάρχουν πολλά αντικείμενα υπό παρακολούθηση, τότε η αντιστοίχιση πρέπει να γίνει με προχωρημένες στατιστικές μεθόδους (πχ. Multiple hypothesis tracking, [25]). Η παρακολούθηση γίνεται σε συνδυασμό με ένα μοντέλο του υποβάθρου ώστε να αποκλείονται τα στατικά αντικείμενα.

Διαφορετικές προσεγγίσεις ακολουθούνται στο [20], όπου η παρακολούθηση κινούμενων αντικειμένων γίνεται με graph-cuts, ώστε να βρεθεί το βέλτιστο ταίριασμα αντικειμένων από διαφορετικά καρέ, βασιζόμενοι στη θέση. Έπειτα, στο [25], σε κάθε κινούμενο αντικείμενο κωδικοποιείται ως ένα feature vector, με πληροφορίες όπως μέγεθος, ταχύτητα, θέση, χρόνος εξαφάνισης κλπ. οπότε γίνεται αντιστοίχιση σε κάθε καρέ με βάση αυτή την αναπαράσταση, η οποία λαμβάνει υπ' όψη και τα εξαφανισμένα αντικείμενα.

Σχετικά με την παρακολούθηση ποδιών και κατ' επέκταση ανθρώπων, τα μοντέλα βάδισης που χρησιμοποιούνται είναι απλοϊκά.

Στο [49], γίνεται παρακολούθηση ανθρώπων από κινούμενο ρομπότ. Δημιουργείται αρχικά ένα μοντέλο του παρασκηνίου, το οποίο βοηθά στο SLAM, με τη βοήθεια του οποίου προσδιορίζεται αν ένα αντικείμενο είναι ακίνητο, οπότε ανήκει στο παρασκήνιο, ή είναι κινούμενο. Αν κινείται τότε γίνεται μια ομαδοποίηση ανά δύο ώστε να προσδιοριστούν οι άνθρωποι από τα πόδια τους. Η αντιστοίχιση των ανθρώπων σε διαδοχικά καρέ γίνεται, αφού προβλεφθεί η θέση μέσω Kalman prediction, βάσει της απόστασης. Το φίλτρο Kalman βασίζεται σε ένα απλό μοντέλο βάδισης που αναπτύχθηκε από την ίδια ομάδα στο [48]. Στο [48] επίσης επιλύεται το ίδιο πρόβλημα με παρόμοιες τεχνικές χρησιμοποιώντας πολλαπλούς laser scanners.

Έπειτα, στο [3] οι συγγραφείς αρχικά παρουσιάζουν ένα ταξινομητή που αναγνωρίζει πόδια, χρησιμοποιώντας έναν αριθμό από χαρακτηριστικά σχήματος που τροφοδοτούνται στον αλγόριθμο Adaboost. Έπειτα, η παρακολούθηση και πρόβλεψη γίνεται μέσω Kalman Filter (με σταθερή ταχύτητα για το βήμα πρόβλεψης), ενώ η αντιστοίχιση των ποδιών σε διαδοχικά καρέ γίνεται μέσω Multi-Hypothesis Tracking (δεν γίνεται να χρησιμοποιηθεί η θέση όπως στο προηγούμενο παράδειγμα, καθώς ο χώρος είναι γεμάτος από ανθρώπους αλλά και το μοντέλο πρόβλεψης δεν είναι καλό.).

Τέλος, ένα καινούργιο σύστημα παρακολούθησης ποδιών ενός ανθρώπου εισάγεται στο [33], στο οποίο γίνεται χρήση τεσσάρων Laser scanners στις γωνίες ενός δωματίου, όπου ο χρήστης περπατάει και ανακτώνται οι ακριβείς τροχιές της κίνησης των ποδιών του. Το σύστημα έχει ως εξής:

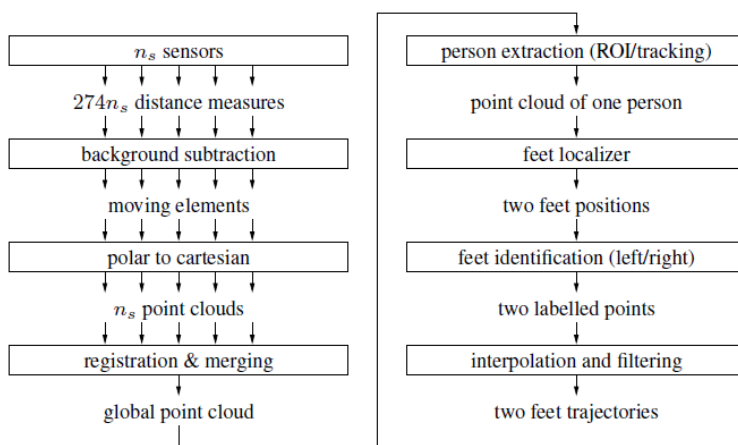


Figure 1 Επεξεργασία δεδομένων στο GAIMS

- Το registration & merging είναι η βαθμονόμηση του συστήματος, που γίνεται με την τοποθέτηση ενός κυλίνδρου σε διαφορετικές θέσεις και τον μετασχηματισμό του συστήματος συντεταγμένων κάθε αισθητήρα σε ένα κοινό ( με μέθοδο Ελαχίστων Τετραγώνων)
- Έπειτα, το tracking της περιοχής ενδιαφέροντος γίνεται με ένα απλό Kalman φίλτρο.
- Το localization των ποδιών γίνεται μέσω ενός μοντέλου που έχει προκύψει από συνθετικά δεδομένα βάρδισης.
- Ο χαρακτηρισμός των ποδιών ως ‘δεξί’ ‘και αριστερό’ γίνεται μέσω διαδικασίας βελτιστοποίησης, που λαμβάνει υπ’ όψη ότι οι τροχιές είναι συνεχείς, ότι ένα πόδι κινείται κάθε φορά, τα πόδια δεν κινούνται σημαντικά προς τα πίσω κλπ.
- Παρεμβολή και φιλτράρισμα των θέσεων κάθε ποδιού.

## 2.2 Ανάλυση και εξαγωγή παραμέτρων βάδισης

### 2.2.1 Εισαγωγή στην ανάλυση της βάδισης

Ετυμολογικά, **βάδιση** είναι η ρυθμική κίνηση των άκρων και του κορμού που έχουν ως αποτέλεσμα τη μετατόπιση του κέντρου μάζας. Η κίνηση αυτή είναι επαναλαμβανόμενη και μια περίοδος επανάληψης της κίνησης ονομάζεται *κύκλος βάδισης*. Ένας κύκλος ξεκινάει με την επαφή του ποδιού στο έδαφος και τελειώνει με την επαφή του ίδιου ποδιού αφού κινηθεί. Το είδος βάδισης που θα μας απασχολήσει και θα θεωρείται δεδομένη στην υπόλοιπη εργασία είναι το περπάτημα.

Ο κύκλος βάδισης μπορεί να υποδιαιρεθεί ιεραρχικά σε φάσεις ([31], [19]). Οι κύριες φάσεις είναι:

- 1) τη φάση στήριξης (*stance time*) και
- 2) τη φάση αιώρησης (*swing time*).

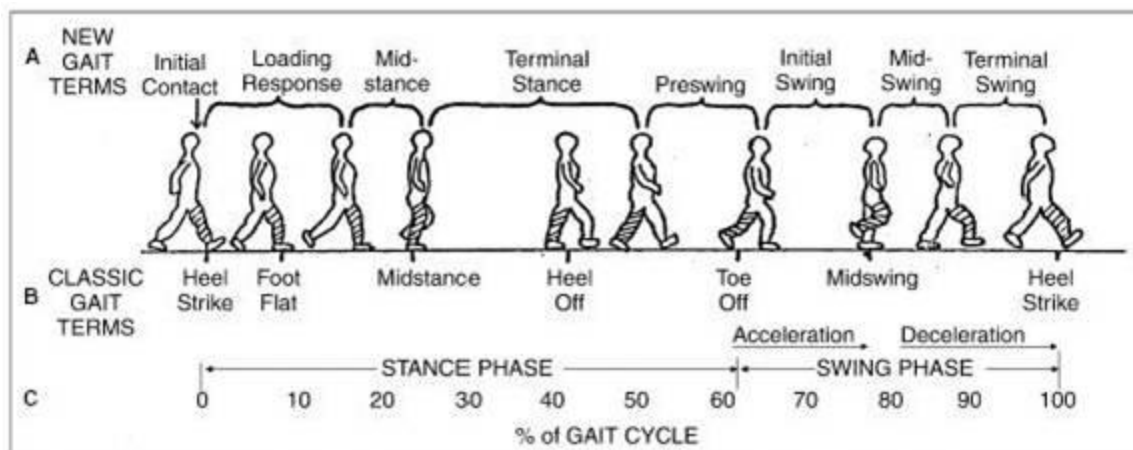


Figure 2 Φάσεις της βάδισης

Σε ένα κύκλο βάδισης, θεωρούμε ένα πόδι ως αναφορά και αυτό περνάει τις δύο ανωτέρω φάσεις.

#### A) Φάση στήριξης:

Αυτή η φάση παρέχει σταθερότητα στο βάδισμα. Κατά τη διάρκειά της, το πόδι είναι στο έδαφος. Χωρίζεται σε τρία στάδια:

1. **Ακούμπισμα πτέρνας – Αρχική επαφή (Initial Contact)**. Ξεκινά καθώς η φτέρνα του κινούμενου ποδιού προσγειώνεται και ακουμπά στο πάτωμα. Τα δάκτυλα βρίσκονται στον αέρα.
2. **Πλήρη επαφή πτέρνας (Loading Response)**. Τα δάκτυλα πλέον έχουν προσγειωθεί και το πόδι ακουμπά ολόκληρο στο έδαφος.
3. **Μέση φάση στήριξης (Midstance)**. Το σώμα μεταφέρεται προς τα εμπρός, πάνω στο υποστηριζόμενο μέλος. Το μπροστινό πόδι είναι ήδη τοποθετημένο σταθερά στο έδαφος.

4. **Τερματική φάση στήριξης ( Terminal Stance).** Η στιγμή που το πόδι (βρίσκεται στην πίσω θέση) αρχίζει να σηκώνεται από το έδαφος και η πτέρνα σταματά να ακουμπά κάτω.
5. **Φάση προ-αιώρησης (Pre-swing).** Η στιγμή που τα δάκτυλα χάνουν την επαφή με το έδαφος ώστε το πόδι να αρχίσει να κινείται προς τα εμπρός στον αέρα.

#### B) Φάση αιώρησης

1. **Επιτάχυνση (Acceleration-initial swing):** Όταν το πόδι αρχίζει να κινείται, αμέσως μετά το pre-swing
2. **Μέση αιώρηση (Midswing):** Το πέρασμα του αιωρούμενου άκρου από τη μέση γραμμή, δηλαδή το αντίστοιχο άκρο.
3. **Επιβράδυνση (Deceleration-terminal swing):** Η φάση όπου το πόδι, μετά το midswing, ετοιμάζεται να ακουμπήσει στο έδαφος γι' αυτό και επιβραδύνει.

Οι φάση στήριξης κάθε ποδιού μπορεί να υποδιαιρεθεί επίσης στις φάσεις:

- a) **Απλής στήριξης (single support),** όπου το άλλο πόδι είναι στον αέρα
- b) **Διπλής στήριξης (double support),** όπου το άλλο πόδι είναι στα έδαφος.

Στην κανονική βάδιση, έχουμε προσεγγιστικά:

- Φάση αιώρησης = 40%
- Φάση στήριξης = 60% κύκλου βάδισης
  - Διπλή στήριξη  $\approx 2 * (10 - 12\%)$

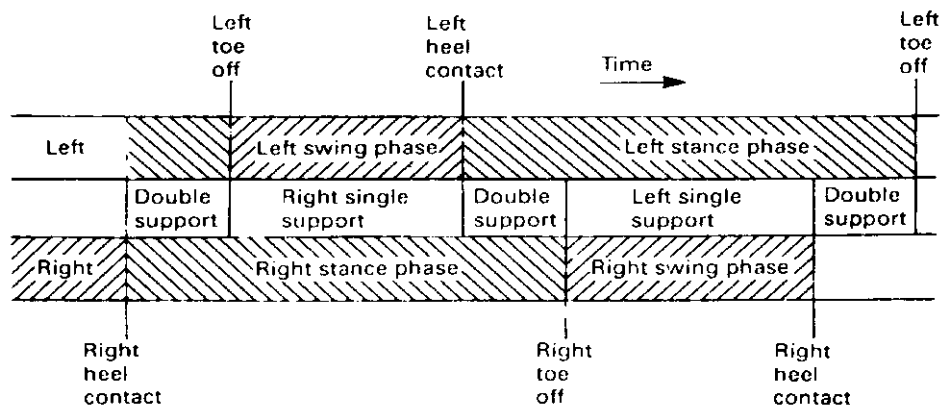


Figure 3 Φάσεις στήριξης κατά τη βάδιση

**Ανάλυση της Βάδισης** είναι η παρακολούθηση και μελέτη της βάδισης ενός υποκειμένου προκειμένου να διαπιστωθούν διάφορα στοιχεία για την κατάστασή του και τους παράγοντες που την καθορίζουν. Η ανάλυση βασίζεται σε ορισμένες μεταβλητές-παραμέτρους της βάδισης, οι

οποίες εξάγονται από την κίνηση των άνω και κάτω άκρων και αφορούν κάθε κύκλο χωριστά. Αυτές κωδικοποιούν είτε *χωρική* είτε *χρονική* πληροφορία.

**Οι παράμετροι** που επικεντρωνόμαστε στην εργασία αυτή είναι αυτές που σχετίζονται με τα κάτω άκρα. Οι πιο βασικές είναι και χρήσιμες στο σύστημά μας είναι:

#### *ΧΩΡΙΚΕΣ:*

- *Step length*, μήκος του βήματος – η μέγιστη απόσταση των ποδιών (μύτη-μύτη ή πτέρνα-πτέρνα. Στην υγιή βάδιση ισχύει:  $step\_length(left) \approx step\_length(right)$ )
- *Stride length*, η απόσταση που καλύπτεται από το άτομο κατά τη διάρκεια ενός κύκλου. Ισχύει  $stride\_length = step\_length(left) + step\_length(right)$
- *Walking base – Stride width*, Η εγκάρσια, ως προς τον άξονα κίνησης, απόσταση μεταξύ των ποδιών.

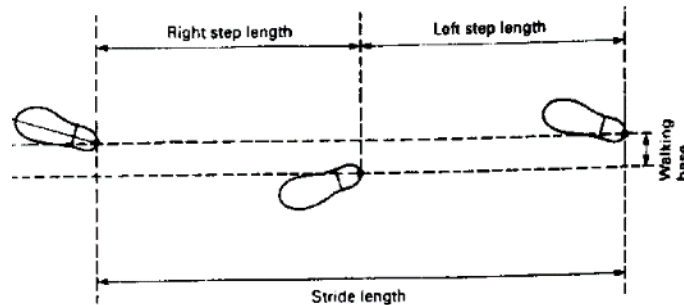


Figure 4 Χωρικές παράμετροι βάδισης

- *Velocity*, η μέση ταχύτητα του ανθρώπου κατά τη διάρκεια ενός κύκλου. Η στιγμιαία ταχύτητα δεν είναι σταθερή.

#### *ΧΡΟΝΙΚΕΣ:*

- *Stride duration*, η χρονική διάρκεια ενός κύκλου βάδισης
- *Stance time*, χρόνος όπου το ένα άκρο βρίσκεται σε φάση στήριξης.
- *Double support time*, χρόνος διπλής στήριξης των άκρων μέσα σε ένα κύκλο.
- *Step duration*, ο χρόνος που διαρκεί ένα βήμα (midswing-> επαφή στο έδαφος)

Οι παραπάνω βασικές παράμετροι επηρεάζονται από τα φυσικά χαρακτηριστικά του ασθενούς, όπως ηλικία, ύψος, βάρος κλπ. αλλά και από την κατάσταση της υγείας τους. Υπάρχει μια πληθώρα ειδών προβληματικής βάδισης, κάθε μια από τις οποίες οφείλεται σε διαφορετικό παράγοντα, όπως για παράδειγμα τραυματισμός, αρθρίτιδα, σωματική ανωμαλία και άλλα. Έτσι, αυτές οι ασθένειες ενδέχεται να εκδηλώνονται διαφορετικά στη βάδιση, επηρεάζοντας διαφορετικές παραμέτρους.



## 2.2.2 Συστήματα ανάλυσης και εξαγωγής παραμέτρων βάδισης

Οι κυρίαρχες εφαρμογές της Ανάλυσης της Βάδισης αποτελούν:

- *Βιομετρική αναγνώριση ατόμων από τη βάδισή τους.* Κάθε άτομο έχει ένα συγκεκριμένο τρόπο βαδίσματος, και αυτό κωδικοποιείται σε διαφορετικές τιμές των παραμέτρων. Για το συγκεκριμένο σκοπό, χρησιμοποιούνται συνήθως κάμερες ώστε να εξαχθεί πληροφορία για όλο το σώμα και την κίνηση του κορμού και των άκρων. Αυτή η πληροφορία έπειτα κωδικοποιείται με κάποια μέθοδο γραμμικής ή μη-γραμμικής μείωσης διάστασης, ως είσοδο για το σύστημα μάθησης. Καθολική επισκόπηση του πεδίου αυτού γίνεται στο [10].
- *Ιατρική Διάγνωση.* Έχει σκοπό την αξιολόγηση της κατάστασης του ασθενούς προκειμένου να υπάρξει υποστήριξη ή φαρμακευτική παρακολούθηση, καθώς και να διαπιστωθούν τυχόν αιτίες για την ανωμαλία βάδισης (πχ. Alzheimer, Parkinson, σκλήρυνση κατά πλάκας κλπ.). Σε αυτή την εφαρμογή θα εστιάσει το υπόλοιπο αυτής της ενότητας, καθώς σε αυτή εντάσσεται η παρούσα εργασία.
- Σύγκριση των μηχανισμών κίνησης των διαφόρων ειδών, ως ένα μέσο για την κατανόηση της βιολογίας και εξέλιξής τους ([19]).

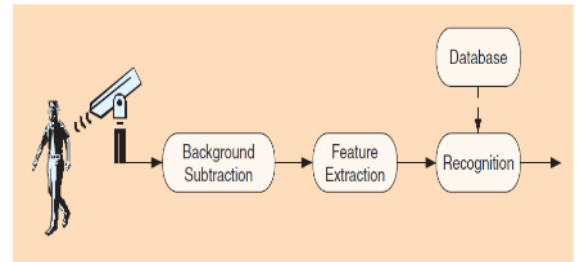


Figure 5 Σκελετός συστημάτων αναγνώρισης ([10])

### ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΒΑΔΙΣΗΣ:

Τα συστήματα αυτά, χρησιμοποιώντας διαφορετικά κανάλια πληροφορίας, επιχειρούν να βρουν με ακρίβεια διάφορες παραμέτρους τις βάδισης. Συνήθως αφορούν τα κάτω άκρα, αλλά μπορεί και τη μέση και τα άνω ( στην περίπτωση των επιταχυνσιόμετρων και των καμερών).

Ακολουθούν αναφορές σε διάφορα συστήματα εξαγωγής παραμέτρων βάδισης, ενώ έπειτα δίνεται έμφαση στα συστήματα που χρησιμοποιούν accelerometers:

1. **GAITRite®:** Ο ασθενής καλείται να περπατήσει πάνω σε ένα διάδρομο, στον οποίο είναι τοποθετημένοι πολλοί μικροί αισθητήρες πίεσης. Όταν ο χρήστης πατήσει, τότε οι ανάλογοι αισθητήρες πληροφορούν για τη θέση και το χρόνο επαφής. Υπάρχει έτσι πολύ μεγάλη χρονική και χωρική ακρίβεια, αφού το σύστημα μπορεί να 'πιάσει' την επαφή της μύτης και της φτέρνας ενός ποδιού. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιείται ευρέως σε ιατρικές μελέτες, καθώς και για την παροχή ground truth στην έρευνα ([22]).

2. Στο [4], γίνεται χρήση παπουτσιών με αισθητήρες πίεσης στο πέλμα, ώστε να αποσπαστεί χρονική πληροφορία όμοια με το GAITRite. Με βάση αυτές τις χρονικές μετρήσεις, γίνεται διαχωρισμός των φάσεων του κύκλου βάρδισης με χρήση HMM.
3. Στο [24] χρησιμοποιούνται χαρακτηριστικά από σήματα ηλεκτρο-μυογραφήματος (EMG) για τον διαχωρισμό των φάσεων της βάρδισης, τα οποία τροφοδοτούνται σε ένα HMM. Τα σήματα EMG περιέχουν πλούσια πληροφορία για τη νευρομυϊκή δραστηριότητα.
4. Ένα μεγάλο μέρος της έρευνας σε αυτό το πεδίο καταλαμβάνει η χρήση gyroscopes και accelerometers, τοποθετημένων χαμηλά στα κάτω άκρα ή χαμηλά στη μέση. Για παράδειγμα, στο [30] και το [1] τα gyroscopes τοποθετούνται στα παπούτσια. Στο 1<sup>ο</sup>, η αναγνώριση γίνεται με HMM ενώ στο 2<sup>ο</sup> με wavelets.

Τα accelerometers έχουν πολλά πλεονεκτήματα για εφαρμογές που σχετίζονται με τη βάρδιση, όπως:

- Παρέχουν πληροφορία επιτάχυνσης, σε αρκετά υψηλό sampling rate (100-200 Hz) οπότε τα φαινόμενα της βάρδισης μπορούν να γίνουν αντιληπτά στο σήμα,
- Παρέχουν φορητότητα και ευκολία στη χρήση σε καθημερινές εργασίες.

Έτσι, υπάρχει πολλή έρευνα γύρω από την ταξινόμηση του βαδίσματος σε διαφορετικά είδη κίνησης, την εξαγωγή χαρακτηριστικών βάρδισης καθώς και την αξιολόγηση και συσχέτιση τους με ασθένειες, ηλικία κλπ. Οι περισσότερες μέθοδοι χρησιμοποιούν το συχνοτικό περιεχόμενο για την εξαγωγή πληροφοριών (FFT, PSD, wavelet decomposition), πέρα από τις παραμέτρους βάρδισης.

Για παράδειγμα, το [45] αποτελεί ένα πλήρες σύστημα εξαγωγής χωρικών και χρονικών παραμέτρων βάρδισης. Ο αισθητήρας είναι τοποθετημένος χαμηλά στη μέση του χρήστη, και μέσω των ενδείξεων στους τρεις άξονες εξάγονται χωρικές μεταβλητές (*cadence, mean step length, velocity, RMS<sub>accel</sub>* κλπ. ) αλλά και χαρακτηριστικά από το συχνοτικό περιεχόμενο των αισθητήρων (Power Spectral Density κλπ.). Στο [50], γίνεται εκτίμηση της κανονικότητας και συμμετρίας της βάρδισης με μεθόδους συχνότητας, ενώ στο [28] γίνεται διαχωρισμός μεταξύ κανονικής βάρδισης, ανάβασης σκάλας και κατάβασης σκάλας.

Τέλος στο GAIMS Project ([32],[5]) γίνεται εξαγωγή των κλασσικών παραμέτρων βάρδισης και μελετώνται οι επιπτώσεις της Σκλήρυνσης κατά πλάκας σε αυτές

## 2.3 Ρομποτικά συστήματα υποστήριξης βάδισης

Υπάρχουν διάφορα ρομποτικά συστήματα υποβοήθησης στη βιβλιογραφία τα οποία χρησιμοποιούν rollators ή παρόμοιες μηχανές. Επειδή το σύστημα που περιγράφεται στην εργασία χρησιμοποιεί rollator, δεν λαμβάνουμε υπ' όψη τα συστήματα που χρησιμοποιούν αναπηρικά καροτσάκια ή εξωσκελετούς.

Σύμφωνα με το [21], η συνεισφορά και η βοήθεια των συστημάτων αυτών μπορεί να μελετηθεί ως προς τους παρακάτω βασικούς άξονες:

- *Είδος φυσικής υποστήριξης:* Η στήριξη που παρέχεται στον ασθενή είναι είτε παθητική ή ενεργητική. Στην πρώτη περίπτωση, η βελτίωση επέρχεται μέσω κατάλληλων μηχανικών βελτιώσεων στην συσκευή, όπως τοποθέτηση των βαριών αντικειμένων χαμηλά ή προσθήκη μηχανικών μερών ώστε η στήριξη στον rollator να γίνεται με τους αγκώνες και όχι με τα χέρια ( πχ [9]). Ως προς τα συστήματα ενεργητικής υποστήριξης, η ταχύτητα και το φρενάρισμα του rollator γίνεται με αυτόματο τρόπο, ανάλογα με τη συμπεριφορά του χρήστη και έχοντας τοποθετήσει ηλεκτρικές μηχανές στις ρόδες του. Με αυτόν τον τρόπο, η στήριξη του αποκτά σταθερότητα και γίνεται ευκολότερη, καθώς δεν χρειάζεται ο ίδιος να ασκεί επιπλέον δύναμη ώστε να παραμείνει κοντά στην πλατφόρμα. Μια διαδεδομένη προσέγγιση χρησιμοποιεί αισθητήρες δύναμης στις λαβές του rollator, ώστε ανάλογα με την στήριξη του χρήστη και κατά πόσον έχει χάσει τον έλεγχο, η πλατφόρμα να επιταχύνει ή να φρενάρει (πχ. [39],[15]). Τέλος, σε κάποια συστήματα η ρύθμιση της θέσης γίνεται ημιαυτόματα, καθώς ο χρήστης μπορεί μέσω διεπαφής να ρυθμίζει την ταχύτητα της πλατφόρμας. Παράδειγμα αποτελεί το [26], όπου η ταχύτητα καθορίζεται με διάφορα κουμπιά.
- *Αισθητήρια βοήθεια:* Όλες σχεδόν οι πλατφόρμες υποβοήθησης διαθέτουν ένα κομμάτι το οποίο αναλαμβάνει την αίσθηση του περιβάλλοντος, προκειμένου να διευκολυνθεί η πλοήγηση και να αποφευχθεί η σύγκρουση με εμπόδια. Τέτοιοι αισθητήρες μπορεί να είναι υπέρυθρες για εντοπισμό των σημείων αναφοράς του χάρτη (Landmarks, [46]), αποστασιόμετρο ([26],[30]) ή και κάμερα ([30]). Αυτό καθιστά τα συστήματα αυτά κατάλληλα και για υποστήριξη-οδήγηση τυφλών ανθρώπων μέσα σε ένα κλειστό χώρο.
- *Νοητική βοήθεια:* Χρησιμοποιώντας την πληροφορία των αισθητήρων, τα συστήματα αυτά μπορούν να επιτελέσουν λειτουργίες τις οποίες θα τις έκανε ο χρήστης. Αυξάνεται έτσι η προσοχή του στο βάδισμα και μειώνεται το ρίσκο της πτώσης. Τέτοιες λειτουργίες είναι η δημιουργία δρόμου εργασίας, αυτό-εντοπισμός θέσης κλπ. ([26], [46]).
- *Παρακολούθηση κατάστασης ασθενούς:* Τα συστήματα αυτά ενδέχεται να διαθέτουν επιπλέον περιφερειακά, προκειμένου να συλλέξουν πληροφορίες σχετικά με την κατάσταση του ασθενούς, πχ καρδιογράφημα.
- *Διεπαφή:* Είναι απαραίτητη σε αυτά τα συστήματα, καθώς παρουσιάζει στον χρήστη με τρόπο απλό και διαισθητικό την πληροφορία του περιβάλλοντος χώρου (πχ. χάρτης [26] ) ή του επιτρέπει να ελέγχει τις διάφορες λειτουργίες της πλατφόρμας. Παραδείγματα

αποτελούν το [26] (αναφέρθηκε προηγουμένως) όπου ελέγχεται η ταχύτητα μέσω κουμπιών, ή το [17] όπου ο έλεγχος της διεύθυνσης κίνησης γίνεται μέσω χειριστή joystick. Οι αισθητήρες δύναμης όμως αποτελούν πιο διαδομένη διεπαφή, καθώς δεν παρεμβαίνουν στην βάδιση και δεν απαιτούν την προσοχή του χρήστη, όπως το πάτημα ενός πλήκτρου ή η κίνηση ενός χειριστή. Ο παράγοντας της προσοχής είναι σημαντικός, καθώς μπορεί να προκαλέσει ατύχημα ή να διακόψει την κίνηση του ασθενούς. Αρκετή έρευνα γίνεται επίσης στην προσπάθεια αναγνώρισης της πρόθεσης του χρήστη (στροφή, επιτάχυνση κλπ.) από τέτοιες διεπαφές δύναμης ([46], [23]).





# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Παρακολούθηση Ποδιών και Εξαγωγή Τροχιών

## 3.1 Θεωρητικό υπόβαθρο

### 3.1.1 Κατάτμηση σάρωσης

Τα δεδομένα που προέρχονται από κάθε σάρωση ενός επιπέδου είναι μια αναπαράσταση των πλευρών των αντικειμένων και δίνονται αρχικά σε πολικές συντεταγμένες. Διαισθητικά, για διαφορετικά αντικείμενα οι ενδείξεις των πλευρών τους πιθανότατα θα απέχουν. Είναι σημαντικό επίσης για το σύστημα να χωρίσουμε τις σαρώσεις σε συμπαγείς ομάδες, όπου οι αποστάσεις των ενδείξεων μέσα σε μια ομάδα είναι μικρές. Έτσι, στην ιδανική περίπτωση, μια ομάδα αναπαριστά ένα αντικείμενο. Στην πράξη μπορεί να είναι δύο ή και περισσότερες κοντινές ομάδες. Η διαδικασία αυτή βοηθά σημαντικά στον εντοπισμό και την παρακολούθηση αντικειμένων.

Η ομαδοποίηση γίνεται χρησιμοποιώντας ένα απλό εμπειρικό κατώφλι άλματος, όπως περιγράφεται στο [34]. Προσπελάσσοντας σειριακά τις ενδείξεις, οι οποίες βρίσκονται σε πολικές συντεταγμένες από τη μέγιστη αρνητική στη μέγιστη θετική γωνία, κάθε σημείο που απέχει απόσταση μικρότερη από ένα κατώφλι τοποθετείται στην ίδια ομάδα με το προηγούμενό του.

Φορμαλιστικά, μια σάρωση είναι ένα σύνολο σημείων στις πολικές συντεταγμένες:

$$P = \{p_n = \begin{pmatrix} r_n \\ a_n \end{pmatrix}, n \in [1, N]\}$$

Και ορίζεται το μέτρο απόστασης ως

$$D(p_i, p_j) = |r_i - r_j|$$

Αν  $p_i \in S_k$ , δηλαδή την ομάδα  $k$ , τότε:

$$\text{if } D(p_i, p_{i+1}) > D_{th} \text{ then } p_{i+1} \in S_{k+1} \text{ else } p_{i+1} \in S_k$$

### 3.1.2 Κυρτό κέλυφος

Κυρτό κέλυφος είναι το μικρότερο κυρτό πολύεδρο ενός συνόλου σημείων, όπου κανένα σημείο δεν βρίσκεται εκτός του πολυέδρου. Υπάρχει μια μεγάλη συλλογή αλγορίθμων για την κατασκευή τους. Εμείς θα αναφερθούμε στον *Graham's scan* αλγόριθμο [35], ο οποίος είναι από τις πιο ισχυρές μεθόδους και τρέχει σε  $O(n \log n)$ .

Ο αλγόριθμος στηρίζεται στην ταξινόμηση των σημείων σε σχέση με τη γωνία τους γύρω από ένα αρχικό σημείο  $O$ . Αν τα σημεία τοποθετηθούν σε μια δομή που ευνοεί την σειριακή προσπέλαση, τότε γίνεται σε γραμμικό χρόνο να εξαλείψουμε τα 'εσωτερικά σημεία'. Η εξάλειψη γίνεται λαμβάνοντας 3άδες σημείων, έστω  $p_1 p_2 p_3$ , και ελέγχοντας αν η εσωτερική γωνία είναι  $\geq \pi \text{ rad}$  (*reflex*). Αν ισχύει αυτό, τότε το  $p_2$  είναι εσωτερικό σημείο του κυρτού πολυγώνου, καθώς βρίσκεται 'μέσα' στο τρίγωνο  $(O p_1 p_2)$  και συνεπώς αποκλείεται να ανήκει στο convex hull.

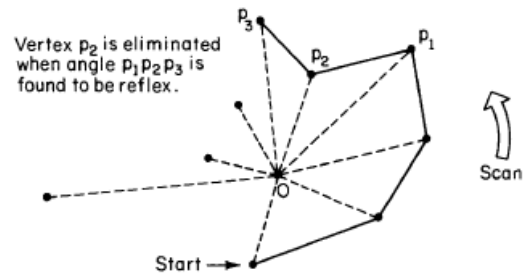


Figure 6 Σάρωση σημείων μετά την αρχικοποίηση ([35])

Ψευδοκώδικας του αλγορίθμου:

- Αρχικοποίηση:
  - Επιλογή ενός αρχικού σημείου  $q$
  - Ταξινόμηση των σημείων ως προς το  $q$  με βάση τη γωνία (αν αυτή είναι ίση, τότε γι' αυτά τα σημεία με βάση την απόσταση) και τοποθέτηση σε μια διπλά-συνδεδεμένη λίστα (που διευκολύνει τη σειριακή προσπέλαση καθώς και την οπισθοδρόμηση), με δείκτες Next, Pred και Start που δείχνει στην αρχική ακμή. Έτσι ο όρος u.pred μας δείχνει τον προηγούμενο του u στην λίστα, ενώ ο u.next τον επόμενο. Η Boolean μεταβλητή f δείχνει ότι η ακμή Start έχει προσπελαστεί με ευθείς scan, όχι οπισθοδρόμηση.
- Scan:

```

u = Start, w = u.pred, f = false
While (u.next != Start or f == false) do
If (u.next == Start) then f = true;
If ({u, u.next, u.pred} δεν έχουν reflex εσωτερική γωνία) then u = u.next
Else
  Delete = u.next;
  u = u.pred;
End
End
  
```



### 3.1.3 Δισδιάστατη ταύτιση σχήματος.

Το πρόβλημα της ταύτισης δύο σχημάτων ή συνόλων σημείων (*shape matching* ή *point matching* αντίστοιχα)  $X = \{X_i\}$  και  $Y = \{Y_i\}$ , αναφέρεται στην εύρεση της αντιστοιχίας κάθε σημείου του  $X$  σε κάποιο του  $Y$ , καθώς και την εύρεση του γεωμετρικού σχηματισμού  $\forall i, T_i: Y_j \approx T_i(X_i), \text{ for some } j$ . Αν ο μετασχηματισμός  $T_i$  είναι ίδιος για κάθε  $i$ , τότε έχουμε ταύτιση στερεών σχημάτων (*rigid body matching*), καθώς το αρχικό σχήμα μετασχηματίζεται ομοιόμορφα.

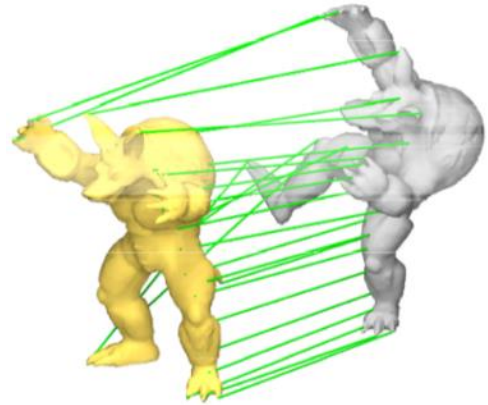


Figure 7 Αντιστοίχιση σχημάτων (από [14])

Το συγκεκριμένο πρόβλημα είναι καίριο στην Όραση Υπολογιστών, καθώς πολλές εφαρμογές ενέχουν δυσκολίες όπως:

- Πολυδιάστατα σύνολα πολλών διαστάσεων
- Θόρυβος.
- Μη ευκλείδιοι μετασχηματισμοί.
- Ελλιπή δεδομένα

**Ο βασικός αλγόριθμος** πάνω στον οποίο στηρίζεται σχεδόν το σύνολο της βιβλιογραφίας ονομάζεται *Iterative Closest Point (ICP)* ([6], [44], [47]).

Τα βήματα του αλγορίθμου είναι:

1. Για κάθε σημείο στο  $X$ , εύρεση του κοντινότερού του στο  $Y$  (Figure 9)
2. Εκτίμηση του μετασχηματισμού  $T$ , που περιλαμβάνει περιστροφή και μετατόπιση, του  $X$  ώστε τα αντίστοιχα σημεία να πλησιάσουν όσο πιο κοντά γίνεται. Αυτό περατώνεται με ελαχιστοποίηση της συνάρτησης:

$$e(T) = \sum_j \min_i d(T(X_j), Y_i), \text{ όπου } d(a, b) \text{ η ευκλείδεια απόσταση των } a, b$$

Για το παράδειγμα των 2 διαστάσεων, ο μετασχηματισμός  $T$  είναι της μορφής:

$$T(X) = \begin{bmatrix} x \cos \theta + y \sin \theta + t_x \\ -x \sin \theta + y \cos \theta + t_y \end{bmatrix}$$

3.  $X \leftarrow T(X)$
4. Επανάληψη

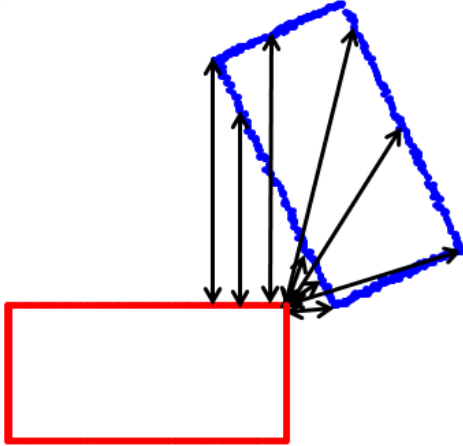


Figure 9 Βήμα 1<sup>ο</sup> του ICP ([14])

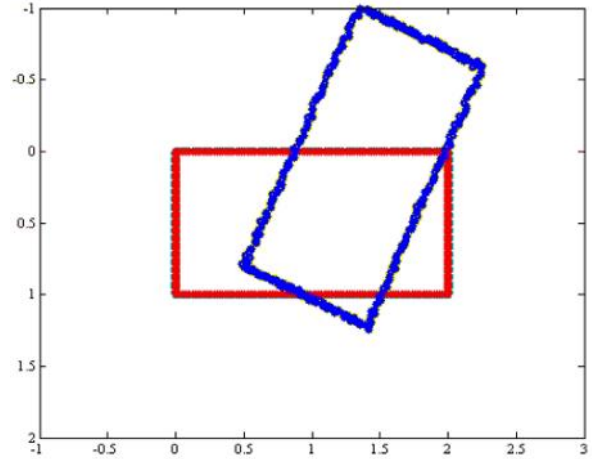


Figure 8 Αποτυχία σωστής αντιστοίχισης του ICP ([14])

Στην κλασσική του μορφή, αντιμετωπίζει το πρόβλημα του rigid point matching και υποπέφτει συχνά σε τοπικά ελάχιστα της συνάρτησης βελτιστοποίησης, αποτυγχάνοντας έτσι στην αντιστοίχιση, όπως φαίνεται στο Figure 8.

**Μια σύγχρονη μέθοδος** για non-rigid point matching, την οποία θα χρησιμοποιήσουμε και στο σύστημά μας είναι η *Coherent Point Drift (CPD)*, [27], η οποία ακολουθεί μια πιθανοτική προσέγγιση στην ταύτιση δυο συνόλων σημείων.

Έστω τα σύνολα προς ταύτιση  $M, S$ . Τότε, το σύνολο  $M$  αναπαριστά τα κέντρα μιας GMM κατανομής, οπότε κάθε σημείο  $m$  είναι το κέντρο μιας Gaussian κατανομής  $N(\mu_m, \sigma_m)$ . Η πιθανότητα κάθε σημείου  $s \in S$  είναι

$$p(s) = \sum_i P(i)p(s|i), \forall i \in M.$$

Η πρότερη πιθανότητα είναι ίση με  $\frac{1}{M}$  για κάθε component της GMM κατανομής. Το διάνυσμα  $\theta = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M]$  ορίζει τις παραμέτρους προς βελτιστοποίηση, δηλαδή τις θέσεις των σημείων του συνόλου  $M$ . Οι παράμετροι εκτιμώνται με ελαχιστοποίηση της αρνητικής λογαριθμικής συνάρτησης πιθανοφάνειας:

$$E(\theta, \sigma^2) = -\sum_{j=1} \log \sum_{i=1} P(i)p(s_j|i).$$

Για την βελτιστοποίηση, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος EM. Κατά το Expectation βήμα, υπολογίζονται οι posterior πιθανότητες των mixture components  $P^{old}(i, s_j)$  με βάση τις παλιές τιμές των παραμέτρων, ενώ στο Maximization βήμα υπολογίζονται οι νέες τιμές των παραμέτρων ελαχιστοποιώντας την auxiliary συνάρτηση πιθανοφάνειας. Στο πρόβλημά μας αυτή διαμορφώνεται ως:

$$Q = -\sum_j \sum_i P^{old}(i|s_j) \log(P^{new}(i)p^{new}(s_j|i))$$

Τα  $p^{new}(s_j|i)$  είναι τα Likelihoods της καινούργιας θέσης του  $m_i$ , δηλαδή αφού εφαρμοστεί ο μετασχηματισμός  $T$ . Συνεπώς, το likelihood κάθε Gaussian κατανομής είναι της μορφής  $p^{new}(s_j|i) = \alpha e^{-\|x_{sj}-T(m_i,\theta)\|^2}$

Συνεπώς, ορίζοντας κατάλληλα τη μορφή του  $T$  καθορίζεται αν θα πρόκειται περί rigid, affine ή Non-rigid (με χρήση kernels) μετασχηματισμό.

Στην non-rigid περίπτωση, ορίζεται

### 3.1.4 Το φίλτρο Savitzky – Golay

Το Savitzky-Golay (SG) φίλτρο είναι ένα ψηφιακό FIR φίλτρο, το οποίο επιχειρεί να βελτιώσει το σηματοθορυβικό λόγο κάνοντας σε διαδοχικά παράθυρα του σήματος (συνέλιξη) fit πολυώνυμο χαμηλού βαθμού με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων. Οπότε η τιμή στο μέσο του παραθύρου θα λάβει την τιμή του πολυωνύμου που έχει γίνει fit σε αυτό.

Στην αρχική τους δημοσίευση ([36]), οι συγγραφείς απέδειξαν ότι η ομαλοποιημένη τιμή, δηλ. του προσαρμοσμένου πολυωνύμου, στο σημείο  $n$  μπορεί να προκύψει από γραμμικό συνδυασμό του παραθύρου. Οι συντελεστές αυτού του γραμμικού συνδυασμού είναι **ίδιοι** για ένα συνδυασμό {μέγεθος παραθύρου, βαθμός πολυωνύμου} και ανεξάρτητοι του σήματος.

Οι συντελεστές του φίλτρου εξάγονται ως εξής:

Έστω το σήμα  $x[n]$ . Για να προσεγγιστεί από πολυώνυμο  $p(n) = \sum_{k=0}^N a_k n^k$  πρέπει να γίνει ελαχιστοποίηση της συνάρτησης

$$E_N = \sum_{n=-M}^M (p(n) - x[n])^2. \quad (1)$$

Η έξοδος  $y$  ενός διακριτού φίλτρου  $h$  είναι

$$y[n] = \sum_{m=-M}^M h[m]x[n - m] = \sum_{m=n-M}^{n+M} h[n - m]x[n] \quad (2)$$

Παραγωγίζοντας την (2) ως προς κάθε άγνωστο  $a_k$  και εξισώνοντας με το 0 (δηλ. μεγιστοποίηση) έχουμε τις  $N + 1$  κανονικές εξισώσεις του προβλήματος Ελαχίστων Τετραγώνων:

$$\sum_{k=0}^N (\sum_{n=-M}^M n^{i+k}) a_k = \sum_{n=-M}^M x[n] n^i, i = 0, 1, \dots, N \quad (3)$$

Θεωρούμε πίνακα  $A = \{\alpha_{n,i}\}$ , όπου  $\alpha_{n,i} = n^i, -M \leq n \leq M, i = 0, \dots, N$  και το διάνυσμα  $a = [a_0, a_1, \dots, a_N]$ .

Τότε, το σύστημα εξισώσεων (3) μπορεί να γραφεί σε μορφή μητρών:

$$A^T A \alpha = A^T x \quad (4)$$

Η λύση στο 4, δηλαδή οι συντελεστές του διανύσματος  $\alpha$ , μπορεί να γραφεί σε μορφή μητρών:

$$\alpha = (A^T A)^{-1} A^T x = H x$$

Επειδή μας ενδιαφέρει μόνο η κεντρική τιμή της εξόδου  $y$ , όπως ορίζει ο τελεστής της συνέλιξης, κρατούμε μόνο την 0<sup>η</sup> γραμμή του πίνακα  $H = (A^T A)^{-1} A^T$ . Τελικά:

$$y[n] = \alpha_0 = \sum_{m=-M}^M h_{0,m} x[m]$$

Φαίνεται λοιπόν ότι οι συντελεστές του ψηφιακού φίλτρου δεν έχουν εξάρτηση από το σήμα που πάνε να προσεγγίσουν.

**Για το υπόλοιπο της ενότητας, θα συμβολίζουμε  $N$  τον βαθμό του πολυωνύμου ομαλοποίησης και  $M$  το μέγεθος του παραθύρου.**

Για την σχεδίαση του φίλτρου, επιλέγεται λοιπόν μέγεθος παραθύρου και βαθμός του πολυωνύμου παρεμβολής.

Όσο μικρότερου βαθμού είναι το πολυώνυμο, τόσο μεγαλύτερη είναι η ομαλοποίηση. Για μεγαλύτερο μέγεθος παραθύρου, τόσο πιο επίπεδος είναι ο κεντρικός λοβός και πιο απότομη η πτώση του, οπότε διατηρείται καλύτερα η πληροφορία στις χαμηλές συχνότητες. Όμως αυξάνεται κατά πολύ η υπολογιστική πολυπλοκότητα για μεγαλύτερο μέγεθος παραθύρου.

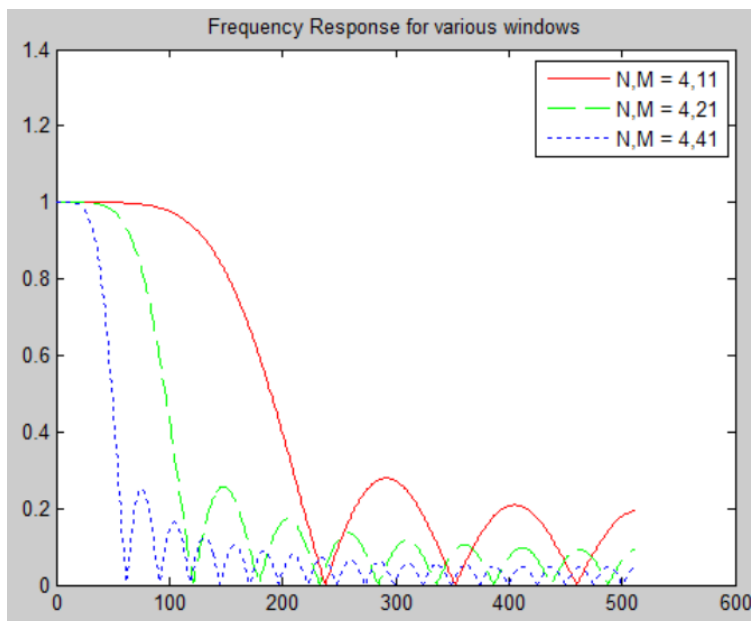


Figure 10 Απόκριση συχνότητας SG φίλτρου για διάφορα παράθυρα

## 3.2 Αλγοριθμική υλοποίηση

Το στάδιο της παρακολούθησης και εξαγωγής τροχιών, σε υψηλό επίπεδο, εκτελείται ως εξής:

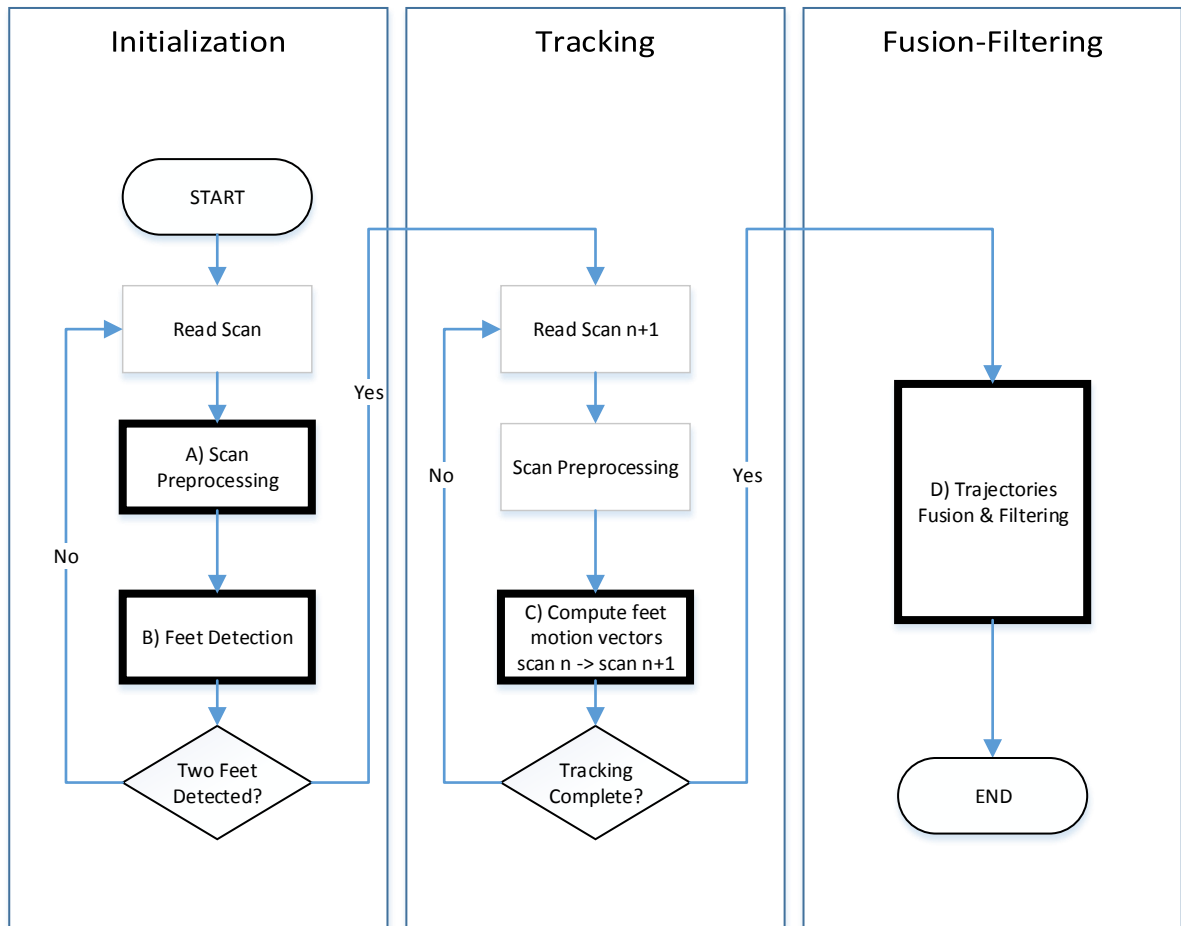


Figure 11 Στάδιο παρακολούθησης σε διάγραμμα ροής

Όπως βλέπουμε στην Εικόνα 10, ο εντοπισμός των ποδιών λαμβάνει χώρα μόνο στην αρχή. Επίσης, το φιλτράρισμα των τροχιών γίνεται αφού ολοκληρωθεί το στάδιο της παρακολούθησης, δηλαδή σε κάποιο καθορισμένο παράθυρο χρόνου και όχι online.

Σε κάθε επανάληψη του Tracking, ανατροφοδοτούμε την *εκτίμηση* της θέσης του ποδιού για τη σάρωση  $n$ , η οποία συγκρίνεται με την  $n+1$ . Στο εξής, θα εννοείται ότι η θέση των ποδιών στο *καρέ*  $n$  είναι αυτή που έχει εκτιμηθεί από την προηγούμενη επανάληψη.

Θα προχωρήσουμε σε επεξήγηση των σταδίων επεξεργασίας σε **με έντονο περίγραμμα**. Έτσι, θα γίνει πιο σαφής και ο ρόλος των μεθόδων που επεξηγήθηκαν παραπάνω.

### 3.2.1 A: Προεπεξεργασία δεδομένων σάρωσης

Η προεπεξεργασία των δεδομένων σάρωσης περατώνεται σε τρία στάδια:

1. Αγνοούμε τα δεδομένα που βρίσκονται έξω από μια περιοχή ενδιαφέροντος (region of interest), μπροστά από τον rollator. Στο πρόβλημά μας ενδιαφερόμαστε για την παρακολούθηση μόνο των ποδιών του χρήστη, ο οποίος για να περπατήσει θα βρίσκεται μπροστά από τον αισθητήρα. Με αυτόν τον τρόπο, μειώνουμε τα δεδομένα που θα επεξεργαστούν στα επόμενα στάδια, μειώνοντας έτσι τον χρόνο επεξεργασίας.
2. **Κατάτμηση σε ομάδες μέσω κατωφλίου άλματος**, όπως περιεγράφηκε στην ενότητα 4.1.2. Το κατώφλι προκύπτει εμπειρικά από τα δεδομένα.
3. **Μετατροπή σε καρτεσιανές συντεταγμένες**. Ο άξονας  $y$  είναι ο κάθετος στην κεντρική δέσμη του αισθητήρα (0 μοίρες) στο επίπεδο του αισθητήρα, ενώ ο  $x$  είναι ο άξονας της δέσμης αυτής. Συνεπώς, ο αισθητήρας βρίσκεται στη θέση (0,0). *Αυτός ο φορμαλισμός θα θεωρείται δεδομένος κατά το υπόλοιπο της εργασίας.*
4. **Περαιτέρω κατάτμηση μέσω της απόστασής τους από το μέτωπο του κυρτού κελύφους**. Συγκεκριμένα, σχηματίζουμε το κυρτό μέτωπο κάθε ομάδας, όπως αυτές διαμορφώθηκαν στο προηγούμενο βήμα. Ως κυρτό μέτωπο εννοούμε τις πλευρές του κυρτού πολυέδρου που “κοιτάνε” στον αισθητήρα (Figure 13). Όταν λοιπόν ένα σημείο της ομάδας απέχει από το κυρτό μέτωπο μεγάλη απόσταση, τότε χωρίζουμε την ομάδα σε δύο υπό-ομάδες (Figure 12). Η διαίσθηση πίσω από αυτό το βήμα, είναι ότι τα ενδιαφέροντα αντικείμενα είναι κυρτά, οπότε αν υπάρχει μια ομάδα με δύο λοβούς, τότε πιθανότατα πρόκειται για δύο αντικείμενα σε πολύ μικρή απόσταση.
5. **Διαγραφή των ομάδων μικρού μεγέθους**. Αν μια ομάδα περιέχει λίγα στοιχεία, για παράδειγμα 3 ή λιγότερα, τότε πιθανότατα είναι “θόρυβος”, εσφαλμένες ενδείξεις (πχ. αντανάκλαση) ή απλά μικρά αντικείμενα του φυσικού χώρου τα οποία δεν έχουν καμία σημασία για το πρόβλημά μας και ενδέχεται μάλιστα να μπερδέψουν το σύστημα.
6. **Διαγραφή των στηριγμάτων του rollator**. Κάποια από τα δεδομένα έχουν ληφθεί από rollator με επιπλέον στηρίγματα στα πλάγια. Αυτά βρίσκονται σε σταθερές θέσεις, οπότε οι ομάδες που αντιστοιχούν σε αυτά διαγράφονται.

Σύνηθες είναι στη βιβλιογραφία να χρησιμοποιείται και κάποιο φίλτρο μέσης ή ενδιάμεσης τιμής, για τον καθαρισμό και ομαλοποίηση των δεδομένων. Επιλέγουμε όμως να μην

συμπεριλάβουμε τέτοιο βήμα, καθώς επηρεάζει το σχήμα των μετρήσεων (πχ χαλάει την καμπυλότητα των δεδομένων) το οποίο έχει σημασία στο σύστημά μας.

Τελικά, η έξοδος του σταδίου προεπεξεργασίας είναι:

- Η “καθαρισμένη” σάρωση, δηλαδή οι μετρήσεις μέσα στην περιοχή ενδιαφέροντος, χωρίς τις μικρές ομάδες και σε καρτεσιανές συντεταγμένες.
- Οι ετικέτες των ομάδων όπου ανήκουν οι μετρήσεις.
- Τα κεντροειδή κάθε ομάδας.

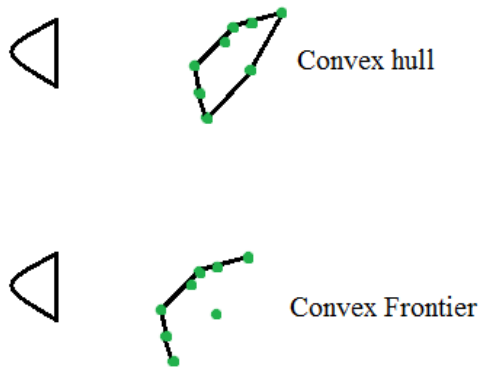


Figure 13 Κυρτό κέλυφος και κυρτό μέτωπο, βήμα 4<sup>ο</sup>

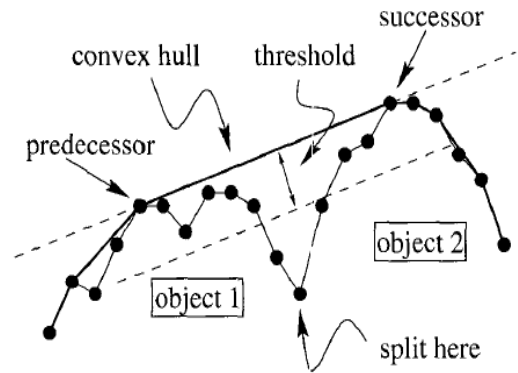


Figure 12 Χωρισμός ομάδας μέσω κυρτού μετώπου, βήμα 4<sup>ο</sup> (εικόνα από [1])

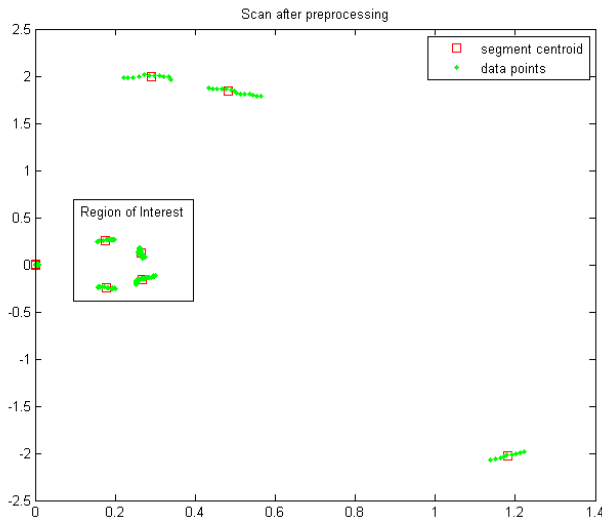


Figure 14 Επεξεργασμένη σάρωση

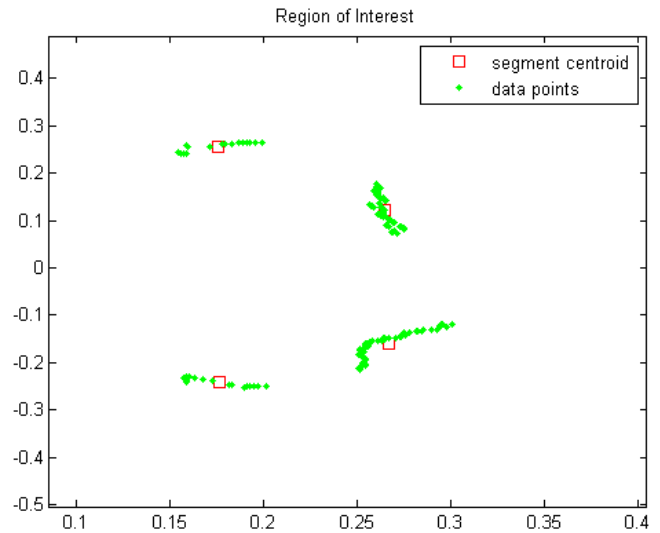


Figure 15 Μεγέθυνση της περιοχής ενδιαφέροντος

### 3.2.2 Β: Εντοπισμός ποδιών

Για να ξεκινήσει η παρακολούθηση, πρέπει στην αρχική σάρωση να γίνει εντοπισμός των δύο ποδιών. Ο εντοπισμός των ποδιών (δηλαδή μιας δυάδας ομάδων) γίνεται με εξαγωγή χαρακτηριστικών από όλες τις δυάδες ομάδων που υπάρχουν μετά το στάδιο της προεπεξεργασίας.

Τέτοια χαρακτηριστικά είναι:

- Προσημασμένη μέση απόσταση των σημείων της κάθε ομάδας από την ακμή που ενώνει τα άκρα της. Το πρόσημο έχει σχέση με τη θέση του εκάστοτε σημείου και της ακμής σε σχέση με τον αισθητήρα. Αν το σημείο βρίσκεται μπροστά από την ακμή, τότε η απόσταση είναι θετική, αλλιώς αρνητική. Η μετρική αυτή έχει μεγαλύτερη τιμή για σχήματα που είναι καμπυλωμένα και δεν περνούν από την ακμή των άκρων.
- Διαφορά μεγέθους (αριθμός σημείων) των δύο ομάδων.
- Απόσταση των κέντρων των ποδιών. Τα πόδια γενικά δεν θα απέχουν πολύ στον οριζόντιο (ως προς τον αισθητήρα) άξονα.
- Ελάχιστο μέγεθος των δύο ομάδων. Όστε δύο θορυβώδεις μικρές ομάδες να μην εντοπιστούν σαν πόδια.



Figure 16 Αποστάσεις από ακμή των άκρων

Για τον εντοπισμό, χρησιμοποιούνται απλοί εμπειρικοί κανόνες που μαθαίνονται από τα δεδομένα. Ο εντοπισμός αυτός γίνεται μόνο στην αρχή, καθώς μετά υπάρχει μεγάλη παραμόρφωση στο αρχικό σχήμα, σε αρκετές περιπτώσεις λόγω ρουχισμού ή παρεμβολής αντικειμένων όπως καλώδια.

### 3.2.3 Γ: Εύρεση διανυσμάτων κίνησης

Η κλασσική μεθοδολογία για παρακολούθηση αντικειμένων περιλαμβάνει την πρόβλεψη, μέσω ενός μοντέλου κίνησης, της επόμενης θέσης του αντικειμένου, τον εντοπισμό των πιθανών θέσεων του αντικειμένου στο επόμενο καρέ και, τέλος, την εύρεση της αντιστοίχισης με βάση την απόσταση.

Τα πλεονεκτήματα της μεθόδου που ακολουθούμε, σε σχέση με την κλασσική μεθοδολογία είναι τα εξής:

- i. Δεν χρησιμοποιείται μοντέλο πρόβλεψης. Δεν υπάρχουν διαθέσιμα μοντέλα πρόβλεψης για προβληματική βάδιση και αν χρησιμοποιηθεί κάποιο απλοϊκό, υπάρχει μεγάλη πιθανότητα λάθους. Μπορεί λοιπόν να παρακολουθηθεί οποιαδήποτε (φυσική) κίνηση που δεν είναι μεγάλης ταχύτητας. Βέβαια, δεν υπάρχει on-line φιλτράρισμα των μετρήσεων (μια προς μια), αλλά η ομαλοποίηση εκτελείται μετά τη συλλογή των τροχιών. Το γεγονός αυτό δεν αποτελεί μειονέκτημα για την εφαρμογή μας, καθώς υπάρχει η απαίτηση να τρέχει σε *σχεδόν-πραγματικό χρόνο*. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών και η ταξινόμηση γίνονται σε χρονικά παράθυρα και όχι σε κάθε χρονική στιγμή χωριστά, εφ' όσον αφορούν ολόκληρα βήματα. Συνεπώς, το φιλτράρισμα εκτελείται σε αυτά τα χρονικά παράθυρα,



- ii. Δεν επιχειρούμε σε κάθε σάρωση να εντοπίζουμε τα πόδια από το σχήμα τους διότι, όπως αναφέρθηκε και στο 3.2.2, υπάρχει παραμόρφωση.
- iii. Επίσης, αν η κατάτμηση δεν αντιστοιχίζεται ένα-προς-ένα με τα πόδια, τότε εντοπίζοντας μια ομάδα σαν πόδια θα παρεκκλίναμε από την πραγματική θέση των ποδιών, που θα περιλάμβανε πιθανώς δύο διπλανές ομάδες. Αντ' αυτού, εκμεταλλευόμαστε τους περιορισμούς του προβλήματος, που υποβάλλουν την ύπαρξη μόνο των ποδιών στο πεδίο ενδιαφέροντος (με σπάνιες προσεγγίσεις άλλων μικρών αντικειμένων) και κάνουμε αποσύμπλεξη από την επίδοση της κατάτμησης, που είναι βασισμένη σε εμπειρικά κατώφλια.
- iv. Το βασικό πρόβλημα που πρέπει να αντιμετωπιστεί είναι η αντοχή στη συγχώνευση των ποδιών. Όταν τα πόδια, κατά τη βάδιση, πλησιάζουν μεταξύ τους τότε ενδέχεται να εμφανίζονται σαν ένα αντικείμενο, το οποίο δεν φαίνεται να μπορεί να διαχωριστεί. Όταν όμως απομακρυνθούν, τότε διαχωρίζονται και το σύστημα έχει μεγάλη πιθανότητα να μπερδευτεί.

Η λειτουργία της παρακολούθησης έχει ως είσοδο τα σημεία της σάρωσης  $n+1$ , τις αντίστοιχες ομάδες της κάθε μέτρησης-σημείου μαζί με τα κέντρα των ομάδων των και τέλος τα παρακολουθούμενα σημεία που κρατάμε από το καρέ  $n$ .

Περίληπτικά, αφού ορισθεί ένα παράθυρο παρακολούθησης γύρω από τα πόδια στο καρέ  $n$ , τα κέντρα των ποδιών δέχονται ελκτικές και απωστικές δυνάμεις με βάση τη θέση τους και τα δεδομένα του επόμενου καρέ. Έτσι, σχηματίζονται κάποιοι όροι μετατόπισης, των οποίων ένας γραμμικός συνδυασμός θα καθορίσει την υποθετική θέση όπου θα καταλήξει κάθε πόδι. Από αυτή την υποθετική θέση, γίνεται clustering των ενδείξεων του επόμενου καρέ, το οποίο μας δίνει και τις νέες θέσεις των ποδιών. Τελικά, έχοντας τα σημεία του κάθε ποδιού στο καρέ  $n$  (δηλαδή την εκτίμηση που έχουμε κάνει από το προηγούμενο βήμα) και στο  $n+1$ , εκτελείται αλγόριθμος point matching ώστε να αποκτηθούν ακριβείς εκτιμήσεις της μετατόπισης στα δύο καρέ.

Αναλυτικά τα βήματα της διαδικασίας:

- 1) Αρχικά, ορίζουμε ένα παράθυρο αναζήτησης, το οποίο είναι η ένωση των παραθύρων γύρω από κάθε πόδι. Ενδείξεις και ομάδες έξω από αυτό το παράθυρο διαγράφονται.
- 2) Βρίσκουμε τις αντιστοιχίες των κέντρων από το καρέ  $n$  στο  $n+1$ . Έτσι, κάθε κέντρο στο καρέ  $n$  αντιστοιχίζεται στο κοντινότερό του στο καρέ  $n+1$ . Λόγω της κίνησης η οποία είναι ως επί το πλείστον στον άξονα  $x$ , η ομοιότητα βρίσκεται μέσω της πιθανοφάνειας μιας Gaussian, της οποίας η διασπορά μεγαλύτερη στον άξονα  $x$  (Figure 17).

Φορμαλιστικά, έστω

$c_i = (x_{ni}, y_{ni})$  το  $i$ -οστό κέντρο που στο καρέ  $n$  και

$C' = \{c'_1, c'_2, \dots, c'_k\}$

τα κέντρα της περιοχής ενδιαφέροντος που εντοπίστηκαν στο καρέ  $n+1$ .

Τότε έχουμε την αντιστοίχιση  $c_i \rightarrow c'_j$  που ορίζεται από τον πίνακα *Mcorr* αν και μόνο αν ισχύει:

$$M_{corr}[i] = j = \operatorname{argmax}_k N(c'_k | c_k, \Sigma), k = 1 \dots K$$

Το  $\Sigma$  είναι σταθερό και ίδιο για όλα τα σημεία και διαμορφώνεται από το εύρος των μετρήσεων του προβλήματος. Οπότε λαμβάνοντας υπ' όψη και την παραπάνω παρατήρηση για την κίνηση του ασθενούς, θεωρούμε  $\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix} / 20$ .

Αν βέβαια η ομοιότητα είναι χαμηλότερη από ένα κατώφλι, τότε θεωρείται ότι το κέντρο  $c(i)_n$  δεν έχει όμοιό του στο επόμενο καρέ (πχ. λόγω υπερκάλυψης του ποδιού από κάποιο άλλο αντικείμενο).

Επίσης, είναι δυνατόν δύο κέντρα του καρέ  $n$  να αντιστοιχιστούν στο ίδιο κέντρο στο καρέ  $n+1$ .

Το αντιστοιχούμενο κέντρο στο καρέ  $n+1$ , για κάθε πόδι στο καρέ  $n$ , ορίζει τον 1<sup>ο</sup> όρο μετατόπισής του. Το αντιστοιχισμένο κέντρο του ποδιού  $L_i$  θα το συμβολίσουμε  $c'_{M_{corr}[Li]}$ .

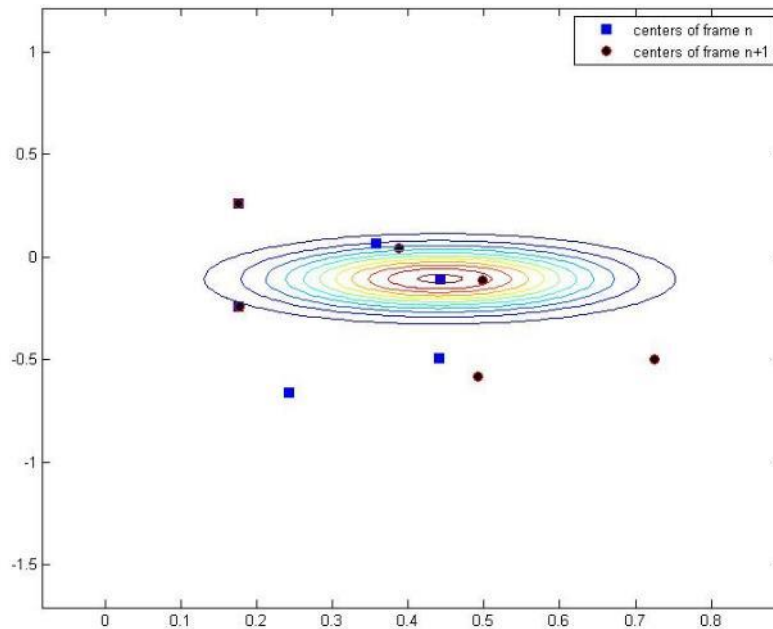


Figure 17 Gaussian Similarity

- 3) Εκτελούμε ομαδοποίηση των σημείων του νέου καρέ, θεωρώντας ως κέντρα-κλάσεις τα πόδια του προηγούμενου καρέ. Τα σημεία που είναι σε σχετικά μεγάλη απόσταση, περίπου 30 εκατοστά για την εφαρμογή μας, αποκλείονται τελείως. Έπειτα βρίσκουμε τα κεντροειδή των σημείων του καρέ  $n+1$  που ανατέθηκαν στα πόδια του καρέ  $n$ . Αυτά ορίζουν τον 2<sup>ο</sup> όρο μετατόπισης, και συμβολίζεται ως  $c_{clust, Li}$ .

- 4) Κατά την παρακολούθηση, θέλουμε οπωσδήποτε να αποφύγουμε την ταύτιση των δύο κέντρων. Γι' αυτό τον λόγο, υπολογίζουμε τις αποστάσεις των ποδιών στο καρέ n, και σχηματίζουμε έναν όρο άπωσης.

Ο όρος άπωσης βασίζεται σε δυναμικά  $2^{ov}$  βαθμού: Έστω το κέντρο  $c(Li)$  απωθεί το  $c$ . Τότε το  $c$  έχει δυναμική ενέργεια ίση με:

$$U_{c(Li)}(c) = \frac{1}{2}k \left( \frac{1}{\|c-c(Li)\|} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2, \text{ για } \|c - c(Li)\| < \rho_0, \text{ αλλιώς } 0.$$

όπου  $c, c(Li) \in R^2$  και  $\rho_0 \in R$

Παραγωγίζοντας, έχουμε:

$$F_{c(Li)}(c) = -\nabla U = k * \left( \frac{1}{\|c-c(Li)\|} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\|c-c(Li)\|^2} * \nabla \|c - c(Li)\| = mass * accel.$$

Η επιτάχυνση αυτή μας δίνει ένα μέτρο της επίδρασης του κέντρου Li. Για την συνολική επίδραση όλων των κέντρων στο  $c$ , αρκεί να αθροίσουμε τα διανύσματα των δυνάμεων. Ο όρος της μάζας είναι ανάλογος του k οπότε *πρέπει να βαθμονομηθεί κατάλληλα*. Το μοντέλο της υποθετικής κίνησης είναι  $1^{ns}$  τάξης, οπότε μέσω γραμμικοποίησης στην επιτάχυνση έχουμε την ταχύτητα, άρα και τη μετατόπιση.

Αν πρόκειται για την περίπτωση όπου το πόδι  $L_i$  απωθείται, τότε *προκύπτει ο  $3^{os}$  όρος μετατόπισης*, που θα συμβολίζεται ως  $c_{Frep,Li}$ .

Η απωστική δύναμη έχει σημασία όταν τα κέντρα που αναπαριστούν τα πόδια έρθουν σε πολύ μικρή απόσταση μεταξύ τους. Οπότε το  $\rho_0$  είναι αρκετά μικρό, της τάξης των 2 cm.

- 5) Έχοντας τα τρία κέντρα μετατόπισης, η καινούργια υποθετική θέση του κέντρου του ποδιού  $L_i$ ,  $c_{spec,Li}$  είναι η:

$$c_{spec,Li} = a * c'_{Mcorr[Li]} + \beta * c_{Frep,Li} + \gamma * c_{clust,Li},$$

όπου  $a + \beta + \gamma = 1$

- 6) Με κέντρα λοιπόν τα  $c_{spec,Li}$  για  $i = 1,2$ , εκτελείται δεύτερο clustering-ανάθεση των σημείων του καρέ n+1, ώστε να βρεθούν τα σημεία της καινούργιας σάρωσης που αντιπροσωπεύουν τα σημεία του ποδιού που παρακολουθούμε.

- 7) Τέλος, για κάθε αντικείμενο παρακολούθησης, εκτελείται point matching των σημείων του αντικειμένου στο καρέ n προς τα αντίστοιχα στο n+1.

Ο αριθμός των σημείων παρακολούθησης προκύπτει από τον πρώτο εντοπισμό των ποδιών. Έπειτα, αυτά τα σημεία ακολουθούν την πορεία των αντιστοιχίσεων. Δεν αντικαθιστούν τα σημεία της καινούργιας σάρωσης, αλλά κινούνται σύμφωνα με το διάνυσμα μετατόπισης που δίνει ως έξοδος ο αλγόριθμος.

Χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος CPD, του οποίου μια εισαγωγή έγινε στην ενότητα 4.1.2. Λόγω της παραμόρφωσης των αντικειμένων που φαίνεται στον αισθητήρα,

χρησιμοποιείται non-rigid matching, διότι παρά το υπολογιστικό κόστος δίνει λιγότερα εσφαλμένα ταιριάσματα σε σχέση με τον αντίστοιχο rigid.

Στα παρακάτω σχήματα φαίνεται καλύτερα η εκτέλεση των παραπάνω βημάτων. Έχει παραληφθεί το 5<sup>ο</sup> βήμα, καθώς στο συγκεκριμένο παράδειγμα έχει μηδενική επίδραση (υπενθυμίζουμε ότι το κατώφλι, κάτω από το οποίο υπολογίζεται η απωστική δύναμη, είναι αρκετά χαμηλό).

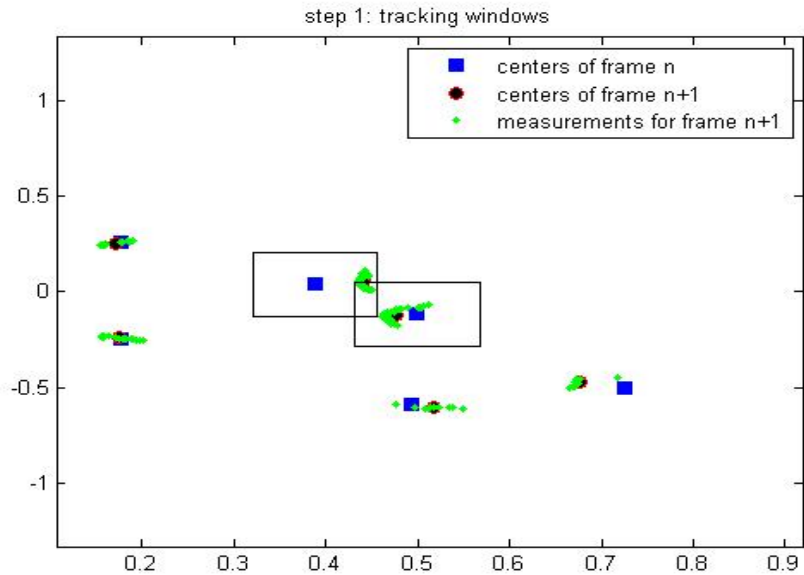


Figure 18 Βήμα 1<sup>ο</sup> συστήματος παρακολούθησης

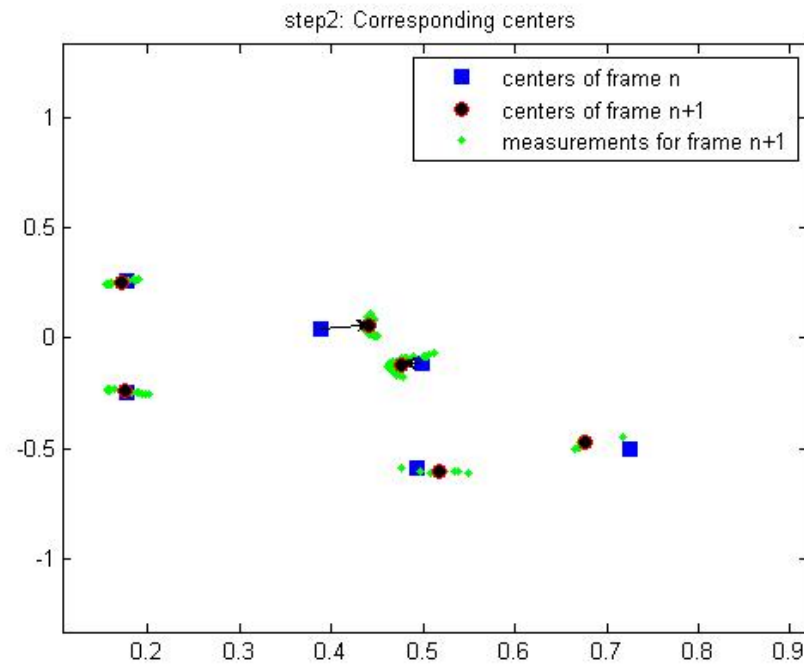


Figure 19 Βήμα 2<sup>ο</sup>: Εύρεση αντιστοιχιών με τα κέντρα του επόμενου καρέ

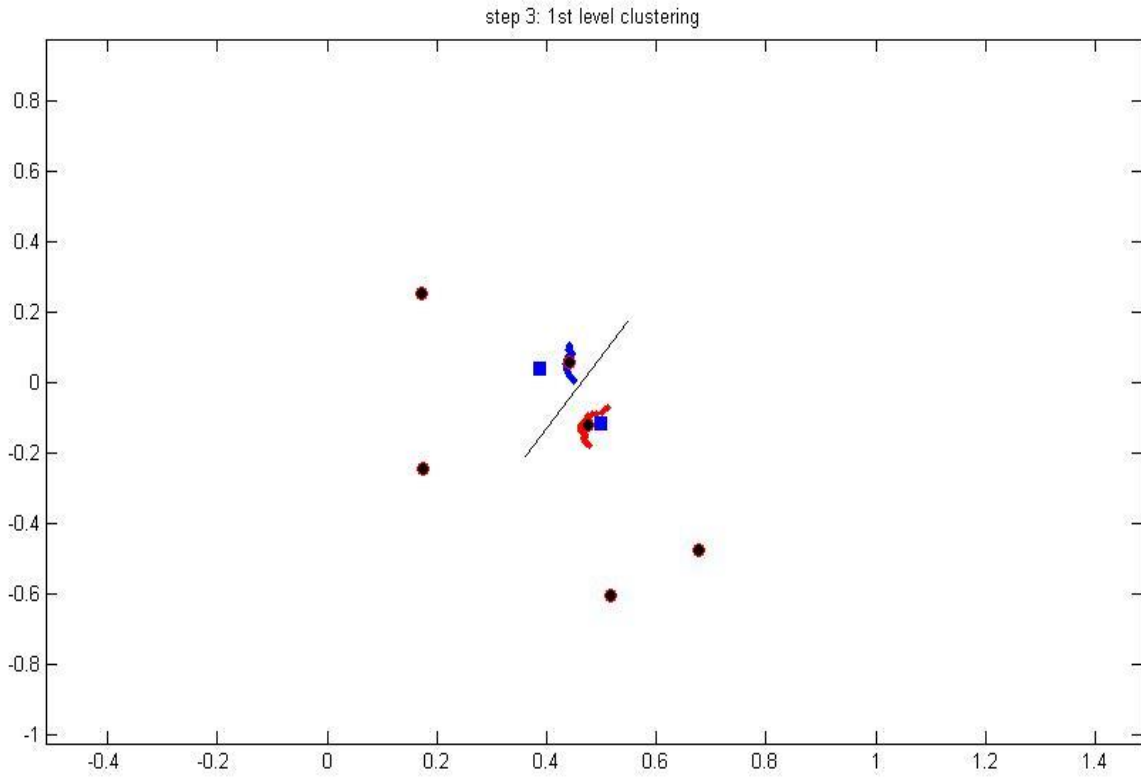


Figure 20 Βήμα 3<sup>ο</sup>: Ομαδοποίηση μετρήσεων νέου καρέ με βάση τα προηγούμενα κέντρα

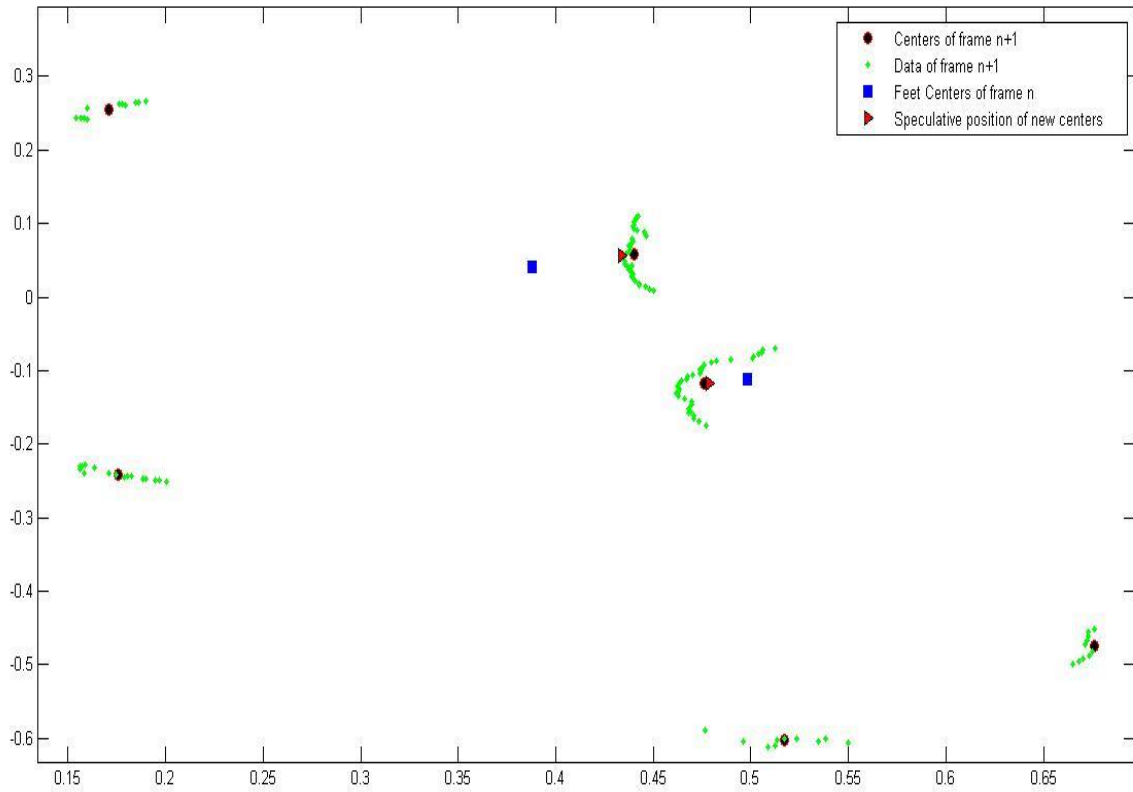


Figure 21 Υποθετική θέση των κέντρων μετά τις επιρροές

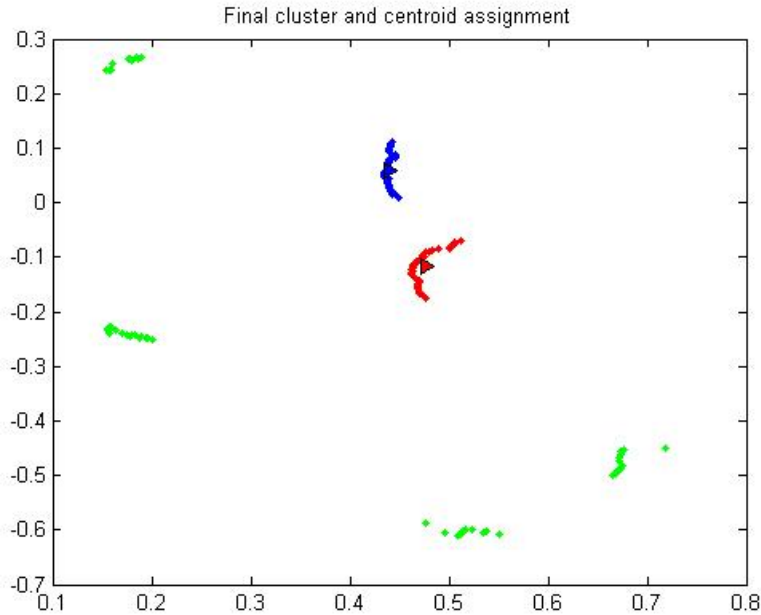


Figure 22 Τελική ομαδοποίηση ενδείξεων και τα αντίστοιχα κέντρα

Σχόλια πάνω στη μέθοδο:

- Ο βασικός όρος είναι ο  $1^{ος}$ , δηλαδή μια απλή ομοιότητα με βάση την απόσταση. Από μόνος του όμως θα αποτύγχανε, λόγω της συγχώνευσης των κεντροειδών και της εισόδου άλλων αντικειμένων. Ιδανικά, η αντιστοίχιση των κεντροειδών είναι 1-1 στα δύο καρέ, χωρίς όμως αυτό να είναι απαραίτητο, λόγω ένωσης αντικειμένων.
- Ο  $2^{ος}$  όρος δίνει τη δυνατότητα να παραμείνουν τα κέντρα των ποδιών χωριστά, ακόμα και αν αντιστοιχούν σε ίδιο στο επόμενο καρέ.
- Ο  $3^{ος}$  όρος προσδίδει μια συνιστώσα “φρεναρίσματος”. Προφυλάσσει από τυχόν λάθη αντιστοίχισης του  $1^{ου}$  όρου, κρατώντας το κέντρο του ποδιού “κοντά” στην προηγούμενη θέση του.
- Από του συντελεστές  $\alpha, \beta, \gamma$ , ο  $\alpha$  έχει συνήθως μεγαλύτερη τιμή, ώστε να δίνεται η κατεύθυνση της κίνησης. Ο  $\beta$ , σε συνδυασμό με το  $k$  του απωστικού πεδίου, πρέπει να έχουν πολύ μικρή τιμή.

Καθώς τα πόδια κινούνται ως προς τον αισθητήρα, είναι δυνατόν το ένα πόδι να υπερκαλύψει το άλλο, με αποτέλεσμα να εξαφανιστούν οι ενδείξεις του. Αυτό εντοπίζεται μέσω του κατωφλίου του  $1^{ου}$  όρου κατά την αντιστοίχιση σε κέντρα στο επόμενο καρέ. Στην περίπτωση αυτή, το παρακολουθούμενο πόδι, δηλαδή η εκτίμησή μας, εξαφανίζεται μέχρι να ξαναεμφανιστούν μετρήσεις του αισθητήρα κοντά στην περιοχή εξαφάνισης. Τότε γίνεται σωστά η αντιστοίχιση οπότε συνεχίζει η παρακολούθηση του ποδιού. Το πόδι που εξαφανίζεται είναι πάντα στην πίσω θέση, σε σχετικά μεγάλη απόσταση από το μπροστινό, οπότε δεν υπάρχει κίνδυνος μπερδέματος. Για πολύπλοκες κινήσεις όμως στο κάθετο επίπεδο του αισθητήρα, η τεχνική αυτή θα αποτύχει.

Ο τρόπος αυτός αντιμετώπισης μπορεί να υποπέσει σε λάθη αν κατά την εξαφάνιση εμφανιστούν καινούργια αντικείμενα κοντά στο σημείο εξαφάνισης, οπότε απαιτείται σωστή επιλογή των κατωφλίων του 1<sup>ου</sup> όρου μετατόπισης.

Η μέθοδος αυτή μπορεί να θεωρηθεί και σαν KMeans δύο βημάτων (ανάθεση – μετατόπιση - ανάθεση), όπου η μετατόπιση του κέντρου επηρεάζεται από το correspondence και από την απωστική δύναμη του άλλου ποδιού, εκτός από τα σημεία στα οποία ανατίθεται βάση της απόστασης.

### 3.2.4 Δ: Σύμμειξη και φιλτράρισμα τροχιών

Τελικά, μετά την παρακολούθηση, η έξοδος του συστήματος μας δίνει δύο θορυβώδεις τροχιές  $x(t)$ ,  $y(t)$  για κάθε σωματίδιο κάθε ποδιού (τα σωματίδια καθορίζονται από τον εντοπισμό των ποδιών στο 1<sup>ο</sup> καρέ).

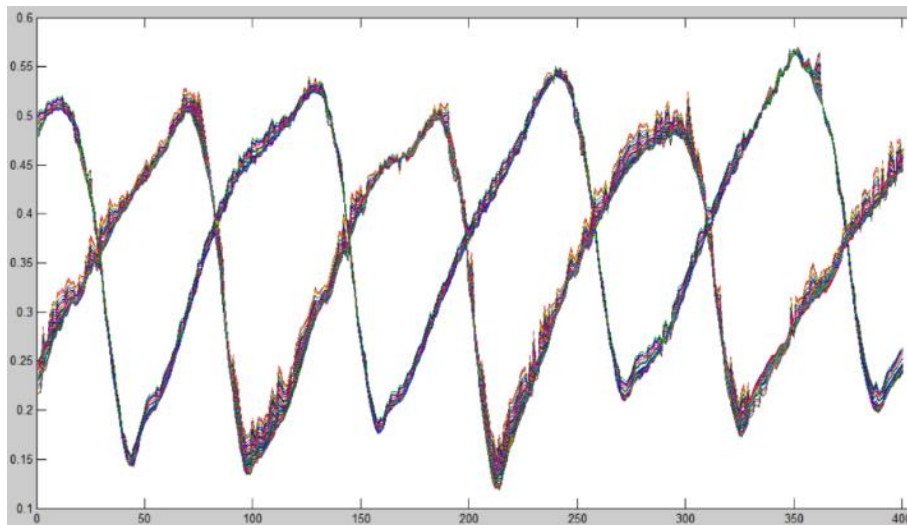


Figure 23 Παράθυρο τροχιών  $x(t)$

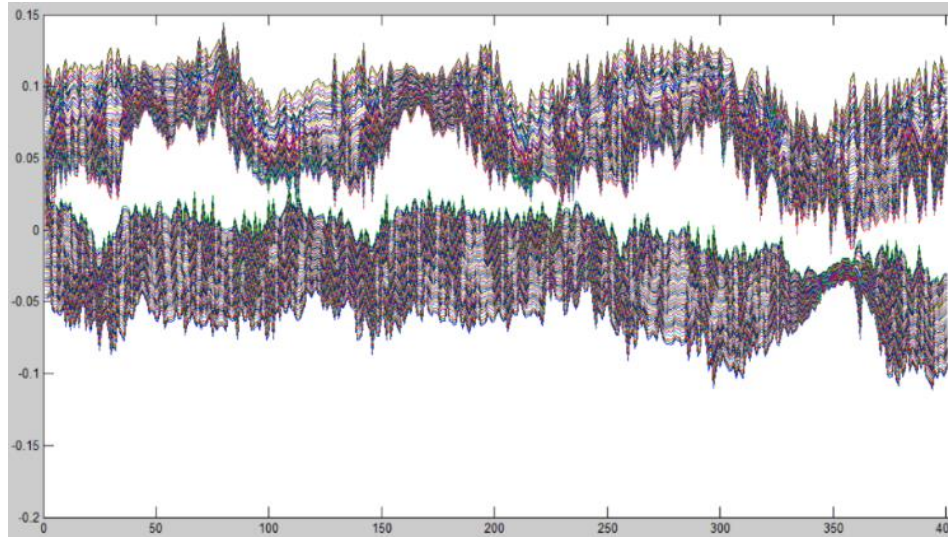


Figure 24 Παράθυρο τροχιών  $y(t)$

Όπως ήταν αναμενόμενο, οι τροχιές έχουν αρκετό θόρυβο, τον οποίο μπορούμε να χαρακτηρίσουμε δύο ειδών:

- Χωρικός, όταν μια τροχιά εμφανίζει κάποια διαταραχή ενώ οι υπόλοιπες όχι. Οφείλεται στο βήμα του matching, όπου ο αλγόριθμος πιθανότατα αδυνατεί να αντιστοιχήσει ένα σωματίδιο σωστά.
- Χρονικός, όταν όλα τα σωματίδια ενός ποδιού εμφανίζουν διαταραχή σε σχέση με τις προηγούμενες τιμές τους.

Η διαδικασία περιλαμβάνει πολλαπλά στάδια φιλτραρίσματος, προκειμένου να επιτευχθούν ομαλές και κυρίως **παραγωγίσιμες** τροχιές, οι οποίες όμως να διατηρούν και πληροφορία υψηλότερης συχνότητας.

Όπως έχει αναφερθεί, γίνεται εκτενής χρήση του φίλτρου Savitzky-Golay, με διάφορα μεγέθη παραθύρων και διαφορετικής τάξης πολυώνυμα.

Επιλέγουμε το συγκεκριμένο FIR φίλτρο, έναντι κάποιου άλλου όπως πχ. Butterworth για τους εξής λόγους:

- Από τη μεριά του φάσματος, τα S-G φίλτρα, όταν είναι σωστά σχεδιασμένα, τείνουν να διατηρήσουν το ύψος και το μήκος των κορυφών του σήματος στο χρόνο. Αυτό συμβαίνει λόγω του ότι στο πεδίο συχνότητας, έχουν αρκετά επίπεδο passband (οπότε δεν επηρεάζεται η πληροφορία στις χαμηλές συχνότητες) αλλά και μικρό εύρος απόσβεσης (δηλαδή η απόκριση στη συχνότητα μειώνεται πιο απότομα). Τα παραπάνω είναι εμφανή και στα σχήματα παρακάτω.
- Μαζί με την ομαλοποίηση, γίνεται και γρήγορος υπολογισμός της παραγώγου, η οποία είναι απαραίτητη στη συνέχεια.



Το σύστημα φιλτραρίσματος δέχεται σαν είσοδο τις τροχιές, κάθε σωματιδίου, σε έναν άξονα για ένα πόδι και παράγει μια ομαλοποιημένη τροχιά, στον συγκεκριμένο άξονα για το πόδι αυτό.

Το σύστημα δεν επιχειρεί να προβλέψει την κίνηση στις περιοχές απροσδιόριστης τιμής, όπου το πόδι εξαφανίζεται.

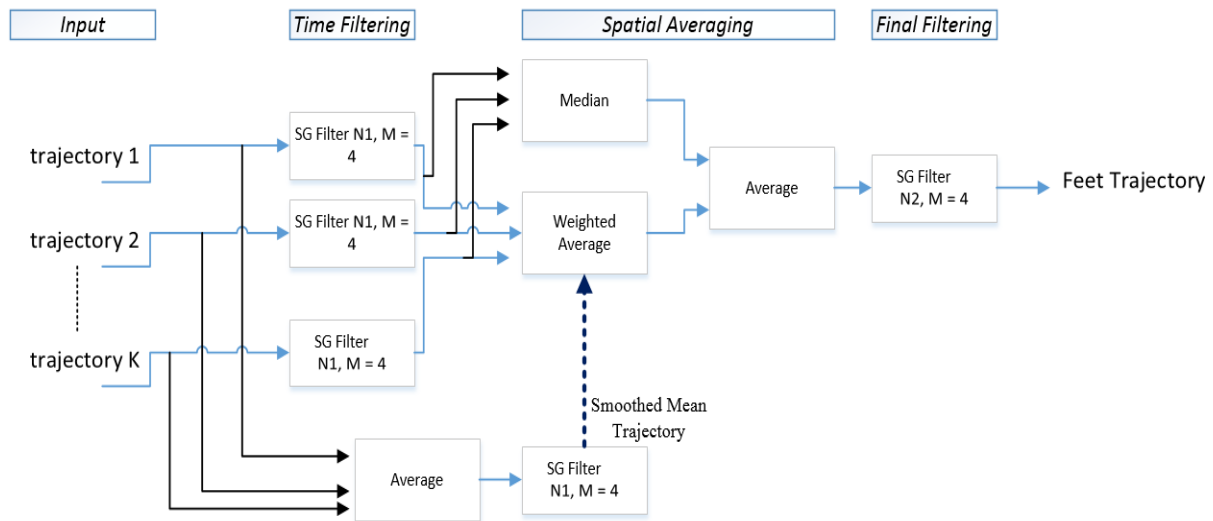


Figure 25 Σύστημα Φιλτραρίσματος τροχιών

Το σύστημα μπορεί να διαιρεθεί σε 3 στάδια:

- 1) Χρονικό φιλτράρισμα: κάθε θορυβώδης τροχιά φιλτράρεται με σχετικά μικρό παράθυρο  $N1$ , προκειμένου να εξαλειφθούν οι υψίσυχνες συνιστώσες του, δηλαδή τα spikes.
- 2) Χωρικό φιλτράρισμα: Λόγω των σφαλμάτων στο βήμα του matching, κάποια σωματίδια μπορεί να αποκλίνουν από τα υπόλοιπα, δίνοντας εσφαλμένη ένδειξη για την θέση του ποδιού. Αυτό αντιμετωπίζεται λαμβάνοντας τον μέσο όρο:
  - Της ενδιάμεσης τροχιάς, που λαμβάνει την ενδιάμεση τιμή των συνιστωσών για κάθε χρονική στιγμή.
  - Της τροχιάς σταθμισμένου μέσου. Κάθε τροχιά, για κάθε χρονική στιγμή, λαμβάνει ένα βάρος αντιστρόφως ανάλογο της απόστασής τους από την ομαλοποιημένη μέση καμπύλη (Smoothed Mean Trajectory στο παραπάνω σχήμα). Έπειτα, για την συγκεκριμένη χρονική στιγμή, κάθε τροχιά συνεισφέρει στο αποτέλεσμα ανάλογα με το βάρος του. Ο μηχανισμός ανάθεσης βαρών είναι σημαντικός, διότι έτσι η επίδραση των “θορυβωδών” σωματιδίων μηδενίζεται.
- 3) Τελικό χρονικό φιλτράρισμα, μεγάλου παραθύρου και μεγέθους πολυωνύμου, ώστε να διορθώσει τα artifacts που εισάγονται από το άθροισμα, καθώς τα σήματα είναι ήδη φιλτραρισμένα.

*Παρατήρηση:* Το παράθυρο του S-G φίλτρου μεταβάλλεται ανάλογα με τη συχνότητα δειγματοληψίας. Γενικά τα σύνολα δεδομένων μας, έστω A και B, έχουν sampling rate  $F_A =$

36 Hz και  $F_B = 18$  Hz , οπότε για τα πρώτα δεδομένα θα έχουμε  $N_A = 2N_B$  (δείτε Figure 10). Με αυτόν τον τρόπο, η ομαλοποίηση θα έχει ανάλογη επίδραση στα δύο σήματα.

Τα παράθυρα του συστήματος που χρησιμοποιούμε είναι  $N1_A = 15$  και  $N2_A = 21$ .

Παρακάτω βλέπουμε τις πυκνότητες φάσματος ισχύος για δύο θορυβώδη σωματίδια, για τις δύο περιπτώσεις δειγματοληψίας. Ο κεντρικός λοβός για την περίπτωση δειγματοληψίας με χρόνο T βρίσκεται στην περιοχή 0-2Hz, ενώ για το σήμα δειγματοληψίας 2T, στην περιοχή 0-1 Hz.

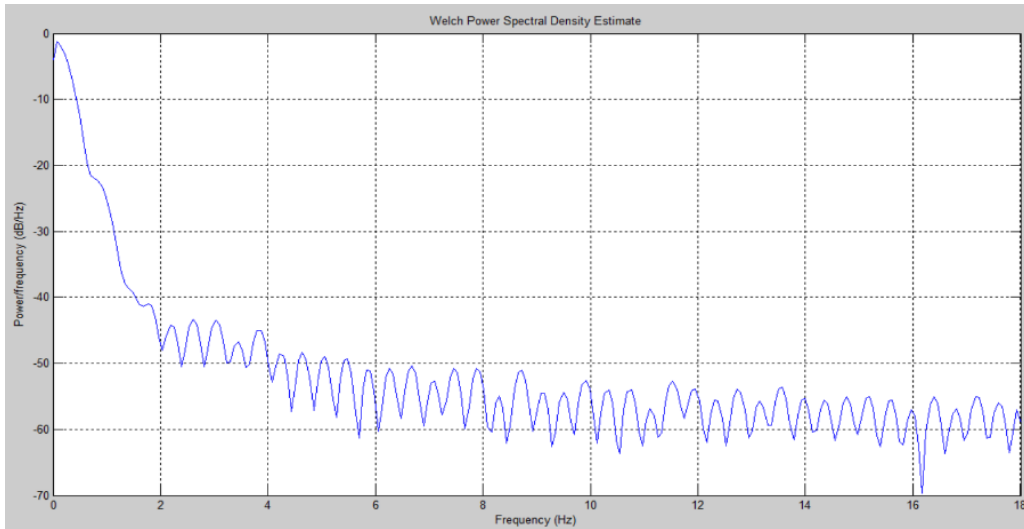


Figure 26 Παράδειγμα πυκνότητας φάσματος ισχύος σωματιδίου με  $T = 0.277s$

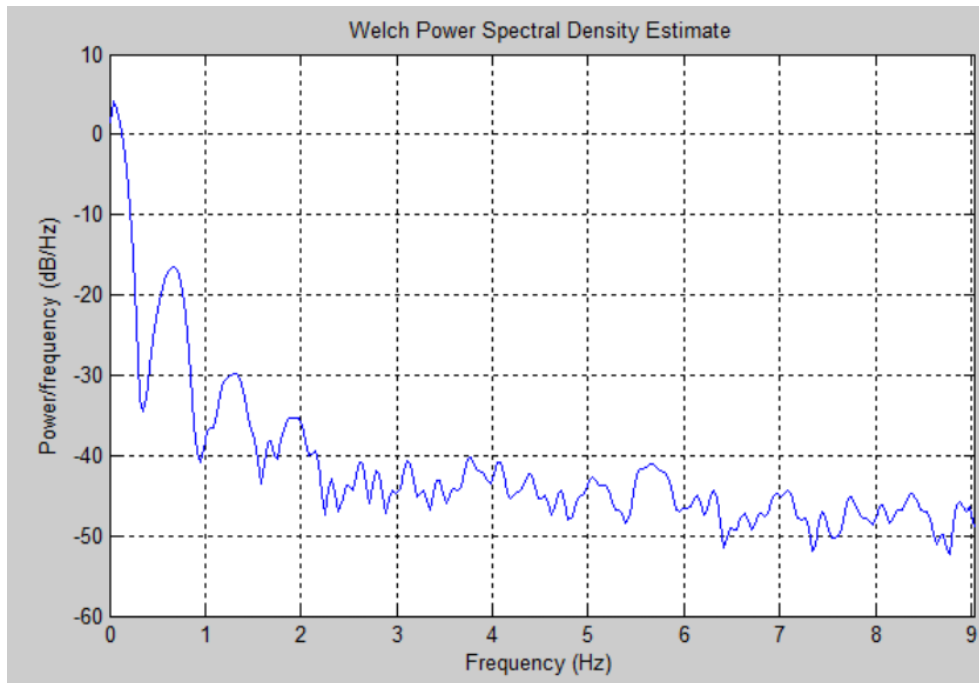


Figure 27 Παράδειγμα Πυκνότητας φάσματος ισχύος σωματιδίου με  $T = 2 * 0.277s$

Τέλος, επιβεβαιώνεται στο Figure 28 ότι το τελικό αποτέλεσμα δεν επηρεάζεται από λανθασμένες αντιστοιχίσεις στο point matching, οι οποίες φαίνονται σαν θόρυβος. Οι τροχιές ταχύτητας είναι ομαλές, αλλά υπάρχει το γνωστό tradeoff λεπτομέρειας στη θέση – θορυβώδης ταχύτητα.

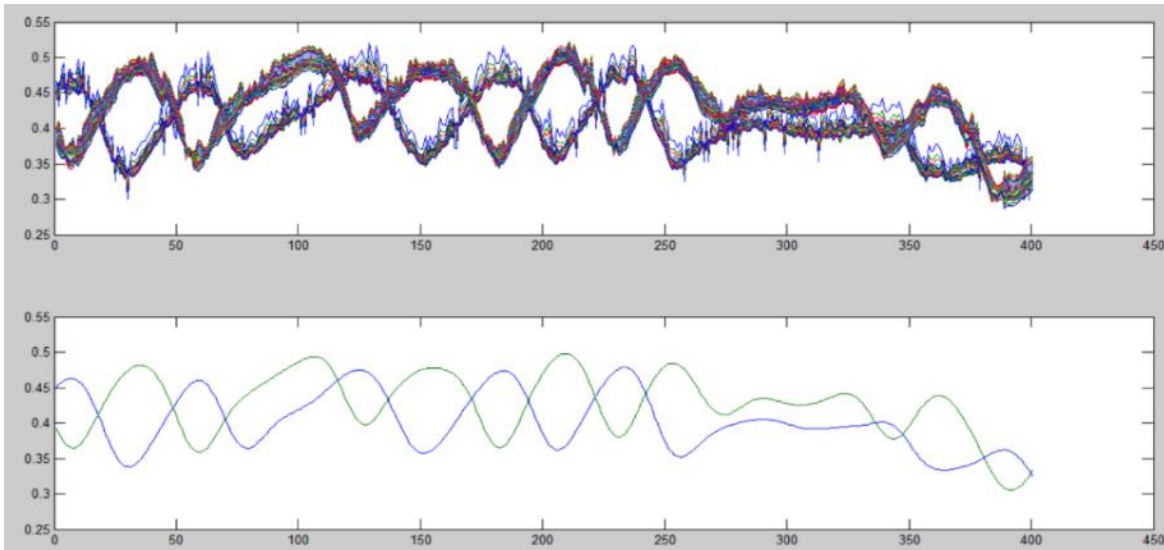


Figure 28 Είσοδος και Έξοδος συστήματος φιλτραρίσματος, τροχιές  $x(t)$

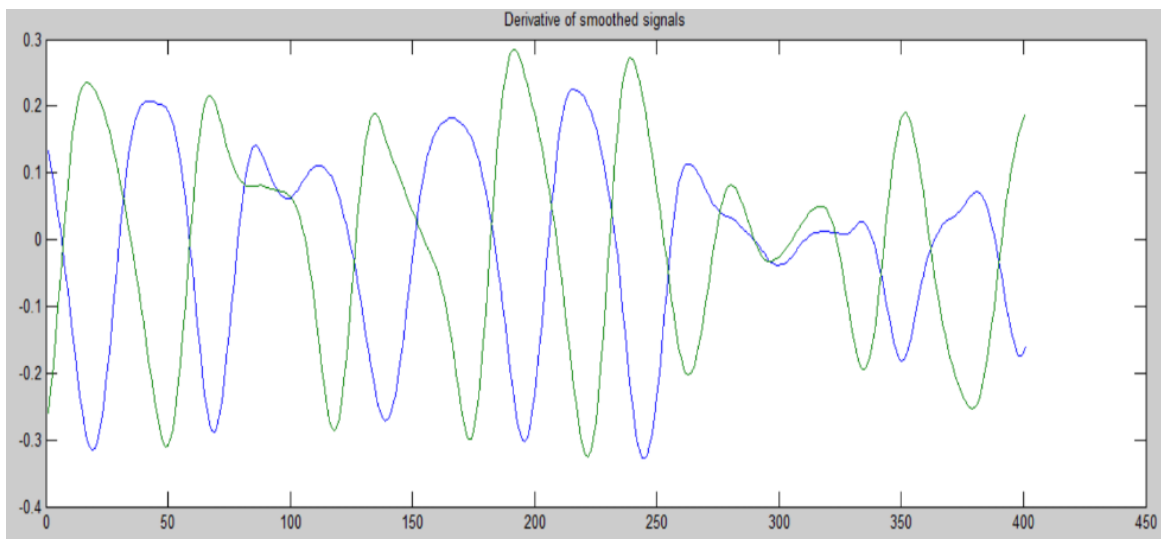


Figure 29 Ταχύτητες  $dx/dt$



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Βάδισης

Μετά το στάδιο του φιλτραρίσματος και την εξαγωγή ομαλών τροχιών θέσης και ταχύτητας, ακολουθεί το στάδιο της εξαγωγής παραμέτρων βάδισης, αφού προηγηθεί ο χωρισμός της συνολικής ακολουθίας βάδισης σε κύκλους. Οι παράμετροι που θα εξαχθούν βασίζονται σε αυτές που εισήχθησαν στην [Ενότητα 2.2](#).

Τα σήματα όμως που εξάγονται από ένα σύστημα υποστήριξης περιλαμβάνουν και περιόδους όπου ο χρήστης είναι ακίνητος. Η ακινησία δεν περιέχει πληροφορία σε σχέση με την κατάσταση του ασθενούς οπότε δεν πρέπει να ληφθεί υπ' όψη.

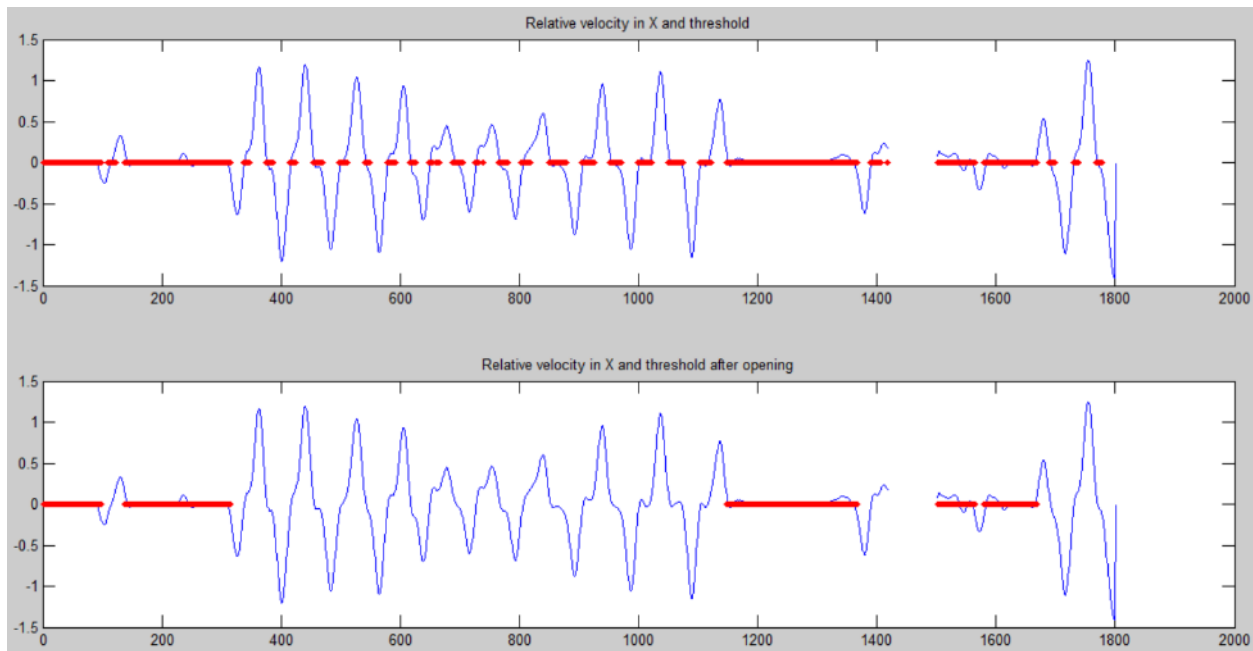
Επιπλέον, ο ασθενής που υποστηρίζεται μπορεί να πρέπει να εκτελέσει στροφή, λόγω της γεωμετρίας του χώρου όπου βρίσκεται. Τα πλάγια βήματα κατά τη στροφή δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας, διότι οι χωρικές παράμετροι βάδισης, όπως είδαμε, εξάγονται ως προς τον άξονα κίνησης του ανθρώπου. Γι' αυτό το λόγο, περιστρέφουμε την αρχή των αξόνων σε κάθε κύκλο, ώστε ο ασθενής να κινείται στον άξονα  $x$ .

Πρέπει να σημειωθεί ότι λόγω της κίνησης του rollator, την οποία θεωρούμε άγνωστη και απρόβλεπτη, λαμβάνουμε υπ' όψη μας μόνο τη σχετική θέση και ταχύτητα των ποδιών για την εξαγωγή χαρακτηριστικών.

## 4.1 Κατάτμηση κίνησης – ακινησίας

Αρχικά, πρέπει από τις τροχιές να ξεχωρίσουμε τις περιοχές βάρδισης και ακινησίας του χρήστη. Η διαίσθηση υπαγορεύει ότι όταν τα πόδια είναι ακίνητα, η σχετική τους ταχύτητα είναι μηδενική, ή πολύ μικρή. Έτσι, εφαρμόζουμε ένα κατώφλι στην σχετική ταχύτητα, προκειμένου να αποκλείσουμε τις περιοχές όπου δεν υπάρχει ξεκάθαρη κίνηση στη διεύθυνση του αισθητήρα. Οι περιοχές κάτω από το κατώφλι σημειώνονται με κόκκινο στο *Figure 30*.

Η βάρδιση όμως είναι όμοια με την ταλάντωση, σε κάθε κύκλο διέρχεται από καταστάσεις με μικρή σχετική ταχύτητα. Γι' αυτό λοιπόν εφαρμόζεται μονοδιάστατο μορφολογικό φίλτράρισμα στο κατώφλι, ώστε οι μικρές περιοχές ακινησίας μέσα στον βηματισμό να εξαλειφθούν και να έχουμε συμπαγή τμήματα ακινησίας.



*Figure 30* Σχετική ταχύτητα και κατωφλίωση

Έτσι, στο επόμενο στάδιο της ανάλυσης προωθούνται μόνο οι περιοχές κίνησης.

Η ακρίβεια του βήματος αυτού ενδέχεται να μην είναι μεγάλη, καθώς δεν καθορίζονται αυστηρά τα όρια των περιοχών κίνησης. Έτσι, τα οριακά βήματα μπορεί να εμφανίζονται προβληματικά αλλά αυτό δεν κοστίζει καθώς σε επόμενο στάδιο υπάρχει φίλτράρισμα των outliers.

## 4.2 Εκτίμηση διεύθυνσης κίνησης του χρήστη

Επιχειρούμε να βρούμε τη διεύθυνση που βαδίζει ο χρήστης, προκειμένου να περιστρέψουμε το σύστημα συντεταγμένων του αισθητήρα και να υπάρχει βάδιση ως προς τον  $x$ . Η διεύθυνση αυτή βρίσκεται ανά κύκλο βάδισης.

Για το στάδιο αυτό, θεωρούμε ως κύκλο βάδισης την περιοχή ανάμεσα σε δύο μέγιστα της απόστασης (όπου έχουμε προσεγγιστικά τη φάση του Loading Response που σηματοδοτεί την αρχή ενός κύκλου) των ποδιών στον άξονα  $x$ . Αν υπάρχουν δύο μέγιστα γειτονικά σε πολύ μικρή απόσταση, τότε αυτά θεωρούνται ως ένα.

Η μέση γωνία ανά κύκλο βάδισης είναι ουσιαστικά η γωνία κίνησης του κέντρου μάζας από την αρχική στην τελική θέση του κύκλου. Η διαφορά αυτή βρίσκεται λαμβάνοντας υπ' όψη μόνο την τελική και την αρχική θέση, χωρίς να προσπαθήσουμε να παρακολουθήσουμε την πορεία του σε όλο το βηματισμό. Η θέση του κέντρου μάζας κατά το double support, δηλαδή στην αρχή και το τέλος του κύκλου είναι (προσεγγιστικά) στο μέσο των ποδιών.

Λόγω της κίνησης του αισθητήρα, όλες οι αποστάσεις λαμβάνονται σε σχέση με το αριστερό πόδι. Η λύση στηρίζεται στο γεγονός ότι:

- το ένα πόδι είναι ακίνητο κατά την κίνηση, οπότε η κίνηση του κέντρου μάζας ως προς αυτό το πόδι είναι περίπου και η πραγματική.
- Το κέντρο μάζας βρίσκεται ακριβώς στη μέση ανάμεσα στα δυο πόδια κατά το double support.

Θεωρούμε:

$CοG$  συμβολίζουμε το κέντρο μάζας και  $\varphi$  είναι η ζητούμενη γωνία.

Σύμφωνα λοιπόν και με το παρακάτω σχήμα, θα είναι

$$\varphi = \arctan\left(\frac{dy_2 - dy_1 + dy_2 - dy_3}{|dx_2 - dx_1| + |dx_3 - dx_2|}\right)$$

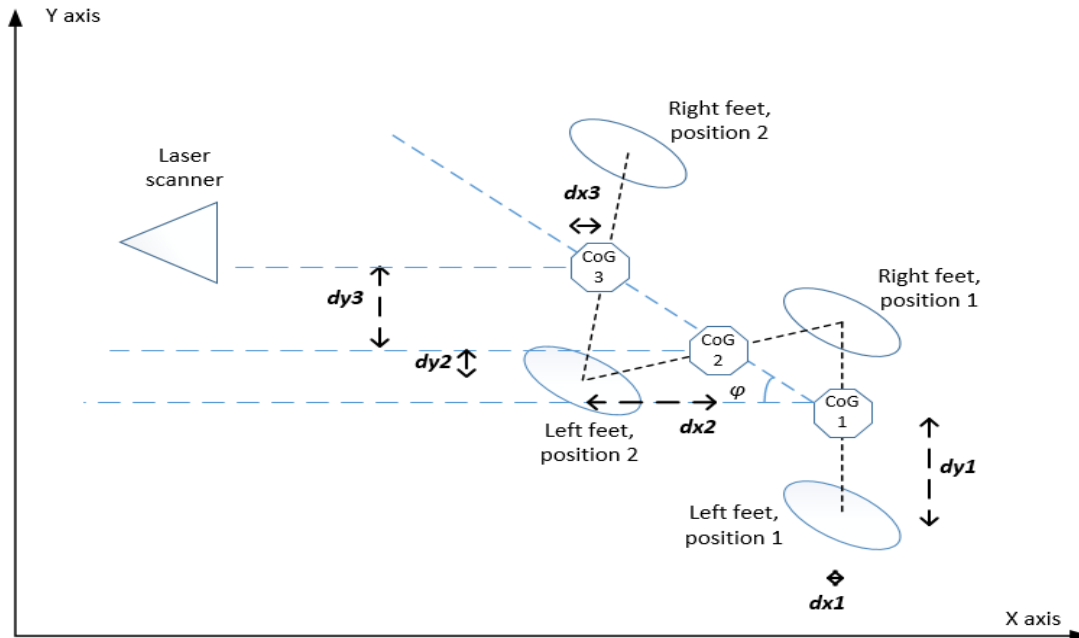


Figure 31 Υπολογισμός διεύθυνσης κύκλου βάρδισης

Έχοντας υπολογίσει μια γωνία για κάθε κύκλο βάρδισης, είναι φανερό ότι αν επιχειρήσουμε να περιστρέψουμε τα δεδομένα με αυτή την κυματομορφή γωνίας, θα έχουμε ασυνέχειες.

Και επειδή γνωρίζουμε ότι η γωνία βάρδισης του χρήστη μεταβάλλεται ομαλά, κάνουμε κυβική παρεμβολή σε αυτή.

Τα σημεία που παρεμβάλουμε βρίσκονται στα σημεία  $[1/4, 3/4]$  κάθε κύκλου, ώστε το μεγαλύτερο μέρος του κύκλου βάρδισης να εκτελείται υπό την κατάλληλη γωνία, αλλά και να μπορεί να γίνει αλλάξει απότομα σε δύο κύκλους.

Η επίδραση της επιτυχούς περιστροφής μπορεί να φανεί συγκρίνοντας τα σήματα διαφοράς θέσης στους άξονες x και y. Όταν ο χρήστης περπατά υπό γωνία σε σχέση με τον αισθητήρα, τότε υπάρχει περιοδική κίνηση παρόμοιας φάσης και στους δύο άξονες. Μετά την περιστροφή, η ταλάντωση στον άξονα y θα έχει μειωθεί σημαντικά, δείγμα ότι πλέον ο χρήστης κινείται στον καινούργιο άξονα x (δείτε Figure 33).

Η στροφή του συστήματος αξόνων γίνεται με το  $2 \times 2$  μητρώο:  $R(\varphi) = -\begin{bmatrix} \cos\varphi & -\sin\varphi \\ \sin\varphi & \cos\varphi \end{bmatrix}$ . Το (-) τοποθετείται καθώς το σύστημα συντεταγμένων πρέπει να περιστραφεί γωνία  $(-\varphi)$ .



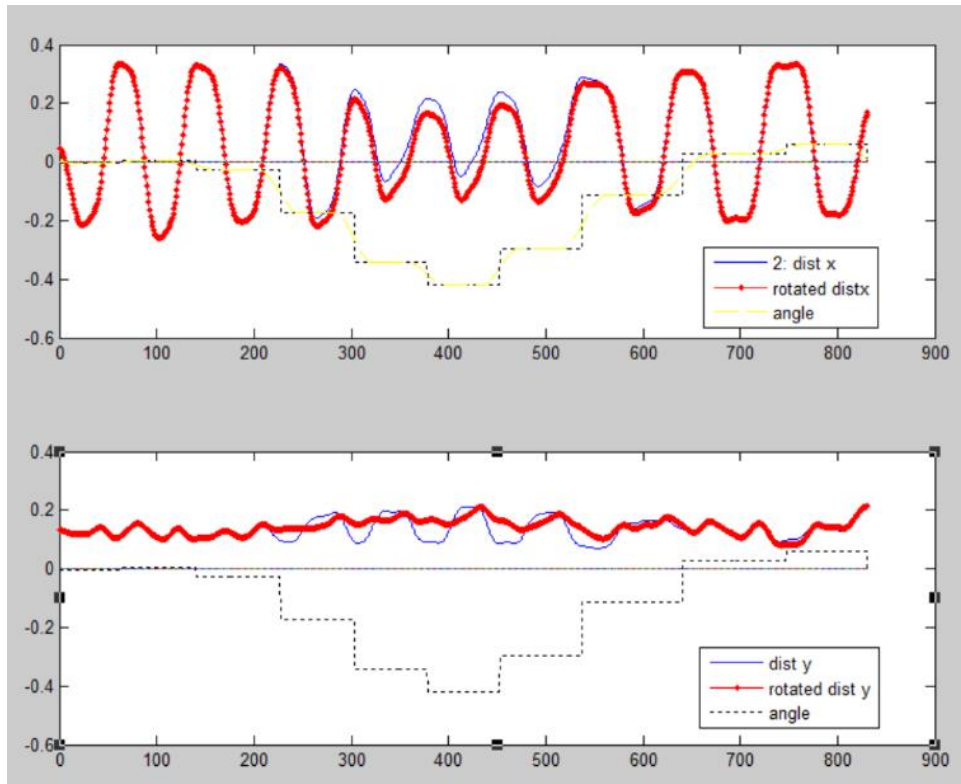


Figure 32 Σύγκριση μετατοπίσεων πριν και μετά την περιστροφή

Από το Figure 32 φαίνεται ότι η καμπύλη X μετατοπίζεται προς τα κάτω σε διαστήματα στροφής, δίνοντας καλύτερες ενδείξεις σχετικά με το μήκος του βήματος κλπ. Στα ίδια διαστήματα επίσης η ταλάντωση κατά των άξονα Y εξαλείφεται, δείγμα ότι η βάδιση είχε σημαντική συνιστώσα στην κάθετη διεύθυνση.

Επίσης, εφόσον η μεταβολή της στροφής γίνεται κατά τη διάρκεια του double support, όπου υπάρχει μικρή σχετική ταχύτητα, δεν επηρεάζεται σημαντικά η καμπύλη σε εκείνα τα σημεία, εκτός αν υπάρχει δραματική αλλαγή στην κατεύθυνση βαδίσματος. Ε

### 4.3 Εξαγωγή χαρακτηριστικών βάδισης

Από τα σήματα διαφοράς θέσης και ταχύτητας στους δύο άξονες, εξάγουμε λοιπόν μια πληθώρα χαρακτηριστικών της βάδισης ανά κύκλο. Τα χαρακτηριστικά αυτά περιλαμβάνουν εκτιμήσεις των βασικών παραμέτρων βάδισης που εισήχθησαν στην [Ενότητα 2.2.1](#), αλλά δεν περιορίζονται σε αυτές.

Θα αναφερόμαστε στη διαφορά θέσης των ποδιών κατά τους άξονες x και y (μετά την περιστροφή) σαν *καμπύλες dx και dy αντίστοιχα*.

*Το ακριβές σημείο που ακολουθείται είναι το κεντροειδές του σχήματος του κνήμης, το οποίο στον άξονα y βρίσκεται στο κέντρο του ενώ θέσης ενώ στον x λίγο πίσω ή περίπου στο οστό της κνήμης.*

Τα σήματα διαφορών (θέσης ή ταχύτητας) είναι (δεξί\_πόδι – αριστερό\_πόδι).

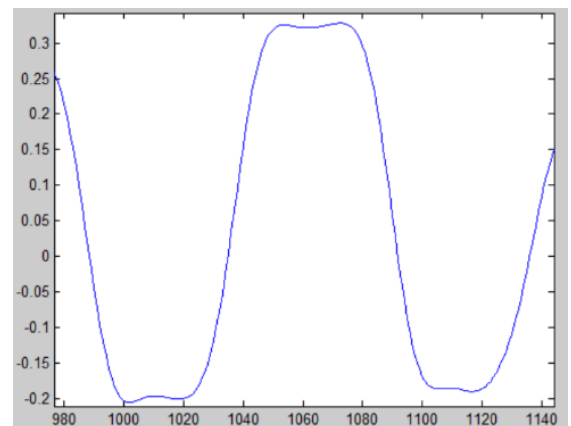
Υπενθυμίζουμε τη δυσκολία εξαγωγής της πραγματικής τιμής των παραμέτρων βάδισης ( όπως θα προκύπταν από ένα σύστημα μεγάλης ακρίβειας όπως το GAITRite), λόγω:

1. Χαμηλής δειγματοληψίας
2. Δυσκολίας εξαγωγής της επιτάχυνσης
3. Ο αισθητήρας λαμβάνει τη θέση του κνήμης, το οποίο κινείται ακόμα και όταν το πόδι είναι σε ακινησία.
4. Της κίνησης του αισθητήρα, που απαγορεύει τη χρήση των μεγεθών κίνησης στο global frame (ακίνητο παρατηρητή).

Έτσι, αναμένουμε οι τιμές των προσεγγίσεων να απέχουν σε απόλυτη τιμή των πραγματικών, παρ' όλα αυτά όμως θα διατηρείται η μεταβλητότητά τους ανά τους ανθρώπους.

#### **Ορισμός κύκλου βάδισης:**

Σύμφωνα με την ιατρική βιβλιογραφία, ένας κύκλος ξεκινά από το heel strike. Το σημείο αυτό βρίσκεται κάπου κοντά σε κορυφή της dx, χωρίς να γνωρίζουμε όμως το ακριβές σημείο. Αν ληφθεί σαν ένας κύκλος βάδισης η περιοχή ανάμεσα σε δύο τοπικά μέγιστα, υπάρχει ο κίνδυνος λάθος υπολογισμού της διάρκειας του κύκλου και του double support. Επιπλέον, λόγω της φύσης των μετρήσεων, ενδεχομένως να υπάρχουν δύο μικρές κορυφές κατά την έκταση των ποδιών, ως αποτέλεσμα της σχετικής κίνησης των καλαμιών μεταξύ του heel strike και του toe-off. Γι' αυτό λοιπόν, θεωρούμε ένα κύκλο βάδισης ως την περιοχή ανάμεσα στο μηδενικό  $v$  και το  $v+2$ , δηλαδή χωρίζουμε τους κύκλους ανά 2 midswing. Αυτό γίνεται επειδή υπάρχει μεγαλύτερη σιγουριά για τη θέση του midswing, ειδικά μετά το στάδιο



περιστροφής, άρα επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ακρίβεια στην εύρεση του χρόνου ενός κύκλου βαδίσματος.

### **Χρονική ανάλυση:**

Οι χρονικές παράμετροι επηρεάζονται αρνητικά από τον χαμηλό ρυθμό δειγματοληψίας, καθώς μετρώνται σε αριθμό δειγμάτων. Για το λόγο αυτό, σε κάθε κύκλο χωριστά γίνεται κυβική παρεμβολή, για βελτίωση της ανάλυσης μεταξύ των δειγμάτων. Έπειτα, η επιθυμητή τιμή ( αν πχ. αναζητούμε το 0) προσεγγίζεται με 5 επαναληψεις. Έτσι, ο αριθμός δειγμάτων που αναφέρεται στη συνέχεια είναι ρητός αριθμός και όχι ακέραιος.

### **Διπλή στήριξη:**

Κατά το διάστημα αυτό, η θέση των ποδιών είναι η μέγιστη, και η σχετική ταχύτητα των ποδιών είναι πολύ μικρή. Αν είχαμε ακίνητο αισθητήρα, τότε από την ταχύτητα θα ήταν σαφές πότε πατάει το ένα πόδι και πότε ξεκινάει το επόμενο, οπότε ο χρόνος διπλής στήριξης θα μπορούσε να προσδιοριστεί με ακρίβεια. Τώρα που έχουμε μόνο τα σχετικά μεγέθη, και μάλιστα έχουμε στη διάθεσή μας τη θέση του κνήμης του χρήστη (που κινείται λίγο κατά την ακινησία), ο προσδιορισμός δυσκολεύει. Χρησιμοποιούμε λοιπόν ένα κατώφλι  $ds\_thr$ , σταθερό για όλους τους ασθενείς, και προσδιορίζουμε τον χρόνο διπλής στήριξης ως:

$$d. supp. = d. supp_1 + d. supp_2, \text{ όπου}$$

$$d. supp_1 = |\max(S_1) - \min(S_1)|, \text{ όπου } S_1 = \{t_i: dxs(t_i) > \max(dxs) - ds\_thr\}$$

$$d. supp_2 = |\max(S_2) - \min(S_2)|, \text{ όπου } S_2 = \{t_i: dxs(t_i) < \min(dxs) + ds\_thr\}$$

Ο παραπάνω ορισμός καλύπτει και την περίπτωση όπου η περιοχή του double support έχει παραπάνω από μια κορυφές και η κοιλάδα της περιοχής είναι κάτω από το κατώφλι.

Η διπλή στήριξη μπορεί να εξαχθεί ισοδύναμα με κατώφλι στην ταχύτητα (αν  $|relative\_vel(t)| < vel\_thr$  τότε  $t \in S_i$ )

Ο ορισμός της τιμής του κατωφλίου γίνεται ως εξής:

Από ιατρικές μελέτες, είναι γνωστό ότι στους υγιείς ανθρώπους το double support καταλαμβάνει το 20-25% του συνολικού κύκλου βάδισης. Οπότε, διαμορφώνουμε την τιμή του κατωφλίου με τέτοιο τρόπο, ώστε το ιστόγραμμα-κατανομή του double support να είναι κεντραρισμένο στην περιοχή αυτή. Διαμορφώνουμε λοιπόν ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, όπου ελαχιστοποιείται το εμβαδόν της κατανομής έξω από την περιοχή 0.2-0.25: Το objective function λοιπόν είναι:

$$F(ds\_thr) = 1 - \int_{0.2}^{0.25} p(x|ds\_thr)dx, \text{ όπου}$$

$p(x|ds\_thr)$  είναι η σ.π.π του double support που προκύπτει από το σύνολο υγιών χρηστών (όλα τα βήματα από όλα τα trials), με δεδομένο το κατώφλι  $ds\_thr$ . Η σ.π.π αυτή προκύπτει μέσω kernel density estimator στο ιστόγραμμα του dataset.

Για το πρόβλημα αυτό δεν είναι διαθέσιμη η παράγωγος ούτε μπορούμε να αποδείξουμε ότι είναι κυρτό, καθώς δεν μπορούμε να κάνουμε καμία επωφελή υπόθεση για την κυματομορφή των βημάτων. Οπότε χρησιμοποιούμε γενετικό αλγόριθμο για την επίλυσή του, που μπορεί να αντιμετωπίσει τους ανωτέρω περιορισμούς.

Σχηματικά, μερικά βασικά χαρακτηριστικά στην καμπύλη διαφοράς θέσης στον άξονα X:

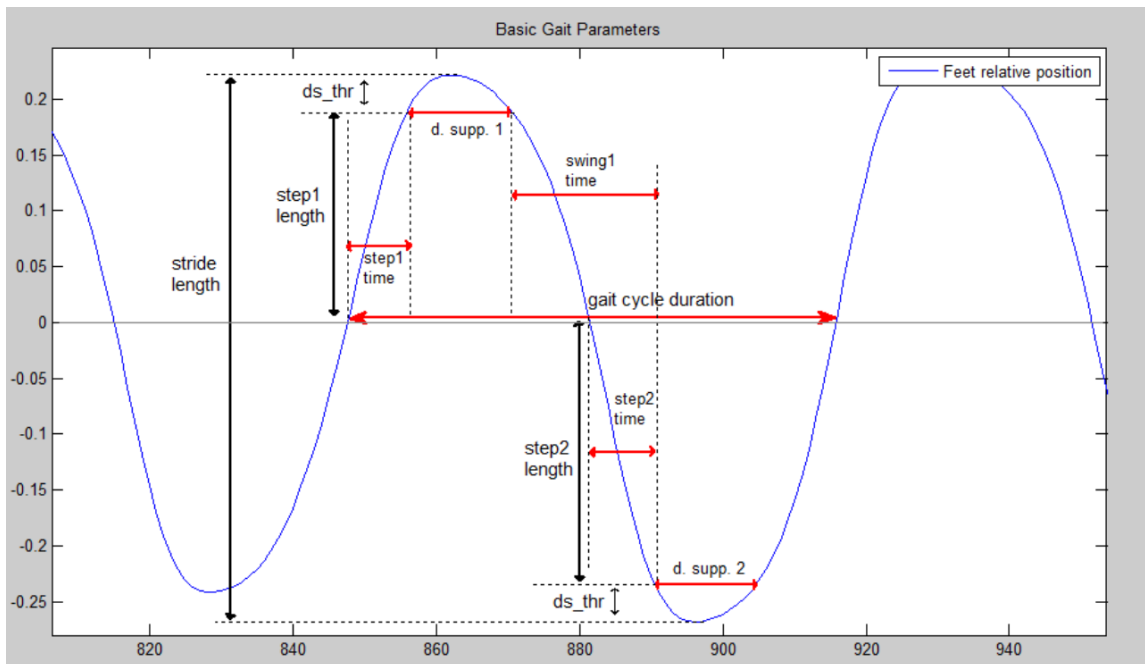


Figure 33 Απεικόνιση ορισμένων βασικών παραμέτρων

Εκτός από τις βασικές παραμέτρους που επιχειρούμε να προσεγγίσουμε, υπολογίζουμε και άλλες μετρικές που δείχνουν πιθανή ανισορροπία στον βηματισμό των ποδιών. Μια ενδεχόμενη ανισορροπία είναι σαφής ένδειξη προβληματικής βάρδισης, όπου το ένα άκρο αντιμετωπίζει πρόβλημα.

Τα  $min, max$  χρησιμοποιούνται προκειμένου να αποφύγουμε τη χρήση χαρακτηριστικών για συγκεκριμένα πόδια. Για παράδειγμα, αν ένας ασθενής έχει πρόβλημα στο αριστερό πόδι ενώ άλλος στο δεξί, είναι απαίτηση του συστήματος οι δύο αυτοί ασθενείς να ταυτίζονται στον χώρο χαρακτηριστικών (εφ' όσον μιλάμε για ταξινόμηση υγιούς – προβληματικής βάρδισης).

Καταλήγουμε έτσι σε ένα σύνολο από χαρακτηριστικά, τα οποία εμφανίζονται κατά την προβληματική βάρδιση, σύμφωνα με ιατρικές μελέτες. Πρέπει να ξεκαθαριστεί ότι ο όρος “προβληματική βάρδιση” είναι πολύ γενικός, καθώς περιλαμβάνει πολλές παθήσεις οι οποίες εκφράζονται με διαφορετικό τρόπο, οπότε επιδρούν σε διαφορετικά χαρακτηριστικά.

Θεωρούμε:

- $T_s$  = περίοδος δειγματοληψίας.
- $d_x, d_y$  οι τροχιές  $x(t)$  και  $y(t)$  για του κύκλου.
- Ο όρος  $feature_i$  αναφέρεται στο χαρακτηριστικό  $feature$  του ποδιού  $i$ .

**Λίστα χαρακτηριστικών που προκύπτουν από το Figure 34:**

1. <i>Stride length</i>	$= peak(d_x) - valley(d_x)$	(meters)
2. <i>Stride duration</i>	$= \#δειγμάτων \div T_s$	(second)
3. <i>Mean stride velocity</i>	$= \frac{stride\ length}{stride\ duration}$	(m/s)
4. <i>Mean walking base</i>	$= mean(d_y)$	(meters)
5. <i>Walking base std</i>	$=  min(d_y) - max(d_y) $	(meters)
6. <i>d_supp</i>	$= d\_supp_1 + d\_supp_2$	(% stride duration)
7. <i>Min_dsupp</i>	$= \min_i(d\_supp_i)$	(% stride duration)
8. <i>Min swing time</i>	$= \min_i(swingtime_i)$	(% stride duration)
9. <i>Min swing velocity</i>	$= \min_i(swingvel_i)$	(m/s)
10. <i>Max swing velocity</i>	$= \max_i(swingvel_i)$	(m/s)
11. <i>Step length imbalance</i>	$=  steplength_1 - steplength_2 $	(meters)
12. <i>Step time imbalance</i>	$=  steptime_1 - steptime_2 $	(seconds)
13. <i>minStSw</i>	$= \min_i(\frac{steptime_i}{swingtime_i})$	
14. <i>mxStSw</i>	$= \max_i(\frac{steptime_i}{swingtime_i})$	
15. <i>d_supp Imbalance</i>	$=  d\_supp_1 - d\_supp_2 $	
16. <i>Min_walkingbase</i>	$= \min(dy)$	(meters)

Σχολιασμός χαρακτηριστικών:

- 1,3. Ένας ασθενής λογικά δεν θα μπορεί να εκτελεί μεγάλα και γρήγορα βήματα ( πχ. λόγω γηρατειών)
- 4,16. Όσο πιο πλατύτερο το βήμα ενός ασθενούς, τόσο μεγαλύτερη η ανάγκη για σταθερότητα και ισορροπία.
- 5. Όμοια με το παραπάνω, μόνο που προστίθεται και η περίπτωση ενός άκαμπτου άκρου ή νευρολογικού προβλήματος, όπως ataxia, myopathic gait ή Hemi/Di-plegic gait, όπου το ένα άκρο εκτελεί καμπυλωτή κίνηση.
- 6,7,15 Μεγάλος χρόνος διπλής στήριξης δείχνει αδυναμία στήριξης σε κάποιο άκρο ή δυσκολία συγχρονισμού της κίνησης των κάτω άκρων.
- 8,9,10,11,12 Αν ένα άκρο είναι προβληματικό, τότε θα κινείται με διαφορετικό τρόπο (ταχύτητα, μήκος βήματος κλπ.) από το άλλο.
- 13,14: Το *steptime* είναι ο χρόνος που το πόδι βρίσκεται μπροστά από το κέντρο μάζας του σώματος, κατά την κίνησή του. Αν υπάρχει μυϊκό πρόβλημα ή τραυματισμός στο πόδι, ο ασθενής μπορεί να δυσκολευτεί να το κουνήσει μπροστά του ή να το σηκώσει ενώ βρίσκεται πίσω του.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Ανάλυση Δεδομένων & Ταξινόμηση Προτύπων Βάδισης

Έχοντας εξαγάγει τα χαρακτηριστικά της βάδιση, το επόμενο βήμα είναι η δημιουργία μοντέλων ασθενούς και υγιούς βάδισης, προκειμένου να γίνει δυνατή η παρακολούθηση της κατάστασης του ασθενούς που στηρίζεται από τον rollator.

Πολλά από τα χαρακτηριστικά που εξάχθηκαν έχουν συσχέτιση μεταξύ τους, πιθανώς όχι γραμμικά, οπότε προηγείται η εκτέλεση ενός σταδίου Factor Analysis με τη μορφή του PCA. Έπειτα, επιλέγουμε τα καλύτερα από τα γραμμικώς ανεξάρτητα καινούργια χαρακτηριστικά, με τα οποία εκπαιδεύονται GMM μοντέλα για υγιή και προβληματική βάδιση.

Η τελική ταξινόμηση πραγματοποιείται με Naïve Bayes, όπου κάθε φορά εξετάζουμε την πιθανοφάνεια όχι ενός δεδομένου, αλλά μιας ομάδας δεδομένων (δηλαδή πολλούς κύκλους βάδισης).

Στην *ενότητα 5.1* γίνεται μια εισαγωγή στις θεωρητικές μεθόδους που χρησιμοποιούνται σε αυτό το στάδιο της εργασίας.

Στην *ενότητα 5.2* αναφέρονται οι λεπτομέρειες υλοποίησης του συστήματος επεξεργασίας χαρακτηριστικών και δημιουργίας μοντέλων.

Στην *ενότητα 5.3* επεξηγείται η διαδικασία του testing νέων δεδομένων στα εκπαιδευμένα μοντέλα

## 5.1 Θεωρητικό υπόβαθρο

### 5.1.1 Ανάλυση πρωτευουσών συνιστωσών

Η Ανάλυση Πρωτευουσών Συνιστωσών (Principal Component Analysis, *PCA*) εφαρμόζει έναν ορθογώνιο μετασχηματισμό, σε ένα σύνολο δεδομένων των οποίων οι μεταβλητές μπορεί να είναι γραμμικώς συσχετισμένες, προκειμένου αυτό να μετατραπεί σε ένα διαφορετικό σύνολο δεδομένων, ίδιου μεγέθους, του οποίου όμως οι μεταβλητές είναι γραμμικώς ανεξάρτητες (ορθογώνιες). Οι καινούργιες μεταβλητές ονομάζονται Πρωτεύουσες Συνιστώσες (Principal Components, *PCs*). Ο μετασχηματισμός γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε τα *PCs* να εμφανίζονται με σειρά φθίνουσας διασποράς των δεδομένων.

Φορμαλιστικά, έστω ότι  $N$  ο αριθμός δεδομένων και  $M$  μεταβλητές στον πίνακα  $X \in R^{N \times M}$ , δηλαδή  $X = [x_1^T, \dots, x_N^T]^T$ ,  $x_n \in R^M$ . Η μέθοδος *PCA* αναζητεί έναν μετασχηματισμό

$$Y = P^T \cdot X, \text{ όπου } P \text{ ορθογώνιος } \in R^{M \times M}, P^{-1} = P^T, Y \in R^{N \times M},$$

τέτοιο ώστε οι στήλες του  $P = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_M]$ ,  $u_i \in R^M$  να είναι γραμμικώς ανεξάρτητες.

Διαισθητικά, ο  $P$  θα σχηματίζει μια ορθογώνια βάση με άξονες (δηλαδή μεταβλητές) κάθετους μεταξύ τους.

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι έκφρασης του προβλήματος εύρεσης του  $P$ , ένας από τους οποίους (ντετερμινιστικός) είναι μέσω ελαχιστοποίησης με του σφάλματος προβολής των δεδομένων στην βάση  $P$ :

$$J = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| x_n - \left( \sum_{k=1}^p y_{kn} u_k \right) \right|^2, \text{ υπό την απαίτηση } u_i^T u_i = 1$$

όπου  $y_{kn} = x_n \cdot u_k$  είναι η προβολή του δεδομένου  $x_n$  στο επίπεδο  $u_k$  και

$\hat{x}_n = \left( \sum_{k=1}^p y_{kn} u_k \right)$  είναι το ανακατασκευασμένο  $x_n$  μετά την προβολή του στον χώρο ορθογώνιων διανυσμάτων  $P$ .

Η κύρια εφαρμογή του *PCA* είναι η μείωση της διάστασης των δεδομένων, διατηρώντας όσο γίνεται περισσότερη από την διασπορά των αρχικών δεδομένων.

Με τη μείωση της διάστασης μέσω *PCA* επιτυγχάνεται:

- Μικρότερο υπολογιστικό κόστος
- Δυνατότητα οπτικοποίησης
- Πιθανή βελτίωση των αποτελεσμάτων, λόγω καλύτερης εκπαίδευσης μοντέλων (λιγότερες μεταβλητές άρα λιγότερες παράμετροι) και μεγαλύτερης αντοχής σε overfitting.



Σχόλια:

- Το PCA είναι μια μορφή Factor Analysis καθώς επιχειρεί να βρει ανεξάρτητες μεταβλητές (ή factors) τα οποία είναι υπεύθυνα για την διασπορά των δεδομένων προβλήματος, άρα και αυτές είναι που καθορίζουν το ίδιο το πρόβλημα.
- Είναι απαραίτητο τα δεδομένα, πριν το PCA να κανονικοποιηθούν (Z-normalization, δηλαδή αφαίρεση της μέσης τιμής και διαίρεση με την τυπική απόκλιση) ώστε να βρίσκονται σε παρόμοια κλίμακα, καθώς κάποια αρχική μεταβλητή μπορεί να φαίνεται ότι έχει μεγαλύτερη διασπορά και να επηρεάσει το αποτέλεσμα, ενώ απλά τα δεδομένα είναι σε άλλη κλίμακα (για παράδειγμα μια μεταβλητή σε μέτρα και η άλλη σε εκατοστά).
- Πριν κάποιο καινούργιο διάνυσμα προβληθεί στον χώρο των PCs, πρέπει να προηγηθεί Z-normalization.

### 5.1.2 Επιλογή χαρακτηριστικών

#### Ορισμός του προβλήματος:

Στο πρόβλημα επιλογής χαρακτηριστικών-μεταβλητών, καλούμαστε να διαλέξουμε το βέλτιστο σύνολο μεταβλητών υπό την έννοια ότι το με αυτό το σύνολο, το πρόβλημα ταξινόμησης έχει τη βέλτιστη επίδοση.

Το πρόβλημα είναι δύσκολο, καθώς η μεμονωμένη επίδοση των χαρακτηριστικών δεν παρέχει πληροφορία για την επίδοση του συνδυασμού τους. Για παράδειγμα, μπορεί δύο μεταβλητές να έχουν κάκιστη επίδοση όταν χρησιμοποιηθούν μόνες τους σε μια διάσταση, αλλά να διαχωρίζουν πλήρως τα δεδομένα όταν χρησιμοποιηθούν μαζί στις δύο διαστάσεις. Αυτό απεικονίζεται στο παρακάτω σχήμα:

Με βάση το παραπάνω σχόλιο, ο βέλτιστος τρόπος να βρούμε το επιθυμητό σύνολο είναι η εξαντλητική αναζήτηση σε όλα τα δυνατά ζευγάρια μεταβλητών. Αυτό είναι αδύνατον, οπότε πρέπει να χρησιμοποιηθούν άλλοι τρόποι αναζήτησης.

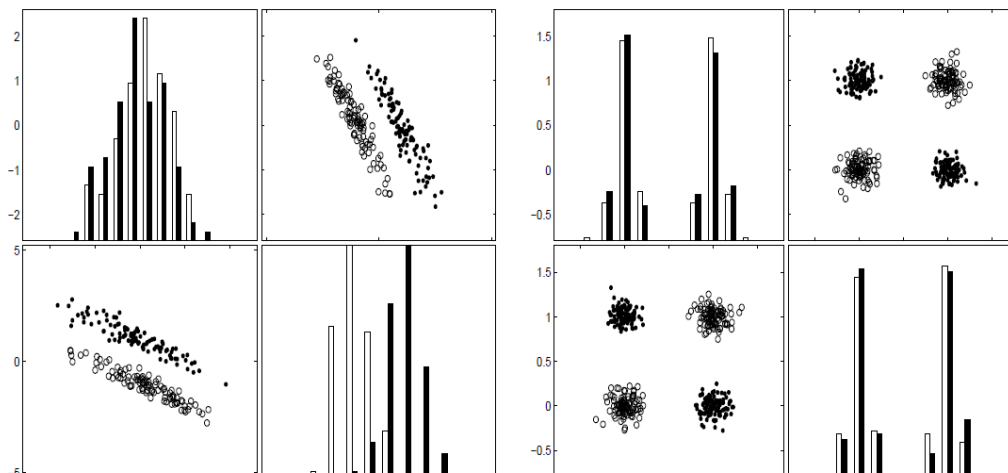


Figure 34 Συνδυασμός “κακών” μεταβλητών (από [16])

## Μέθοδοι Επίλυσης

Οι μέθοδοι αντιμετώπισης του προβλήματος επιλογής υποσυνόλου χαρακτηριστικών ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες:

- *Wrappers*, όπου ο αλγόριθμος μάθησης είναι μαύρο κουτί και γίνεται επιλογή του υποσυνόλου χαρακτηριστικών με βάση την ακρίβεια που πετυχαίνουν.
- *Filters*, όπου η αναζήτηση γίνεται χωρίς εκπαίδευση μοντέλων. Επιλογή γίνεται με βάση διάφορες μετρικές που αφορούν την καταλληλότητα των μεταβλητών.
- *Embedded*, ; όπου η επιλογή χαρακτηριστικών είναι εμφωλευμένη μέσα στον αλγόριθμο.

Στην περίπτωση των *Wrappers*, είναι σαφές ότι πρόκειται για πρόβλημα βελτιστοποίησης, με τα εξής χαρακτηριστικά:

- Τεράστιο πλήθος δυνατών τιμών, οι οποίες είναι διακριτές. Πρόκειται για το powerset του συνόλου των χαρακτηριστικών. Οπότε αν  $M$  το πλήθος των μεταβλητών, τότε το πεδίο ορισμού περιέχει  $2^M$  δυνατές λύσεις.
- Αργή επαλήθευση της συνάρτησης βελτιστοποίησης για κάθε λύση.
- Παράγωγος δεν είναι διαθέσιμη.

Χρησιμοποιούνται λοιπόν διάφοροι αλγόριθμοι αναζήτησης που πληρούν τα παραπάνω χαρακτηριστικά, όπως simulated annealing, genetic algorithms κλπ. Ευρέως χρησιμοποιούμενες είναι και κάποιες greedy στρατηγικές, όπως η Sequential Forward, Seq. Backward κλπ. Οι στρατηγικές αυτές συμβάλλουν επίσης και στην αποφυγή του overfitting.

Στη *Filter μέθοδο*, επιλέγονται οι μεταβλητές με κριτήρια όπως η συσχέτιση με την μεταβλητή πρόβλεψης και η διαχωρισιμότητα των κλάσεων, χωρίς να εκτελεστεί η ταξινόμηση. Η διαχωρισιμότητα (ή ομοιότητα) των κλάσεων μπορεί να βρεθεί μέσω KL-divergence, Bhattacharyya distance, Pearson Correlation ή άλλη μετρική απόστασης κατανομών. Οι μέθοδοι αυτή είναι πολύ αποτελεσματική υπολογιστικά, αλλά έχει το μειονέκτημα ότι μπορεί να επιλέξει redundant features, τα οποία δεν προσθέτουν επιπλέον πληροφορία όταν συνδυαστούν.

### 5.1.3 Μετρικές αποστάσεων κατανομών

Για την επιλογή χαρακτηριστικών με τη μέθοδο *Filter* που αναλύθηκε παραπάνω απαιτείται να χρησιμοποιήσουμε ορισμένες μετρικές ομοιότητας ή διαχωρισιμότητας κατανομών. Θα αναφερθούν όσες χρησιμοποιήθηκαν, ακόμα και αυτές που κρίθηκαν ακατάλληλες. Εκτός από την KL divergence, οι υπόλοιπες λαμβάνουν τιμές στο εύρος  $[0,1]$ .

Οι μετρικές αυτές αναφέρονται σε διακριτές κατανομές. Ένα ιστόγραμμα μπορεί να θεωρηθεί ως διακριτή κατανομή, όμως η KL divergence δεν γίνεται πάντα να επαληθευτεί.

Οι κατανομές υπό σύγκριση συμβολίζονται  $X = \{x_1, \dots, x_n\}, Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ , ενώ η μετρική (είτε ομοιότητας είτε διαχωρισμού) συμβολίζεται με  $d(X, Y)$ .

### Μέτρα ομοιότητας

$$\text{Pearson Correlation (Συσχέτιση): } d(X, Y) = \frac{\sum_i (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{X})^2 \sum_i (y_i - \bar{Y})^2}}$$

$$\text{Intersection: } (X, Y) = \sum_i \min(x_i, y_i) .$$

### Μέτρα διαχωρισιμότητας

$$\text{KL-divergence: } d(X, Y) = D_{KL}(X||Y) = \sum_i x_i \ln \frac{x_i}{y_i} .$$

Είναι ένα μέτρο της πληροφορίας που χάνεται όταν το  $Y$  χρησιμοποιείται σαν προσέγγιση του  $X$ . Δεν είναι συμμετρικό, καθώς γενικά  $D_{KL}(X||Y) \neq D_{KL}(Y||X)$ . Μια συμμετρική εκδοχή του είναι η  $d(X, Y) = \frac{1}{2}(D_{KL}(X||Y) + D_{KL}(Y||X))$ . Δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί πάντα ( πχ. διακριτές κατανομές χωρίς κοινό πεδίο ορισμού), καθώς υπάρχει η θεωρητική απαίτηση αν  $x_i = 0$  τότε  $y_i = 0$ .

$$\text{Chi-Square distance: } d(X, Y) = \sum_i \frac{(x_i - y_i)^2}{x_i}$$

$\text{Hellinger distance: } (X, Y) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\sum_i (\sqrt{x_i} - \sqrt{y_i})^2}$  . Απόσταση 1 επιτυγχάνεται όταν για κάθε σημείο όπου η μια είναι θετική, η άλλη να είναι μηδενική.

## 5.1.4 Gaussian Mixture Models

### Ορισμός:

Στην επιστήμη της Στατιστικής, *μοντέλο* καλείται μια συλλογή από υποθέσεις οι οποίες αφορούν τον τρόπο παραγωγής δεδομένων σε ένα πρόβλημα. Αυτό το μοντέλο εκφράζεται συνήθως με μια συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (probability density function, pdf), η οποία μας υπαγορεύει πόσο πιθανό είναι να παραχθεί μια συγκεκριμένη τιμή, δεδομένων των μεταβλητών του προβλήματος.

Έτσι λοιπόν, όταν υπάρχει ένα είδος πληθυσμού με παρόμοια χαρακτηριστικά για μοντελοποίηση, γίνεται χρήση της Gaussian pdf, η οποία “παράγει” δεδομένα κοντά σε μια συγκεκριμένη τιμή.

Όταν όμως τα δεδομένα μας είναι ένα σύνολο περισσότερων υπό-πληθυσμών, τότε γίνεται χρήση του Mixture of Gaussians ( *GMM* ), το οποίο είναι μια συλλογή, δηλ. ένα σταθμισμένο

άθροισμα, από κανονικές κατανομές. Κάθε τέτοια κατανομή ονομάζεται *component* του GMM. Αυτά τα μοντέλα καλύπτουν τις περιπτώσεις όπου υπάρχουν παραπάνω από μια διεργασίες οι οποίες παράγουν δεδομένα ενός πληθυσμού, οπότε αυτός είναι ετερογενής.

Όπως είπαμε, ένα GMM μοντέλο είναι μια υπέρθεση από Gaussians. Φορμαλιστικά λοιπόν, έχουμε:

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k), \text{ όπου } \sum_{k=1}^K \pi_k = 1 \text{ και } \pi_k \geq 0 \quad (5.1)$$

Το  $\pi_k$  μπορεί να ερμηνευθεί ως η πρότερη (prior) πιθανότητα να επιλεγεί το  $k$  component του μοντέλου.

Για την posterior πιθανότητα επιλογής του component  $k$  έχουμε (κανόνας Bayes) :

$$\gamma_k(x) = p(k|x) = \frac{p^{(k)}p(x|k)}{\sum_l p^{(l)}p(x|l)} = (\pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k)) / (\sum_{l=1}^L \pi_l N(x|\mu_l, \Sigma_l)) \quad (5.2)$$

### **Εκπαίδευση – Εκτίμηση Παραμέτρων**

Στην περίπτωση μιας Gaussian, η δημιουργία ενός μοντέλου που να περιγράφει τον πληθυσμό μπορεί να γίνει εύκολα με Maximum Likelihood estimation, καθώς υπάρχει κλειστή αναλυτική μορφή της λύσης, δηλαδή της τιμής που θα λάβουν οι παράμετροι (μέση τιμή, πίνακας συνδιακύμανσης).

Για πολλές Gaussian, απαιτείται η χρήση του αλγόριθμου EM, ο οποίος είναι κατάλληλος για την εύρεση Maximum Likelihood εκτιμήσεων σε προβλήματα που περιλαμβάνουν κρυφές μεταβλητές.

Η εκπαίδευση (εκτίμησης παραμέτρων βάσει των δεδομένων) ενός GMM μπορεί να πάρει τη μορφή ενός προβλήματος με κρυφές παραμέτρους και να λυθεί με EM, αν θεωρήσουμε το δυαδικό τυχαίο διάνυσμα  $z$ , όπου μόνο μια συνιστώσα του είναι 1 και οι υπόλοιπες 0. Με τη βοήθειά του, εκφράζουμε τις πρότερες πιθανότητες των components ως  $\pi_k = p(z_k = 1)$ . Έτσι, η (5.1) μπορεί να γραφτεί ως

$$p(x) = \sum_z p(z)p(x|z)$$

$$\text{Ενώ η (6.2): } \gamma_{k(x)} = \gamma(z_k) = p(z_k = 1|x) \quad (5.3)$$

Η λογαριθμική πιθανοφάνεια ενός GMM μοντέλου δεδομένου του πληθυσμού  $X$  είναι:

$$\ln p(X|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_n \ln \{ \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k) \} \quad (5.4)$$

Μεγιστοποιώντας την (6.4) ως προς  $\mu_k$  (με μηδενισμό της μερικής παραγώγου) έχουμε:

$$0 = -\sum_{n=1}^N \frac{\pi_k N(x_n|\mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{n=1}^N (\pi_k N(x_n|\mu_k, \Sigma_k))} \Sigma_k (x_n - \mu_k) \quad (5.5)$$

Η (6.4), με χρήση των (6.2), (6.3) γίνεται:

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_n^N \gamma(z_{nk}) x_n, \text{ με } N_k = \sum_n^N \gamma(z_{nk}) \quad (5.6)$$

Μεγιστοποιώντας την (6.4) ως προς τον πίνακα συνδιακύμανσης:

$$\Sigma_k = \frac{1}{N_k} \sum_n^N \gamma(z_{nk}) (x_n - \mu_k)(x_n - \mu_k)^T \quad (5.7)$$

Τέλος, μεγιστοποιώντας ως προς  $\pi_k$  και μετά από τις πράξεις:

$$\pi_k = \frac{N_k}{N}, \text{ όπου } N = \sum_k N_k \quad (5.8)$$

Παρ' όλο που φαίνεται να έχουμε καταλήξει σε κλειστή αναλυτική μορφή για τις παραμέτρους, αυτό δεν ισχύει καθώς οι τιμές  $\gamma(z_k)$  εξαρτώνται από τις τιμές των παραμέτρων. Οπότε για κάθε νέο υπολογισμό των παραμέτρων, η τιμές  $\gamma(z_k)$  αλλάζουν.

Τελικά, ο υπολογισμός των παραμέτρων και των κρυφών μεταβλητών είναι επαναληπτικός (όπως επιβάλλεται από τον EM) και περιλαμβάνει δύο στάδια:

- Το βήμα Expectation, όπου υπολογίζονται οι τιμές  $\gamma(z_k)$  και ουσιαστικά περιγράφουν την κρυφή μεταβλητή  $z$ .
- Το βήμα Maximization, όπου δεδομένων των  $\gamma(z_k)$  υπολογίζονται οι παράμετροι μέσω των (5.6)-(5.8)

Σε κάθε βήμα επανάληψης, η εκτίμηση των παραμέτρων βελτιώνεται. Τερματίζει μετά από προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων ή όταν η μεταβολή των παραμέτρων είναι αρκετά μικρή, οπότε και θεωρούμε ότι έχει συγκλίνει.

### 5.1.5 Πρόβλημα επιλογής μοντέλου

Όπως γνωρίζουμε, ένα κριτήριο που υποδεικνύει την ακρίβεια μοντελοποίησης ενός πληθυσμού από ένα μοντέλο είναι η πιθανοφάνεια (likelihood). Η πιθανοφάνεια ενός πληθυσμού εκφράζει πόσο πιθανό είναι να έχει παραχθεί όλος ο πληθυσμός από αυτό το μοντέλο.

Χρησιμοποιώντας πιο πολύπλοκα μοντέλα, για παράδειγμα GMM με 2 components αντί για μια Gaussian, μπορούμε να αυξήσουμε το likelihood, καθώς η καινούργια κατανομή θα “εφαρμόζει” καλύτερα στα δεδομένα. Έτσι όμως συντελείται το overfitting, δηλαδή η αδυναμία του μοντέλου να γενικεύσει σε άλλα δείγματα του ίδιου πληθυσμού.

Συνεπώς, είναι απαραίτητο ένα κριτήριο που να εξισορροπεί το likelihood ενός μοντέλου με την πολυπλοκότητά του. Ένα τέτοιο είναι το Bayesian Information Criterion (BIC, [37]), το οποίο ορίζεται ως:

$$BIC = -2 \ln(\hat{L}) + k \ln(n) \quad (5.9)$$

$\hat{L}$  = η μέγιστη τιμή της πιθανοφάνειας του μοντέλου δεδομένων των βέλτιστων παραμέτρων που την επιτυγχάνουν.

$n$  = ο αριθμός των διαθέσιμων δεδομένων για την εκπαίδευση

$k$  = ο αριθμός των παραμέτρων του μοντέλου

Το καλύτερο μοντέλο είναι αυτό με την ελάχιστη τιμή  $BIC$ . Από την (5.9) φαίνεται ότι η αύξηση των παραμέτρων του μοντέλου είναι επωφελής μόνο αν συνεπάγεται μεγάλη αύξηση στην τιμή της πιθανοφάνειας.

Το BIC αποτελεί μια προσέγγιση με ρίζες στην θεωρία πληροφορίας και δεν έχει ανάγκη test δεδομένα προκειμένου να αξιολογήσει την καταλληλότητα ενός μοντέλου. Χρησιμοποιείται κατά κόρον σε συστήματα μάθησης χωρίς επίβλεψη.

Όταν όμως έχουμε ένα σύστημα πρόβλεψης ή ταξινόμησης, πρέπει να είμαστε σε θέση να έχουμε μια εκτίμηση της αποτελεσματικότητας του μοντέλου ή του αλγόριθμού μας. Η πιο διαδεδομένη τέτοια μέθοδος είναι η Cross-Validation.

Η μέθοδος αυτή εκτιμά την ακρίβεια πρόβλεψης ενός στατιστικού μοντέλου σε δεδομένα τα οποία δεν είναι διαθέσιμα. Κατά την εκτέλεσή της, τα δεδομένα χωρίζονται σε σύνολα train και test. Γίνεται εκπαίδευση ενός μοντέλου στα train, και μετράται η ακρίβειά του στα test. Αυτή η διαδικασία εκτελείται πολλές φορές, αλλάζοντας τα περιεχόμενα των υποσυνόλων. Η τελική εκτίμηση της αποτελεσματικότητας είναι η μέση τιμή της ακρίβειας των εκτελέσεων.

Διαφορετικές μέθοδοι σύνθεσης των train και test υποσυνόλων συνιστούν τις διαφορετικές εκδοχές της μεθόδου.

Μια διάσημη εκδοχή είναι η k-fold Cross-Validation, όπου το σύνολο των δεδομένων χωρίζεται σε  $k$  τμήματα. Κάθε φορά, ένα τμήμα είναι το test set και τα υπόλοιπα συνθέτουν το train. Η διαδικασία εκτελείται  $k$ -φορές και στο τέλος λαμβάνεται ο μέσος όρος της ακρίβειας κάθε εκτέλεσης. Άλλη εκδοχή είναι η leave- $p$ -out, όπου  $p$  δεδομένα απαρτίζουν κάθε φορά το test υποσύνολο.

### 5.1.6 Δείκτες επίδοσης ταξινομητή

Το πιο συνηθισμένο μέτρο της επίδοσης ενός ταξινομητή είναι η *ακρίβεια (accuracy)*, η οποία είναι ίση με  $Accuracy = \frac{\# \text{ σωστά ταξινομημένα παραδείγματα}}{\# \text{ συνολικός αριθμός παραδειγμάτων}}$ .

Ας θεωρήσουμε ένα παράδειγμα όπου το στο σύνολο δεδομένων προς ταξινόμηση έχουμε 90 παραδείγματα της κλάσης A και 10 της κλάσης B. Τότε, ένας ταξινομητής ο οποίος έχει σαν κανόνα “ταξινόμησε τα πάντα ως A”, επιτυγχάνει ακρίβεια 90% το οποίο φαίνεται αρκετά υψηλό.

Το σύστημα αυτό όμως θα ήταν ακατάλληλο για εφαρμογή όπου τα δεδομένα που εμφανίζονται σπάνια είναι πιο σημαντικά και πρέπει οπωσδήποτε τα ταξινομηθούν σωστά, πχ. αναγνώριση απάτης σε συστήματα συναλλαγών.

Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι ανάλογα με τη φύση του προβλήματος, υπάρχει ανάγκη για επιπλέον δείκτες επίδοσης ενός ταξινομητή, για προβλήματα όμοια με το προηγούμενο παράδειγμα.

Για τέτοια προβλήματα, ονομάζουμε Positive την κλάση με λιγότερα test δεδομένα και Negative την άλλη.

Συμβολίζουμε:

$TP = \#positive \text{ παραδειγμάτων σωστά ταξινομημένων}$

$FP = \#positive \text{ παραδειγμάτων λάθος ταξινομημένων}$

$P = \#positive \text{ παραδειγμάτων}$

$TN = \#negative \text{ παραδειγμάτων σωστά ταξινομημένων}$

$N = \#negative \text{ παραδειγμάτων}$

Μερικοί δείκτες επίδοσης οι οποίοι αν συνδυαστούν δίνουν μια καλύτερη εικόνα για την ταξινόμηση:

- *Sensitivity* ή *True Positive Rate (TPR)*  $= TP/P$ , μετράει πόσο σωστά προβλέπουμε την positive κλάση. Στο παραπάνω παράδειγμα, θα ισούται με 0.
- *Specificity* ή *True Negative Rate*  $= TN/N$ , πόσο καλά προβλέπεται η negative κλάση
- *Precision*  $= TP/(TP + FP)$  μετράει κατά πόσο ο ταξινομητής είναι biased στο να προβλέπει τα testing δείγματα ως Positive.
- *F1 score*  $= 2TP/(2TP + FP + FN)$ , είναι ο αρμονικός μέσος των sensitivity και precision. Παρέχει μια ισορροπημένη εικόνα του τοπίου ταξινόμησης, λαμβάνοντας μικρή τιμή όταν η Positive κλάση δεν προβλέπεται σωστά αλλά και όταν η πρόβλεψη είναι biased προς αυτήν.

### 5.1.7 Εκτίμηση συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας με πυρήνες

Εκτός από την μοντελοποίηση με GMM, μια άλλη μέθοδος εκτίμησης της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας (σ.π.π) μιας μεταβλητής, υπάρχει και η μέθοδος kernel density estimation (KDE). Η μέθοδος αυτή είναι μη-παραμετρική και εκτιμάται κατ' ευθείαν από τα δεδομένα. Διαφέρει όμως στη φιλοσοφία από τα GMM μοντέλα, καθώς με τα GMM προσπαθούν να προσεγγιστούν οι "πηγές" παραγωγής των δεδομένων, ενώ τα KDE ουσιαστικά κάνουν ομαλοποίηση του ιστογράμματος. Θα χρησιμοποιηθούν για οπτικοποίηση και υπολογισμό αποστάσεων μεταξύ κατανομών.

Φορμαλιστικά: έστω  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  i.i.d samples από μια κατανομή με άγνωστη σ.π.π  $f$ .  
Θέλουμε να εκτιμήσουμε το σχήμα της κατανομής. Η εκτίμηση είναι :

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{n} \sum_i^n K_h(x_i - x) , \text{ όπου } K_h \text{ είναι ο πυρήνας σε κλίμακα } h$$

Ένας πυρήνας (kernel) είναι μια θετική συνάρτηση με 0 μέσο όρο και ολοκλήρωμα 1. Συνήθη παραδείγματα τέτοιων συναρτήσεων είναι η κανονική, ομοιόμορφη, τριγωνική. Το  $h$  είναι μια παράμετρος ομαλοποίησης, όπου για μεγάλη τιμή

## 5.2 Υλοποίηση συστήματος ανάλυσης και ταξινόμησης προτύπων βάδισης

Έχοντας στην διάθεσή μας λοιπόν τα χαρακτηριστικά της βάδισης, η διαδικασία δημιουργίας μοντέλων απεικονίζεται μέσω του παρακάτω σχήματος:

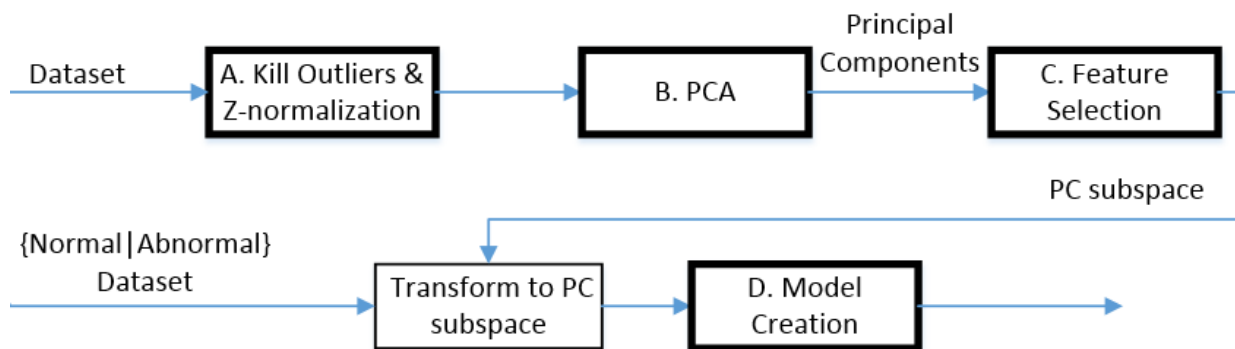


Figure 35 Επεξεργασία Χαρακτηριστικών & Δημιουργία μοντέλων

### Περιγραφή των σταδίων της διαδικασίας

#### **Κανονικοποίηση:**

Όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 5.1.1, ένα βήμα Z-κανονικοποίησης είναι απαραίτητο πριν το PCA, ώστε να μην ληφθεί υπ' όψη η κλίμακα και οι μονάδες μέτρησης των μεταβλητών.

Επιπλέον, αποβάλλουμε τα δείγματα τα οποία είναι θόρυβος. Είναι οι κύκλοι βάδισης των οποίων κάποια παράμετρος απέχει πολύ από τις υπόλοιπες. Πρόκειται για μικρά βήματα τα οποία έγιναν



κατά την εκκίνηση, το σταμάτημα ή τη διόρθωση της θέσης του χρήστη και δεν μπορούν να θεωρηθούν έγκυρα για την ταξινόμηση, καθώς μπορούν να χαρακτηρίσουν την κατάσταση του χρήστη.

### ***Επιλογή χαρακτηριστικών:***

Αφού εκτελεστεί το PCA δεν αγνοούμε τις συνιστώσες με μικρή διασπορά όπως συνηθίζεται. Ο PCA υπολογίζει τις συνιστώσες με βάση τη συνολική διασπορά των δεδομένων, χωρίς εκμεταλλεύεται τις κλάσεις. Συνεπώς, ενδέχεται τα δεδομένα σε κάποια συνιστώσα να έχουν μικρή διασπορά, αλλά οι κλάσεις να είναι διαχωρίσιμες.

Τελικά, χρησιμοποιούμε την *Filtering* μέθοδο για την επιλογή χαρακτηριστικών η οποία λόγω του μικρού υπολογιστικού της κόστους μας επιτρέπει την εξέταση όλων των συνιστωσών. Ελέγχουμε τη μετρική διαχωρισιμότητας των κλάσεων για κάθε άξονα και επιλέγουμε αυτές με τα καλύτερα scores. Οι μετρικές που χρησιμοποιούνται και συγκρίνονται είναι η Chi-Squared και η Intersection (δείτε ενότητα 5.1.3).

### ***Δημιουργία μοντέλων:***

Όπως αναφέρθηκε, η υγιής και η προβληματική βάδιση μοντελοποιούνται με χρήση GMMs. Ο λόγος χρήσης τους έναντι κάποιου άλλου μοντέλου είναι ότι, όπως αναφέρθηκε στην [Ενότητα 2.2.1](#), η προβληματική βάδιση περιλαμβάνει πολλά διαφορετικά είδη κινητικών ανωμαλιών που εκφράζονται διαφορετικά στα χαρακτηριστικά της βάδισης ([Ενότητα 4.3](#)). Συνεπώς, υπάρχουν περισσότερες από μια φυσικές διεργασίες οι οποίες παράγουν ετερογενείς υπο-πληθυσμών. Αντίστοιχα, τα δεδομένα της υγιούς βάδισης ενδέχεται να είναι από υγιείς ομάδες με διαφορετικά χαρακτηριστικά.

Η εκπαίδευση των GMMs γίνεται με δοκιμή αυξανόμενου αριθμού από mixture components ( $k$ ) και κρατείται το μοντέλο με το καλύτερο BIC score. Προσοχή πρέπει να ληφθεί στην αρχικοποίηση των κέντρων. Εμείς εκτελούμε πολλές φορές την εκπαίδευση, με διαφορετική αρχικοποίηση, και επιλέγεται το μοντέλο με την καλύτερη πιθανοφάνεια (για το ίδιο  $k$ ). Η απλή αυτή υλοποίηση ενέχει κινδύνους σύγκλισης που μπορεί να οδηγήσουν σε κακή εκπαίδευση του μοντέλου, γι' αυτό χρειάζονται πολλές επαναλήψεις.

Τα μοντέλα που δοκιμάζουμε είναι τριών ειδών:

- Περιθώριες GMM, οπότε το συνολικό likelihood προκύπτει από το γινόμενο των επιμέρους. Με αυτόν τον τρόπο:
  1. (-) Χάνουμε την επιπλέον πληροφορία της από κοινού κατανομής των μεταβλητών, η οποία μπορεί να καθιστά τις κλάσεις περισσότερο διαχωρίσιμες. Επειδή όμως οι μεταβλητές είναι γραμμικά ανεξάρτητες μετά το PCA, το φαινόμενο αυτό ενδέχεται να μετριάζεται.
  2. (+) Πολύ γρηγορότερη εκπαίδευση

3. (+) Μια πολυδιάστατη GMM κατανομή περιέχει μεγάλο αριθμό παραμέτρων για εκτίμηση<sup>1</sup>. Έτσι, καθίσταται δύσκολη η αποτελεσματική εκπαίδευση αν το σύνολο εκπαίδευσης δεν είναι μεγάλου μεγέθους (στην εργασία αυτή το σύνολο δεδομένων των ασθενών για επαλήθευση είναι σχετικά μικρό, λιγότερο από 400 δείγματα).
  - Πολυδιάστατες GMM με διαγώνια μητρώα συνδιακύμανσης για πιο εύρωστη εκπαίδευση
  - Πολυδιάστατες GMM με πλήρη μητρώα συνδιακύμανσης, για πιο λεπτομερή μοντελοποίηση αλλά κίνδυνο κακής εκπαίδευσης.

### 5.3 Ταξινόμηση νέων προτύπων

Η ταξινόμηση πραγματοποιείται με τη μέθοδο Naïve Bayes. Αν συμβολίσουμε τις δύο κλάσεις σαν  $c_1, c_2$ , και το δείγμα προς ταξινόμηση είναι το  $x$ , τότε:

$$(class(x) = c_i) \leftrightarrow (i = \operatorname{argmax}_j p(x|c_j)p(c_j)), \text{ για } j = 1, 2$$

Θα γίνει κατά κόρον χρήση των περιθώριων κατανομών GMM, σαν πρώτο στάδιο, οπότε σε αυτήν την περίπτωση η πιθανοφάνεια υπολογίζεται ως εξής (έχουμε  $D$  διαστάσεις):

$$p(x|c_j) = \prod_d p_d(x^{(d)}|c_j), \text{ όπου } p_d(x^{(d)}|c_j) = f(x^{(d)}, \mu_j^{(d)}, \sigma_j^{(d)}), \mu_j^{(d)}, \sigma_j^{(d)} \in R, j = 1, 2$$

Στο σύστημά μας αγνοούμε τις πρότερες πιθανότητες  $p(c_j)$ , θεωρώντας τις όλες  $\frac{1}{2}$ . Ο λόγος είναι ότι η πρότερη πιθανότητα εκφράζει μια αρχική γνώση για το περιβάλλον του πειράματος. Αυτή προέρχεται από την συλλογή του συνόλου εκπαίδευσης, που συνήθως πραγματοποιείται σε περιβάλλον πολύ παρόμοιο. Η συλλογή των δικών μας δεδομένων έγινε σε τυχαίο περιβάλλον, οπότε η γνώση μας για το περιβάλλον δοκιμής είναι άγνωστο. Αν είχαμε πρόβλημα διάκρισης μεταξύ των ασθενειών, τότε θα είχε νόημα να τις συμπεριλάβουμε, διότι κάποιες ασθένειες είναι πιο σπάνιες από άλλες.

Ένα δείγμα είναι ουσιαστικά ένας κύκλος βάρδιας. Ο γιατρός όταν ελέγχει τον ασθενή για να διαγνώσει το είδος του προβλήματος ζητάει από τον ασθενή να κάνει παραπάνω βηματισμούς. Ενδέχεται για παράδειγμα αυτός ο ασθενής να πραγματοποιήσει και κάποια υγιή.

Στο σύστημά μας λοιπόν η εξέταση των δεδομένων, δηλαδή των βημάτων ενός ασθενούς, πραγματοποιείται σε ομάδες (testing sample set) και όχι σε μεμονωμένα δείγματα. Συμβολίζουμε το test sample set σαν:

$$s = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}, x_i \in R^D, (D \text{ is the number of features})$$

<sup>1</sup> Για  $J$  components και  $D$  διαστάσεις, ο αριθμός παραμέτρων προς εκτίμηση είναι  $(J-1) + D + D(D+1)/2$ . Οπότε για  $J=3$  &  $D = 4$  έχουμε 16 παραμέτρους

Η πιθανοφάνεια  $p(s|c_i)$  υπολογίζεται με δύο τρόπους:

- **Maximum Likelihood (ML):** Θεωρούμε ότι το σύνολο  $s$  προέρχεται από μια κατανομή η οποία χαρακτηρίζει τον συγκεκριμένο ασθενή (κάθε ασθενής έχει διαφορετική βάδιση, λόγω άλλων φυσικών χαρακτηριστικών ή ασθένειας). Εκτιμούμε αυτήν την κατανομή με μεγιστοποίηση πιθανοφάνειας και έτσι έχουμε την  $\hat{p}_{s,ML}(x)$ . Τελικά, η πιθανοφάνεια υπολογίζεται ως η απόστασή της από την κατανομή  $c_i$ :  $p(s|c_i) \equiv d(\hat{p}_{s,ML}(x), p_{c_i}(x))$ . Η μετρική απόστασης-ομοιότητας που καταλήγουμε να χρησιμοποιούμε είναι το Intersection.
- **Joint Likelihood (JL):** Θεωρούμε ότι τα  $x_i$  αποτελούν i.i.d<sup>2</sup> δείγματα κάποιας από τις δεδομένες κλάσεις. Έτσι, βρίσκουμε την κλάση από την οποία έχουν προέλθει, μέσω του γινομένου των πιθανοφανειών τους:  $p(s|c_i) = p(\{x_1, \dots, x_N\}|c_i) = \prod_{n=1}^N p(x_n|c_i)$

Σχηματικά, η αποτίμηση της πιθανοφάνειας με βάση τις δύο αυτές μεθόδους απεικονίζεται παρακάτω. Φαίνονται τα σημεία όπως αποτιμώνται στις κατανομές των κλάσεων (JL), καθώς και η testing κατανομή που σχηματίζεται (ML).

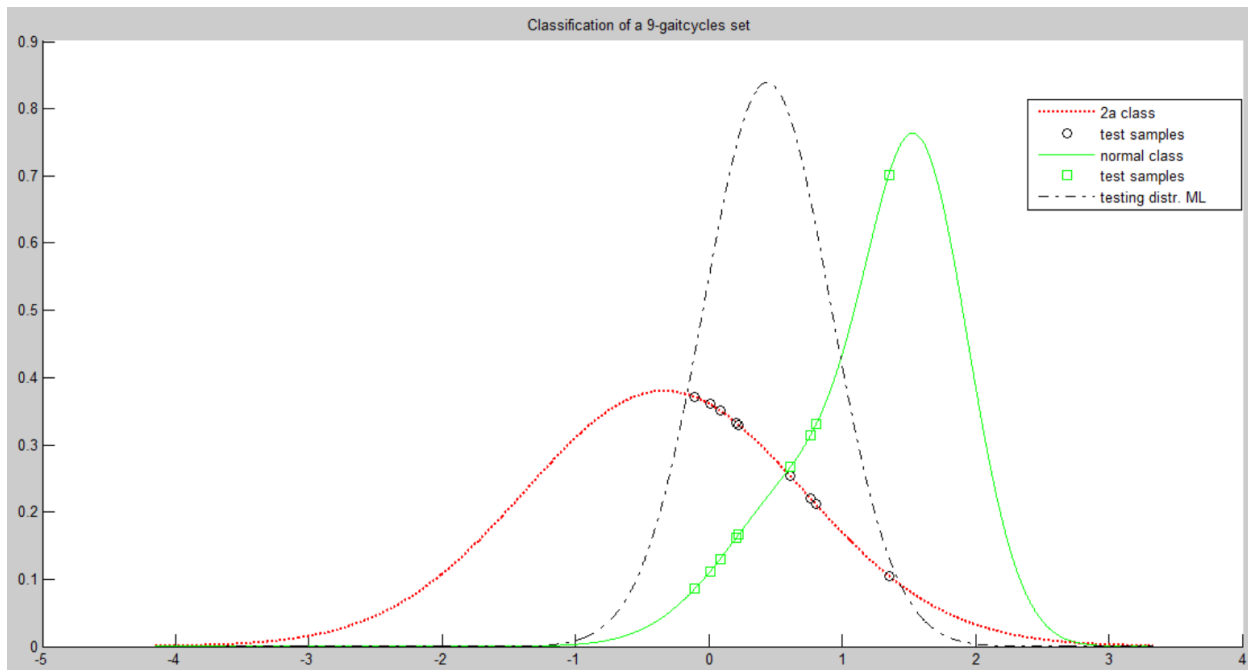


Figure 36 Παράδειγμα ταξινόμησης με τις δύο μεθόδους

Το στάδιο αυτό θα υποδείξει ποιοι συνδυασμοί μεταβλητών αντιμετωπίζουν καλύτερα το πρόβλημα. Έπειτα, με βάση αυτούς τους συνδυασμούς, θα εκπαιδύσουμε τις αντίστοιχες πολυδιάστατες GMMs, προκειμένου να αποφανθούμε για το καθολικά βέλτιστο μοντέλο. Η

<sup>2</sup> Independent and identically distributed, δηλαδή οι μεταβλητές που τις χαρακτηρίζουν έχουν ίδια κατανομή και είναι ανεξάρτητες, δηλαδή η πραγματοποίηση του ενός δεν έχει καμία επίδραση στην πραγματοποίηση του άλλου.

ταξινόμηση σε αυτή την περίπτωση θα γίνει αποκλειστικά με την JL μέθοδο, λόγω της δυσκολίας εκπαίδευσης πολυδιάστατης κατανομής από πολύ λίγα δείγματα.

Όπως ειπώθηκε, η ταξινόμηση γίνεται με Naïve Bayes, χρησιμοποιώντας GMM κατανομές. Οι λόγοι γι' αυτή την επιλογή είναι:

- Για να καταστεί δυνατός ο υπολογισμός της πιθανοφάνειας με ένα σύνολο δεδομένων και να έχει αντίκρισμα στη διαίσθηση
- Για να δοθεί έμφαση στα χαρακτηριστικά που βελτιώνουν την επίδοση και όχι στον αλγόριθμο ώστε να μελετήσουμε την συμβολή και τη σημασία τους
- Διότι το επόμενο στάδιο είναι η μοντελοποίηση των ασθενών κλάσεων και η μελέτη των αποστάσεων μεταξύ τους

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Πειραματικά Αποτελέσματα

Έχοντας περιγράψει τα συνολικό σύστημα, απομένει η παρουσίαση των αποτελεσμάτων στα δεδομένα μας, προκειμένου να διαπιστωθεί η αποτελεσματικότητα των υποσυστημάτων και των παραδοχών και προσεγγίσεων που έγιναν.

Στην διάθεσή μας είχαμε 2 σετ δεδομένων, τα οποία θα εξυπηρετήσουν διαφορετικούς σκοπούς.

- Δεδομένα ασθενών πάνω στο GAITRite σύστημα, οι οποίοι βρίσκονται υπό στήριξη. Θα χρησιμοποιηθούν για επαλήθευση της επίδοσης των σταδίων παρακολούθησης και εξαγωγής παραμέτρων.
- Δεδομένα από υγιή και ασθενή υποκείμενα, με τα οποία θα κατασκευαστούν μοντέλα υγιούς και ασθενούς βάρδισης, ώστε να διαπιστωθεί αν μπορεί να λυθεί το πρόβλημα της ταξινόμησης ενός ασθενούς από ελλιπή πληροφορία που παρέχεται από ένα μόνο αισθητήρα σάρωσης laser. Έπειτα, θα αξιολογηθεί η συμβολή των παραμέτρων που εξήχθησαν, ενώ θα δοκιμαστούν τα μοντέλα υπό συνθήκες όπου δεν υπάρχει στήριξη ή η βάρδιση περιλαμβάνει πολύπλοκες κινήσεις σε κλειστό χώρο.

Η δομή λοιπόν του κεφαλαίου έχει ως εξής:

Στην ενότητα 6.1, γίνεται περιγραφή των δεδομένων στη διάθεσή μας.

Στην ενότητα 6.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από τη σύγκριση των παραμέτρων που εξάγονται από το σύστημά μας με το ground truth που παρέχεται από το GAITRite, όπου διαπιστώνονται και αιτιολογούνται τυχόν αποκλίσεις που προκύπτουν λόγω των περιορισμών του συστήματός μας. Ακολουθεί αξιολόγηση και σχολιασμός των παραμέτρων που εξάγονται για τα δεδομένα ασθενούς και υγιούς βάρδισης.

Στην ενότητα 6.3 γίνεται περιγραφή και παρουσίαση των πειραμάτων ανάλυσης δεδομένων και ταξινόμησης και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων

## 6.1 Περιγραφή των δεδομένων

Αρχικά πρέπει να διευκρινιστεί ότι για όλα τα δεδομένα όπου ο χρήστης στηρίζεται ο rollator είναι παθητικός, δηλαδή μόνο ο χρήστης είναι υπεύθυνος για την κίνησή του και όχι κάποιος νόμος ελέγχου. Επίσης, τα δεδομένα αφορούν μονάχα τις μετρήσεις του αισθητήρα. Δεν χρησιμοποιούμε την οδομετρία, καθώς θέλουμε να πετύχουμε ταξινόμηση με την ελάχιστη πληροφορία.

### **GAITRite Data:**

Κάθε ασθενής χρησιμοποιεί τον rollator με τον αισθητήρα, περπατώντας ευθεία πάνω στην επιφάνεια του GAITRite. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούμε να συγκρίνουμε τις τιμές των βασικών παραμέτρων βάρδισης που εξάγουμε με τις πραγματικές τους τιμές.

Το σετ αυτό περιλαμβάνει 5 ασθενείς, καθένας από τους οποίους εκτελεί περίπου 8 κύκλους βάρδισης. Η συχνότητα δειγματοληψίας του αισθητήρα laser είναι 36 Hz.

Τα δεδομένα επαλήθευσης περιλαμβάνουν διάφορες τιμές και παραμέτρους, που απορρέουν από τους χρόνους και τα σημεία επαφής των ποδιών. Εξάγονται ανά κύκλο, δηλαδή το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί ανάμεσα σε δύο επαφές της πτέρνας για το ίδιο πόδι. Επίσης, υπάρχουν και οι μέσες τιμές των παραμέτρων για ολόκληρη τη δοκιμή κάθε ασθενούς.

### **Normal-Abnormal Gait Data**

Το σετ χωρίζεται αρχικά σε δύο μέρη:

- Τα **δεδομένα υγιών νέων**, δηλαδή δοκιμές του συστήματος, που περπατάνε στηριζόμενοι στον rollator, σε ευθεία πορεία και με αισθητήρα συχνότητας δειγματοληψίας  $F_s = 18 \text{ Hz}$ .
- **Δεδομένα ασθενών** μεγαλύτερης ηλικίας, οι οποίοι έχουν διαφορετικές παθήσεις και των οποίων η κατάσταση στην κλίμακα GARS<sup>3</sup> είναι 1 – 2 . Οι ασθενείς καλούνται να περπατήσουν σε διαφορετικά σενάρια, όπου το σύστημα χρησιμοποιείται με ελαφρά διαφορετικό τρόπο. Ο αισθητήρας που χρησιμοποιήθηκε σε αυτά τα δεδομένα λειτουργεί σε συχνότητα  $F_s = 18 \text{ Hz}$ .

---

<sup>3</sup> Gait Abnormality Rating Scale ([43]) είναι μια κλίμακα που υποδηλώνει το ρίσκο πτώσης ενός ατόμου αν περπατήσει χωρίς στήριξη. Η τιμή εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά της βάρδισης και τοποθετείται στο εύρος [0(ελάχιστο) – 3(μέγιστο)]

Τα δεδομένα απεικονίζονται σχηματικά παρακάτω:

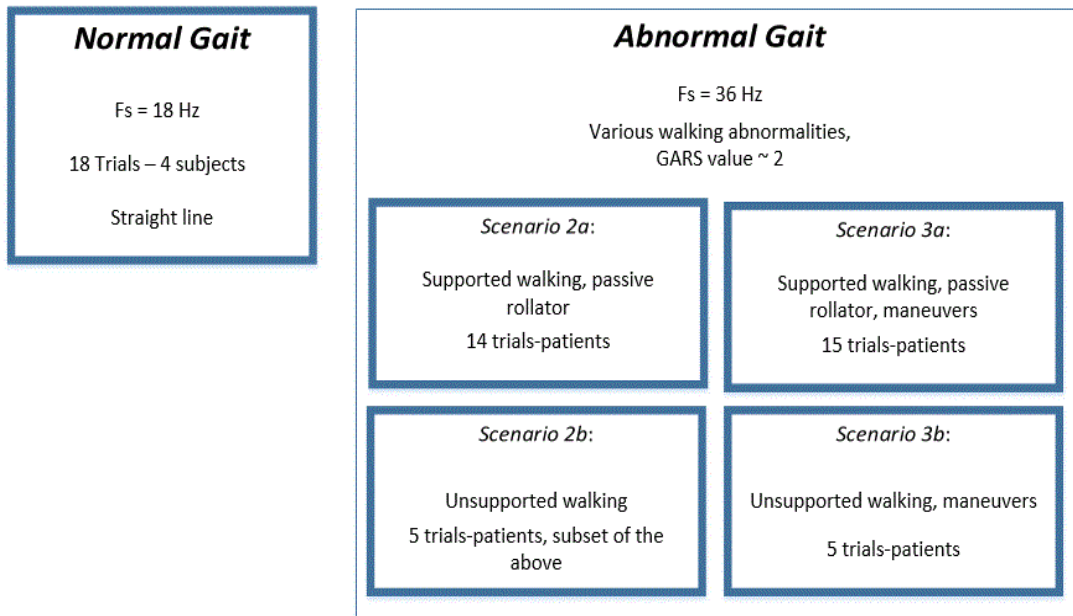


Figure 37 Διαθέσιμα δεδομένα για την ταξινόμηση

Πρέπει να σημειωθεί ότι στα σενάρια όπου δεν υπάρχει στήριξη, με τον rollator δηλαδή να κινείται σε μια απόσταση μπροστά από τον ασθενή, συμμετέχουν μόνο αυτοί οι οποίοι έχουν τη δυνατότητα να περπατήσουν χωρίς στήριξη.

## 6.2 Αποτελέσματα εξαγωγής παραμέτρων

Κατ' αρχήν, με δεδομένο το dataset υγιών χρηστών, η τιμή του κατωφλίου απόστασης στον άξονα x που προκύπτει από τον γενετικό αλγόριθμο είναι 1.04 cm, το οποίο φαίνεται μικρό αλλά δικαιολογείται αν θυμηθούμε ότι ο αισθητήρας είναι τοποθετημένος στο κνήμη, που δεν ακολουθεί όλη την κίνηση του πέλματος.

### 6.2.1 Σύγκριση χαρακτηριστικών βάρδισης

Παρουσιάζουμε παρακάτω τα **ιστογράμματα για τα δεδομένα των σεναρίων 2a και Normal**, προκειμένου να δούμε εποπτικά ποια χαρακτηριστικά διαφοροποιούνται σε ασθενείς και υγιείς χρήστες που στηρίζονται σε rollator. Τα χαρακτηριστικά είναι τα 13 πρώτα αυτά που εξήχθησαν στην [Ενότητα 4.3](#) (σελ. 57), λόγω γραμμικών συσχετισμών τους οποίους θέλουμε να αποφύγουμε.

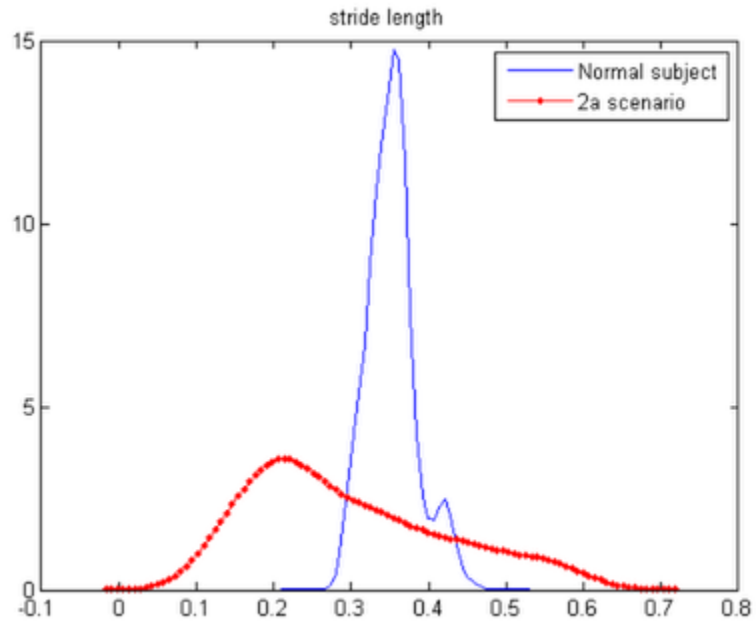


Figure 38 Stride length

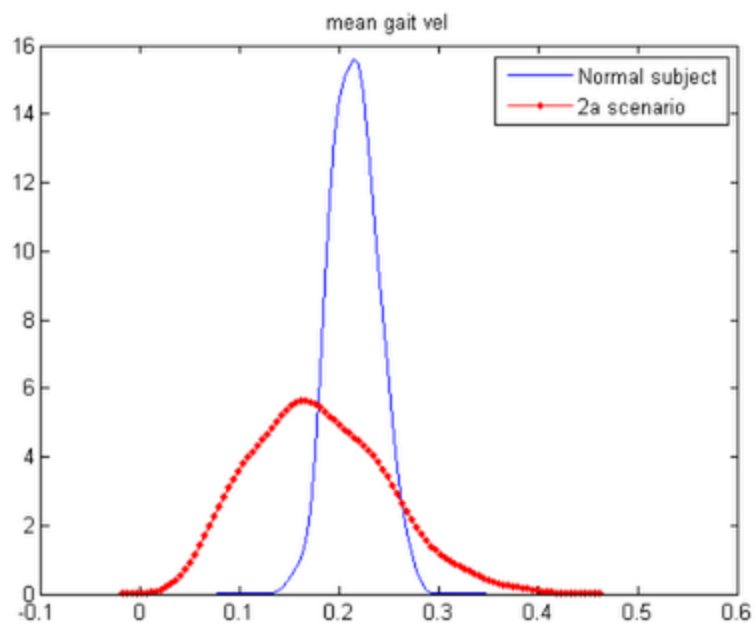


Figure 39 Mean gait velocity



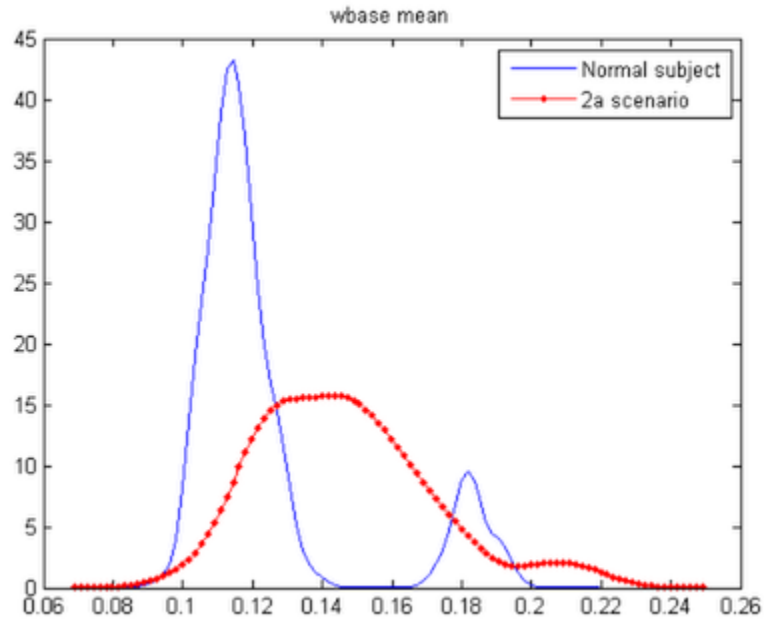


Figure 40 Mean walking base

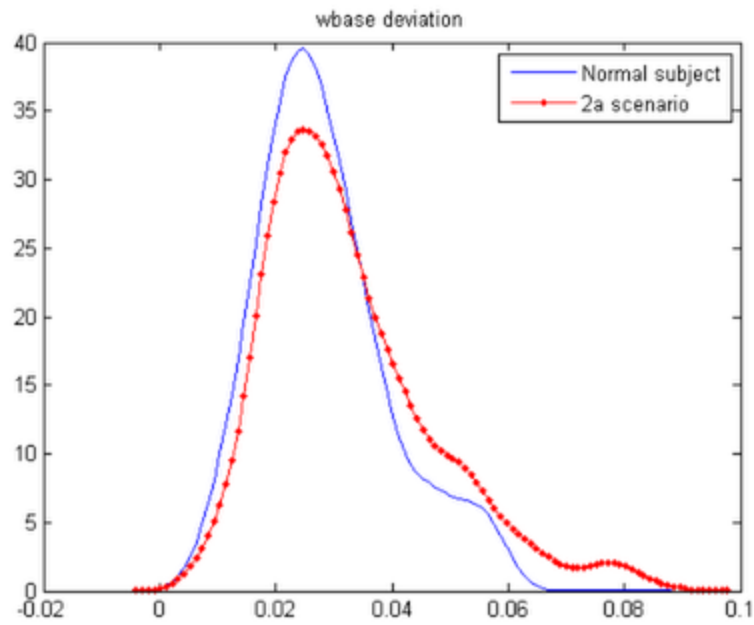


Figure 41 wbase deviation

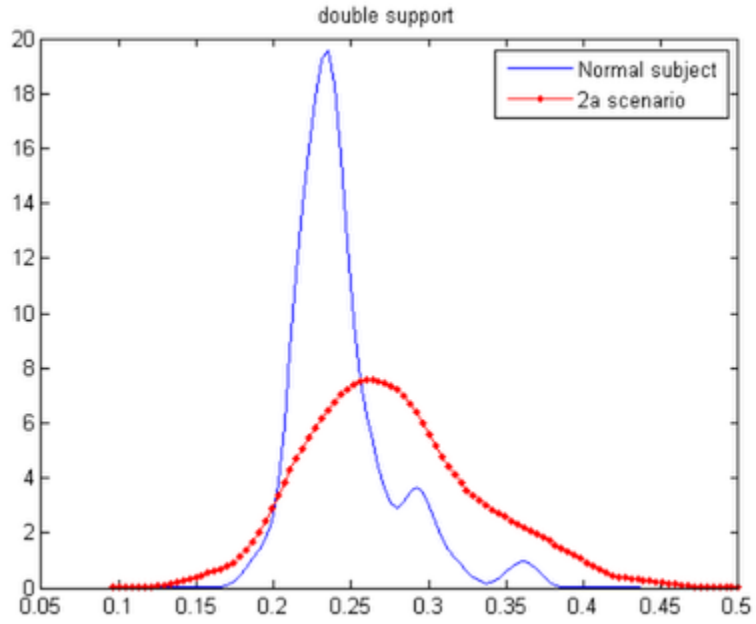


Figure 42 double support indicator

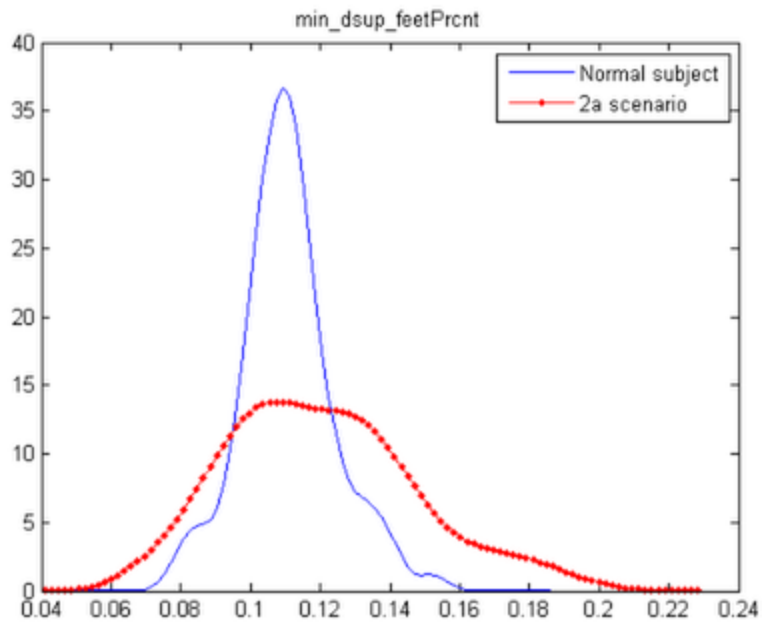


Figure 43 minimum double support of a feet

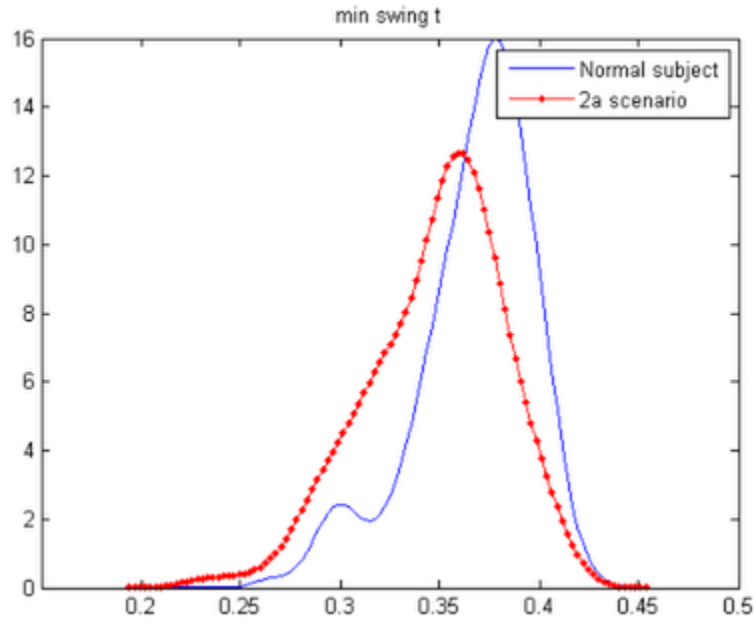


Figure 44 minimum swing time of a feet

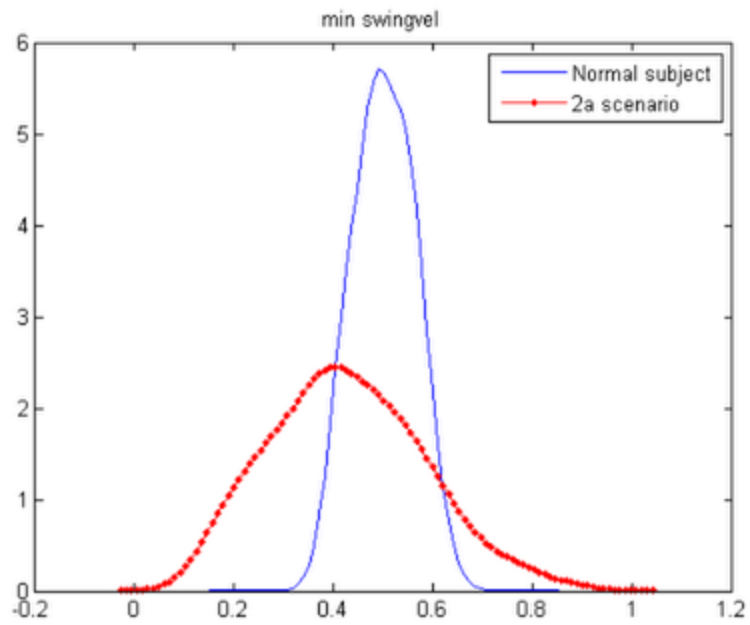


Figure 45 minimum swing velocity of a feet

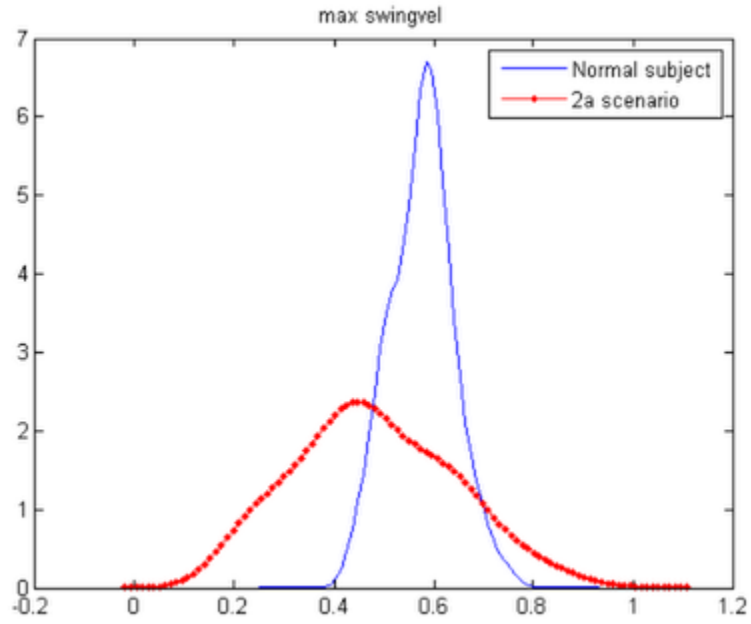


Figure 46 maximum swing velocity of a feet

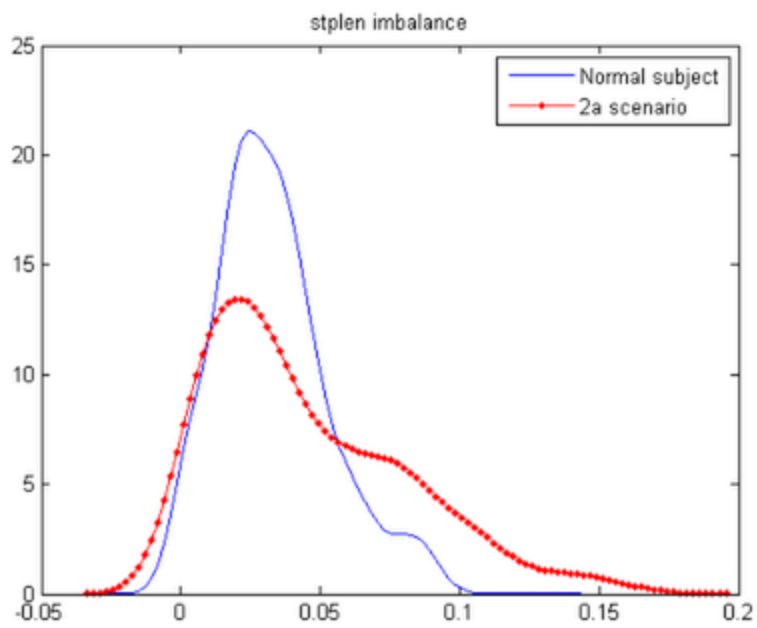


Figure 47 step length imbalance

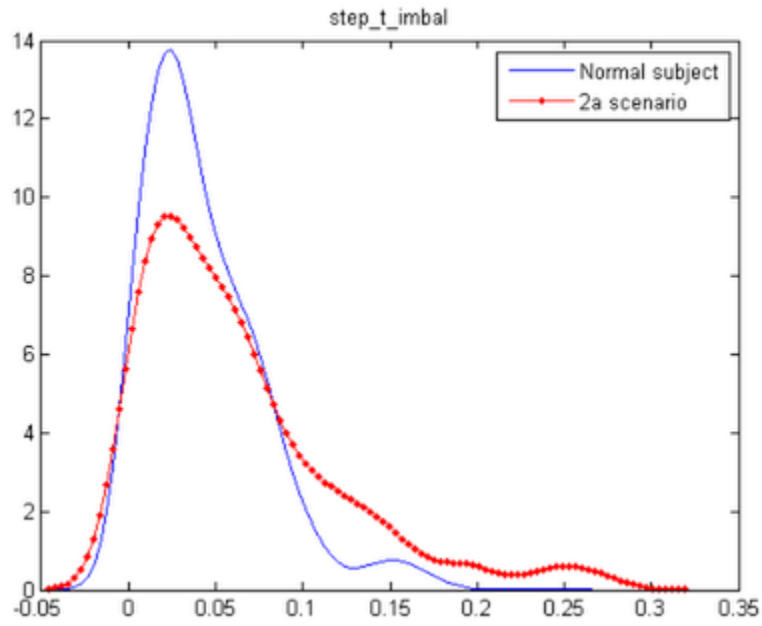


Figure 48 step time imbalance

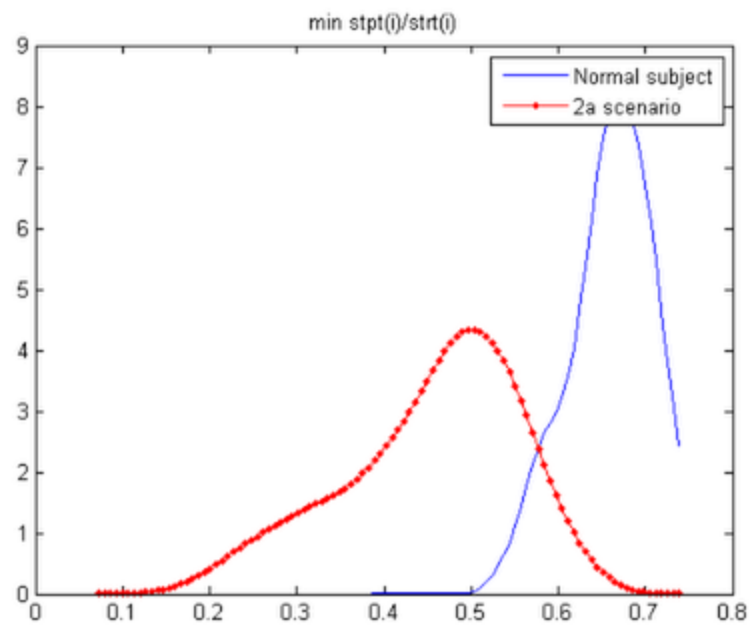


Figure 49 minimum steptime/stridetime

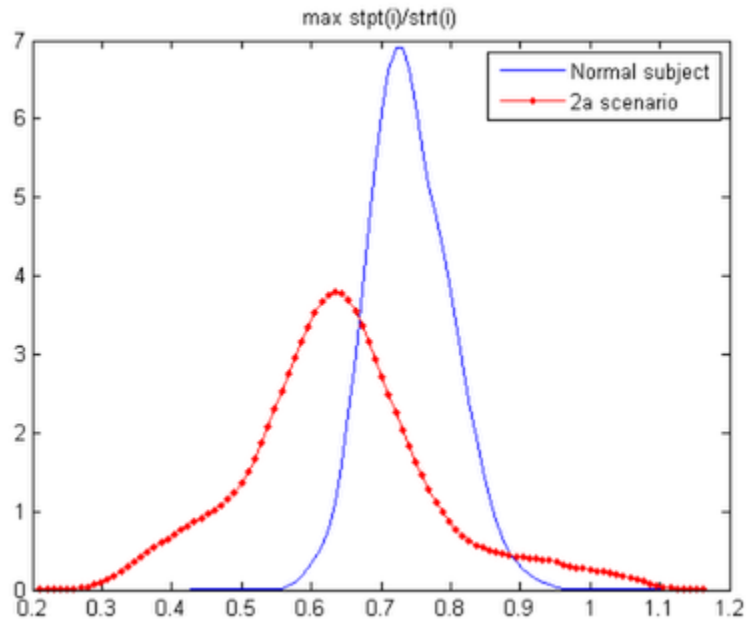


Figure 50 maximum steptime/stridetime

Πριν γίνει σχολιασμός των χαρακτηριστικών, πρέπει να τονιστούν δύο σημαντικά στοιχεία:

- Η υποστήριξη με rollator βοηθά έναν ασθενή, ώστε η βάδισή του να βελτιωθεί, δηλαδή να φαίνεται πιο κανονική ([11]).
- Όπως προαναφέρθηκε, οι ασθενείς, με βάση τα κριτήρια επιλογής τους στα πειράματα, παρουσιάζουν μικρή έως μέτρια κινητική αδυναμία (mild to moderate mobility impairment).

Υπό αυτό το πρίσμα, υπάρχουν μεταβλητές που θα περίμενε κανείς να διαφοροποιούνται αρκετά αλλά είναι παρόμοιες. Παρατηρήσεις που μπορούν να γίνουν:

1. Οι μεταβλητές ασυμμετρίας βάδισης δεν διαφοροποιούνται (step time imbalance, step length imbalance, double support imbalance), παρ' όλο που είναι χαρακτηριστικό της ασθενούς βάδισης. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι στο dataset δεν υπάρχουν ασθενείς με έντονα τραύματα ή προβλήματα στο ένα άκρο και αν υπάρχουν αυτά είναι μικρής κλίμακας και διορθώνονται κατά την υποβοήθηση.
2. Το walking base deviation είναι ταυτόσημο, οπότε μάλλον δεν υπάρχει ασθενής με άκαμπτο άκρο ή με ασθένεια που να παραπατάει. Το mean walking base όμως είναι μεγαλύτερο, δείχνοντας έτσι την ανάγκη των ασθενών για επιπλέον στήριξη.
3. Το double support, που είναι σημαντική μεταβλητή, διαφοροποιείται λίγο, δηλαδή διορθώνεται με τον rollator.

4. Στις υπόλοιπες μεταβλητές, παρατηρούμε πολύ μεγάλο εύρος τιμών για την ασθενή κλάση, και πολύ μικρή για την υγιή. Αυτό μπορεί να σημαίνει πιθανώς ότι οι ασθενείς βρίσκονται σε τέτοια κατάσταση ώστε τα βήματά τους να είναι πολύ διαφορετικά κατά τη διάρκεια ενός trial ή ότι η ασθενής κλάση περιλαμβάνει μεγάλο εύρος παθήσεων.
5. Μια ενδιαφέρουσα μεταβλητή είναι ο χρόνος βήματος προς τον χρόνο κίνησης του ποδιού, δηλαδή ο λόγος του χρόνου που το πόδι βρίσκεται μπροστά από το σώμα, μετά το Midswing, προς τον χρόνο swing (δύο τελευταίες μεταβλητές). Οι ασθενείς έχουν μικρότερο αυτό τον λόγο από τους υγιείς, δείχνοντας έτσι την αδυναμία που έχουν ώστε να βάλουν δύναμη και να στηριχθούν στο ένα άκρο τους.
6. Η ισορροπημένη βάδιση, μαζί με την γενικά μικρή ταχύτητα κινήσεων και την παρατήρηση 4 οδηγεί στο συμπέρασμα ότι μια μερίδα των ασθενών έχει παθήσεις σχετιζόμενες με γηρατειά.
- 7.

Θα επιχειρήσουμε τώρα να διαγνώσουμε ποια χαρακτηριστικά της βάδισης μεταβάλλονται με τη χρήση του rollator, **συγκρίνοντας τα ιστογράμματα των κοινών ασθενών στα δεδομένα των σεναρίων 2a, 2b**. Τα οποία ενδέχεται να μην είναι τόσο εμφανή δεδομένου ότι trial χωρίς υποστήριξη πραγματοποιούν μόνο όσοι ασθενείς είναι σε καλύτερη κατάσταση.

Ο παραπάνω ισχυρισμός διαπιστώνεται και από τα γραφήματα. Παρατηρήσεις που μπορούν να γίνουν:

- a. Το walking base, που είναι σημαντικό για την ισορροπία του ασθενούς, είναι ελαφρώς μεγαλύτερο όταν δεν υπάρχει στήριξη στον rollator
- b. Το double support είναι ελαφρά μεγαλύτερο στο σενάριο χωρίς στήριξη, που είναι λογικό διότι ο ασθενής πρέπει να ρυθμίσει την ισορροπία του και να σιγουρέψει το βήμα του.
- c. Οι μεταβλητές ασυμμετρίας δεν διαφοροποιούνται, δείγμα ότι οι ασθενείς πιθανώς να μην έχουν ασθένειες που επηρεάζουν το ένα άκρο μόνο.
- d. Οι μεταβλητές μήκους και χρόνου βάδισης έχουν μικρότερη διασπορά στο unsupported, γεγονός που δείχνει την προσπάθεια και προσοχή του ασθενούς να κάνει πιο σίγουρα βήματα όταν δεν υποστηρίζεται.

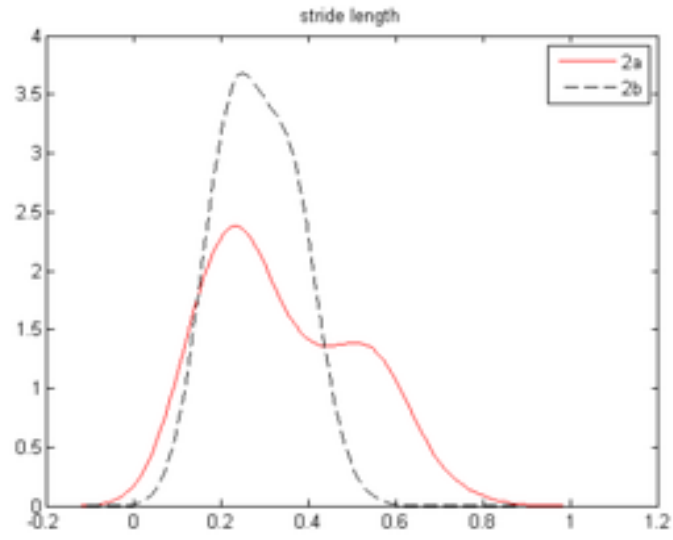


Figure 51 Stride length, 2a vs 2b

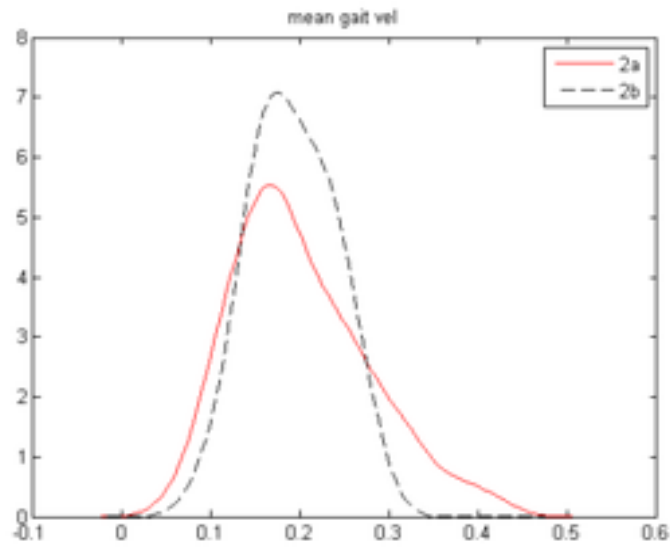


Figure 52 Mean gait velocity 2a vs 2b



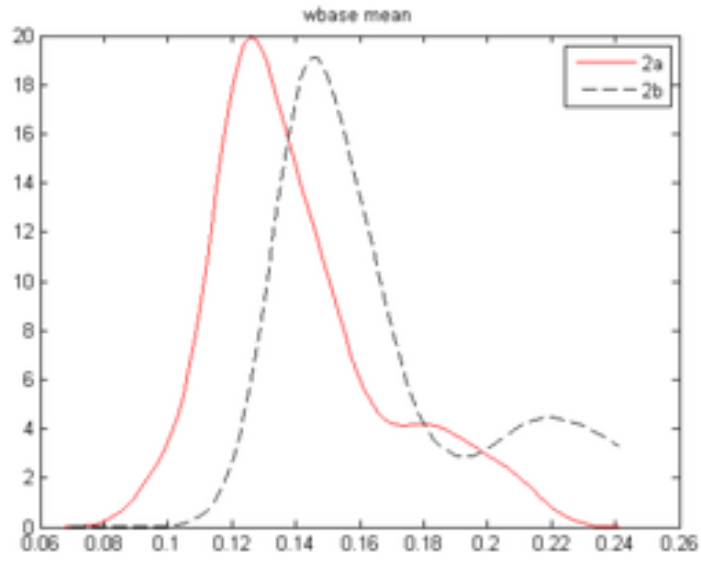


Figure 53 walking base mean 2a vs 2b

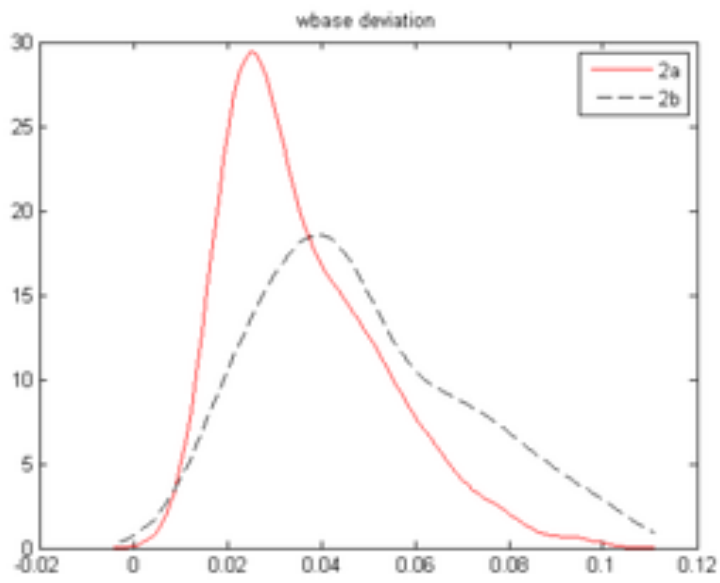


Figure 54 walking base deviation 2a vs 2b

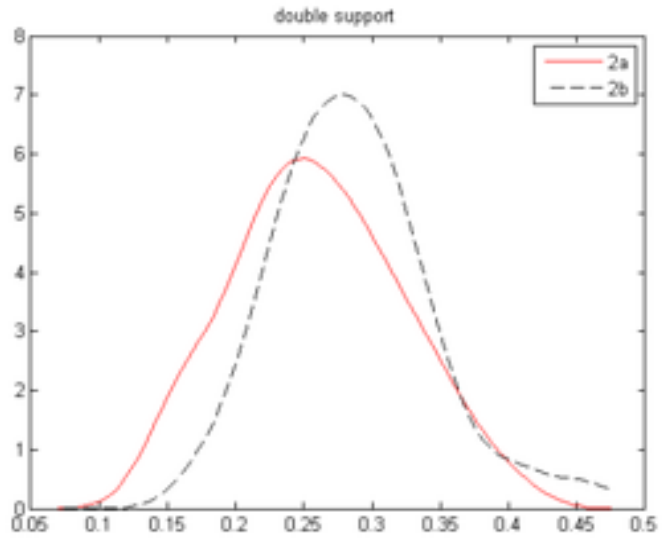


Figure 55 double support indicator 2a vs 2b

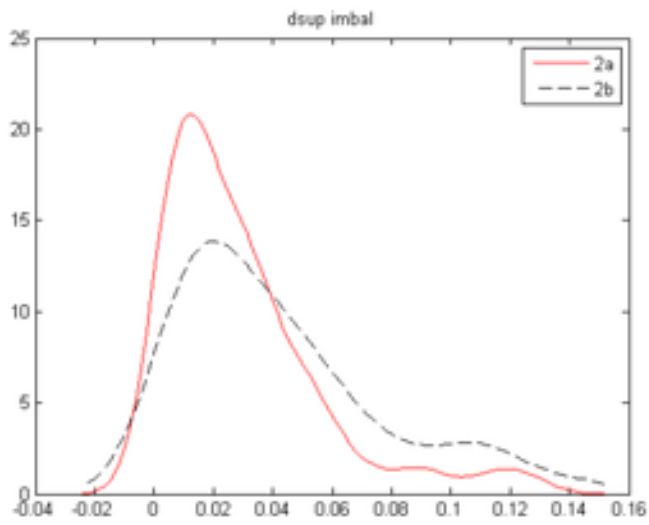


Figure 56 double support imbalance 2a vs 2b

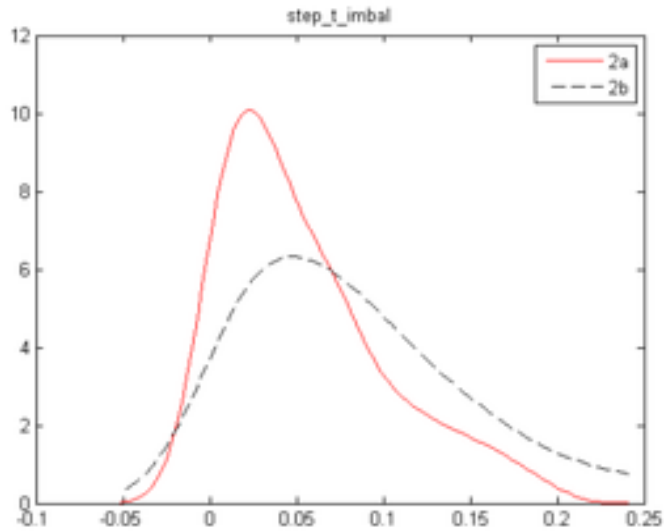


Figure 57 step time imbalance 2a vs 2b

### 6.2.2 Επαλήθευση παραμέτρων με χρήση του GAITRite

Η επαλήθευση γίνεται συγκρίνοντας τις παρακάτω βασικές παραμέτρους:

1. Stride length, (m)
2. Διάρκεια κύκλου (second)
3. Μέση ταχύτητα κατά τη διάρκεια του κύκλου (m/s)
4. Ποσοστό χρόνου διπλής στήριξης
5. Πλάτος βάδιση (m): Μετράται ως η απόσταση των ποδιών στον κάθετο άξονα τη στιγμή όπου το ένα πόδι προσπερνά το άλλο.

Ένα ζήτημα που ανακύπτει είναι η αντιστοίχιση των κύκλων βάδισης που εξάγονται από το GAITRite με αυτούς του συστήματός μας, καθώς στο τελευταίο κάθε κύκλος ξεκινά από το midswing αντί για το initial swing. Γενικά, έχουν αφαιρεθεί τα πρώτα και τελευταία βήματα κάθε ασθενούς, ώστε να κρατηθούν τα πιο αντιπροσωπευτικά βήματα του ασθενούς.

Υπενθυμίζουμε ότι οι χωρικές παράμετροι αφορούν τη θέση του οστού της κνήμης στο ύψος που είναι τοποθετημένος ο αισθητήρας.

Παραθέτουμε λοιπόν τα γραφήματα των βημάτων ανά ασθενή για τα δύο συστήματα, για κάθε μια από τις παραπάνω βασικές παραμέτρους.

### Stride length

Ως stride length θεωρούμε την απόσταση heel-to-heel κατά μήκος του άξονα βάδισης, όπως φαίνεται στο Figure 4 της ενότητας 2.2.1. Η διαφοροποίηση σε σχέση με την μεταβλητή stride length όπως υπολογίζεται στο GAITRite είναι ότι στο 2<sup>ο</sup> η απόσταση λαμβάνει υπ' όψη τις μεταβολές στον κάθετο άξονα βάδισης, καθώς μετράει την συνολική απόσταση μεταξύ των δύο θέσεων του heel. Οι δύο αναπαραστάσεις είναι όμως ισοδύναμες, εφ' όσον ο ασθενής κινείται (σχεδόν) ευθεία.

Συγκρίνουμε λοιπόν με την απόσταση heel\_to\_heel\_X και στο GAITRite σύστημα. Η κύρια διαφορά που αναμένουμε οφείλεται:

1. Στο γεγονός ότι το laser μας δείχνει τη θέση του κνήμης, ενώ στο GAITRite μετριέται η μετατόπιση της πτέρνας.
2. Υπάρχει απόκλιση κατά την κίνηση του σταθερού ποδιού. Το κνήμη το οποίο μετράμε δεν είναι σταθερό, με αποτέλεσμα οι δύο διαφορές καλαμιών ( όταν το πόδι αναφοράς είναι στη μέγιστη έκταση πίσω και όταν είναι μπροστά) να υπολείπονται της πραγματικής τιμής του stride length. Η απόκλιση αυτή έχει περιορισμένο μέτρο και μπορεί να είναι μεγαλύτερη αν κατά την προσγείωσή του το πόδι είναι αρκετά επικλινές. Με αυτόν τον τρόπο, χάνεται αρκετό μήκος κατά την μετακίνηση του σταθερού ποδιού, όπως φαίνεται και στο παραπάνω σχήμα.

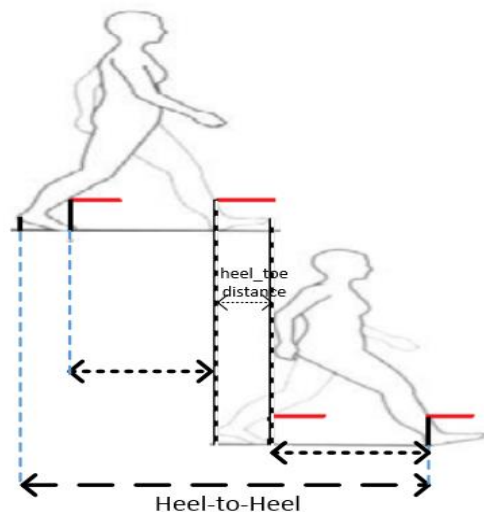


Figure 58 Μήκη βάδισης

	Patient 1	Patient 2	Patient 3	Patient 4	Patient 5
<b>Mean error (meters)</b>	0.1460	0.1723	0.0862	0.1173	0.1957
<b>variance of error (meters)</b>	0.0302	0.0221	0.0424	0.0289	0.0569

Table 1 Αποτελέσματα επαλήθευσης μήκους βάδισης

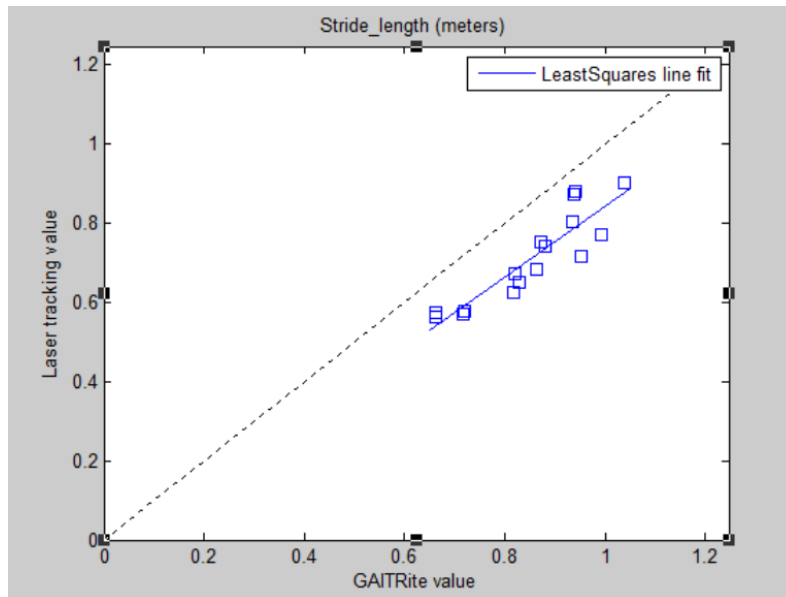


Figure 59 Επαλήθευση μήκους κύκλου βάρδισης – 1

Είναι εμφανές λοιπόν ότι υπάρχει ένα περίπου σταθερό offset μεταξύ των πραγματικών τιμών (από το GAITRite) και των υπολογιζόμενων. Υποψιαζόμαστε ότι η διαφορά αυτή προέρχεται από την ποσότητα *heel\_toe\_distance* του Figure 41. Για να ελέγξουμε τον ισχυρισμό αυτό, συγκρίνουμε το *stride length* του laser tracker μας με την ποσότητα *heel\_to\_heel\_X - heel\_toe\_X* (η οποία είναι διαθέσιμη από το GAITRite), προκειμένου να αντισταθμίσουμε την απώλεια από το 2.

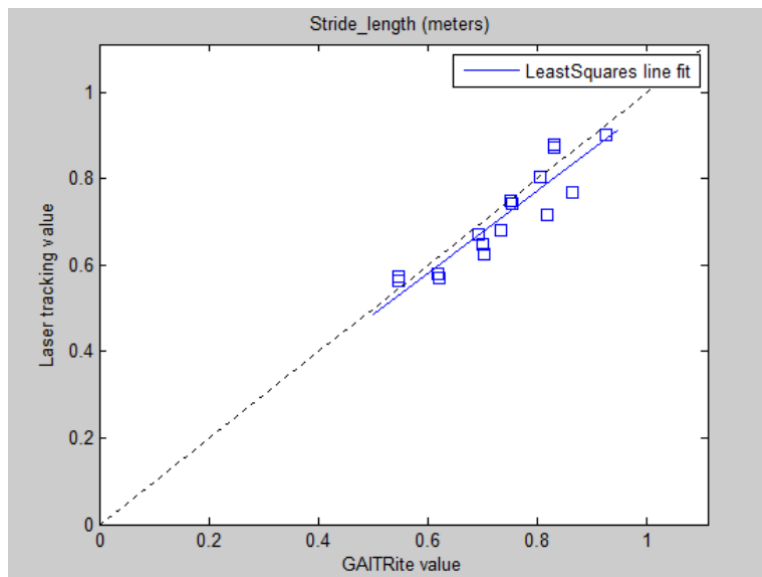


Figure 60 Επαλήθευση μήκους κύκλου βάρδισης – 2

Το πολύ μικρό υπαρκτό offset οφείλεται στο heel\_toe του πίσω ποδιού ή σε μικρές διαφορές του πέλματος-κνήμης, τα οποία δεν είναι προβλέψιμα και δεν επηρεάζει σημαντικά το σύστημα αλλά και από την αναντιστοιχία των strides λόγω διαφορετικής κατάτμησής τους.

Βλέπουμε λοιπόν ότι το σύστημα προσεγγίζει πολύ καλά το stride length, με ένα offset το οποίο είναι αρκετά περιορισμένο (από τη διαφορά του μεγέθους των ποδιών των ανθρώπων).

### Stride duration

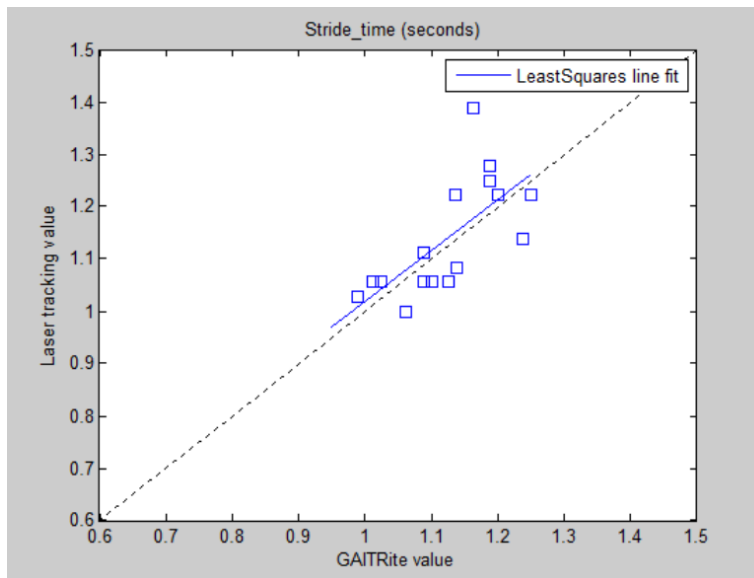


Figure 61 Επαλήθευση διάρκειας κύκλου βάρδισης

Παρατηρούμε ότι η διάρκεια του κύκλου βάρδισης υπολογίζεται με μεγάλη ακρίβεια για όλους τους ασθενείς. Υπάρχει βέβαια μια διασπορά, η οποία οφείλεται στην χαμηλή δειγματοληψία και στην αναντιστοιχία του χωρισμού των βημάτων που επεξηγήθηκε προηγουμένως.

	Patient 1	Patient 2	Patient 3	Patient 4	Patient 5
<b>Mean error (%)</b>	0.0270	-0.1077	0.025762	0.0023	-0.0177
<b>Variance of error (%)</b>	0.03943469	0.06997398	0.03339569	0.04235283	0.01647084

Table 2 Αποτελέσματα επαλήθευσης διάρκειας κύκλου βάρδισης

### Mean Stride velocity

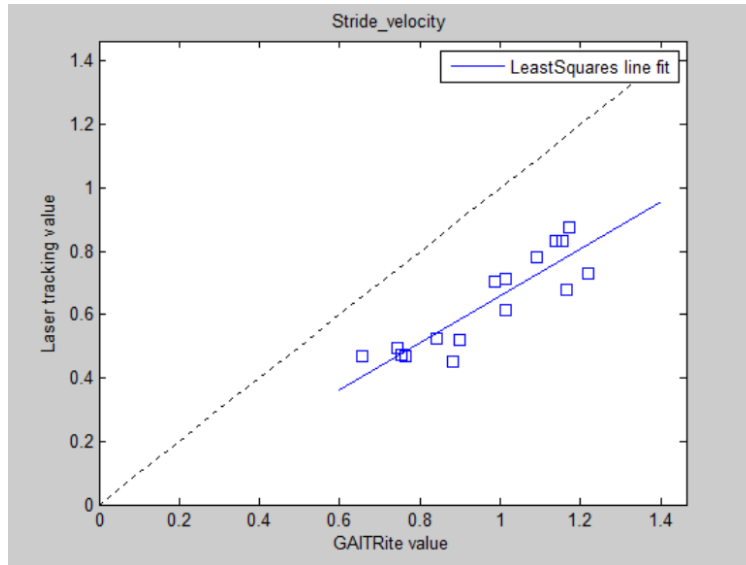


Figure 62 Επαλήθευση μέσης ταχύτητας κύκλου

Η ταχύτητα που υπολογίζουμε είναι έντονα συσχετισμένη με την πραγματική αλλά όχι ταυτόσημη, λόγω της διαφοράς του stride length που υπολογίζεται από το GAITRite.

### Double support

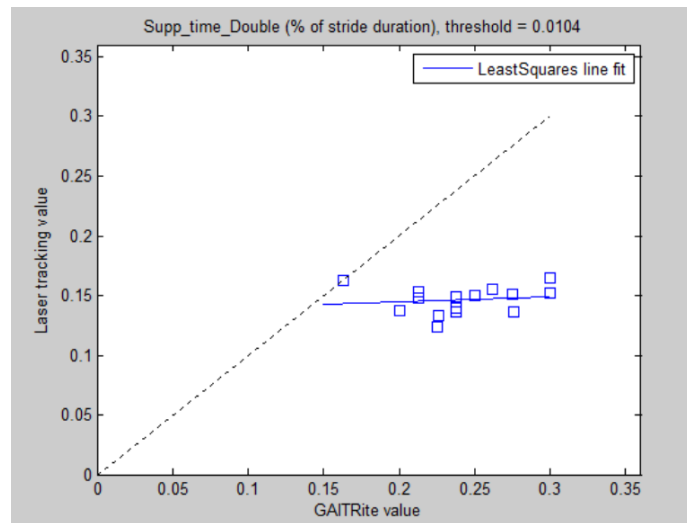


Figure 63 Επαλήθευση διπλής στήριξης – 1

Από τα γραφήματα βλέπουμε ότι με το ρυθμισμένο από το προηγούμενο βήμα κατώφλι, το double support δεν είναι δυνατόν να εντοπιστεί σωστά. Αν διπλασιάσουμε το κατώφλι, ώστε να γίνει 0.02, τότε βλέπουμε παρακάτω ότι η προσέγγιση είναι καλύτερη.

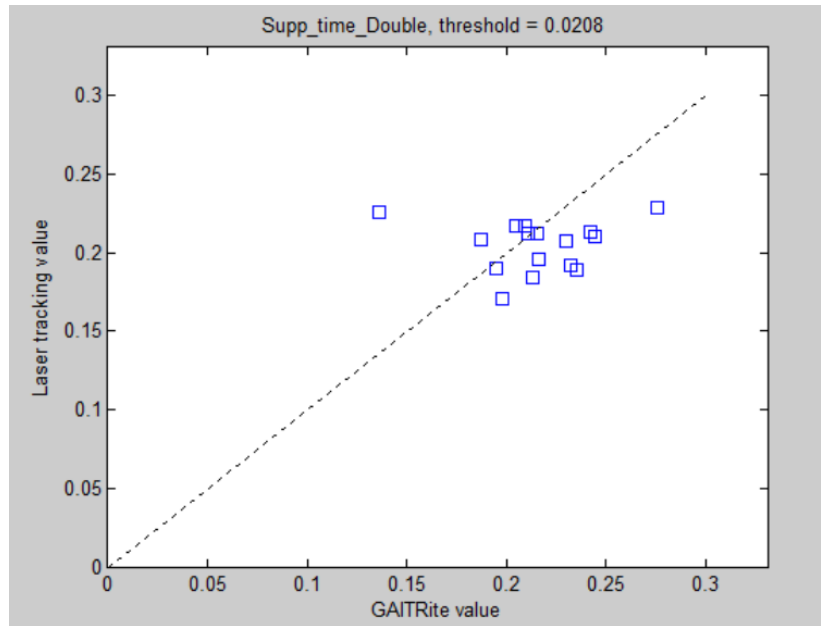


Figure 64 Επαλήθευση διπλής στήριξης – 2

Η πρώτη τιμή του κατωφλίου, την οποία χρησιμοποιούμε και στην ταξινόμηση, εξάγεται από τα Normal δεδομένα των οποίων η ταχύτητα είναι χαμηλότερη από την ταχύτητα των χρηστών επαλήθευσης. Φαίνεται έτσι η ανάγκη για πιο πολύ πολύπλοκο μοντέλο διπλής στήριξης, το οποίο να λαμβάνει υπ' όψη και την ταχύτητα κίνησης. Επιπλέον, από τον ασθενή 4, φαίνεται ότι η συχνότητα δειγματοληψίας είναι αρκετά χαμηλή ώστε να εντοπιστούν λεπτομερείς κινήσεις που καθιστούν την διπλή στήριξη ορατή. Έτσι λοιπόν η ποσότητα που υπολογίζεται είναι correlated με το πραγματικό double support γι' αυτό και χρησιμοποιείται στην ταξινόμηση, αλλά η ταχύτητα για την οποία αυτό είναι δυνατόν είναι σχετικά μικρή. Υπάρχει ανάγκη υπολογισμού του με διαφορετική μέθοδο ή εξοπλισμό προκειμένου να λαμβάνονται υπ' όψη μεγαλύτερες τιμές ταχύτητας.

### Walking Base

Το stride width που υπολογίζεται από το GAITRite είναι η κάθετη στο progression line απόσταση μεταξύ του μέσου των πελμάτων των ποδιών. Οπότε επηρεάζεται από το toe-in/toe-out των ποδιών (δηλαδή πως στρέφονται τα πέλματα κατά την κίνηση) αλλά και από την ακριβή διεύθυνση κίνησης κάθε ποδιού, η οποία μπορεί να είναι υπό κλίση στην διεύθυνση κίνησης.

Η μεταβλητή του συστήματός μας που θα μπορούσε να αντιστοιχιστεί στο stride width είναι η ελάχιστη απόσταση του κέντρου των ποδιών κατά τη διάρκεια ενός κύκλου. Αλλά η απόκλιση μεταξύ των δύο απαγορεύει τον συσχετισμό τους.



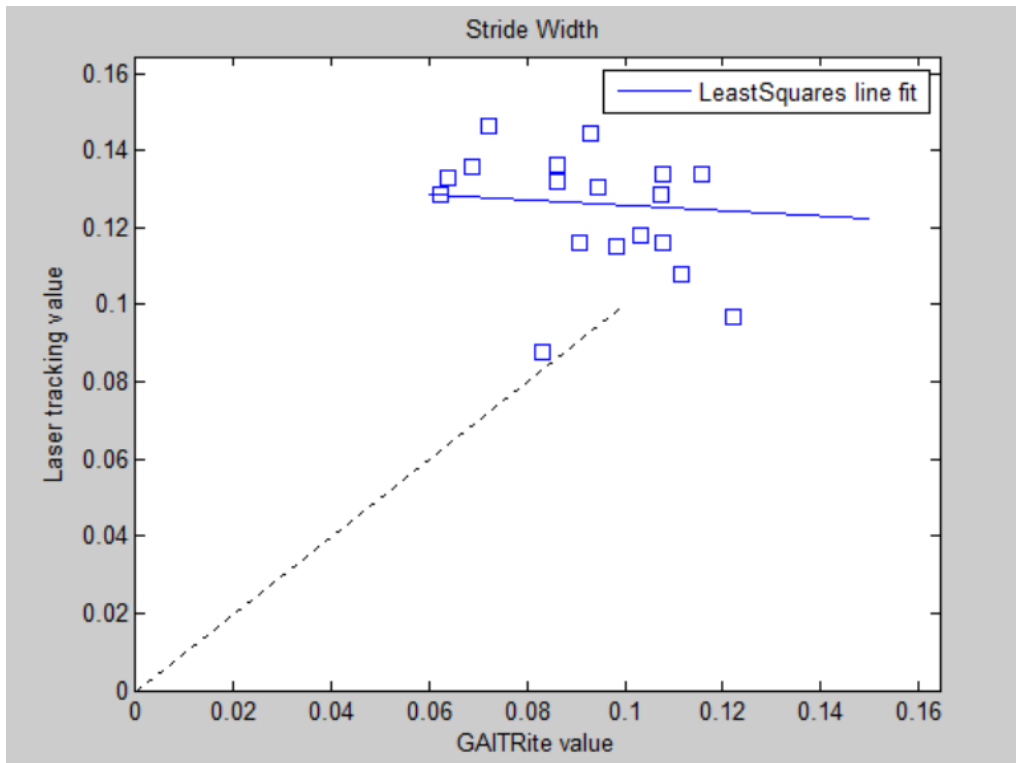


Figure 65 Επαλήθευση πλάτους βάδισης

Αυτό δεν σημαίνει ότι η ποσότητα που υπολογίζει το σύστημά μας δεν έχει φυσική σημασία και δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην ταξινόμηση, απλά ότι δεν υπάρχει απ' ευθείας αντιστοίχισή της με την αυστηρή ιατρική παράμετρο.

## 6.3 Αποτελέσματα ανάλυσης δεδομένων & ταξινόμησης

### 6.3.1 Ανάλυση δεδομένων με PCA και επιλογή χαρακτηριστικών για μοντελοποίηση

**Τελικά Χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται** (ορίζονται στην [Ενότητα 4.3](#)):

<i>ID</i>	<i>FEATURE</i>
1	Stride length
2	Mean stride velocity
3	Mean walking base
4	Walking base std
5	d.supp
6	Min_dsupp
7	Min swing time
8	Min swing velocity
9	Max swing velocity
10	Step length imbalance
11	Step time imbalance
12	minStSw (step time/swing time)
13	maxStSw

Table 3 Χαρακτηριστικά σταδίου ανάλυσης δεδομένων

Κάποια από τα προηγούμενα χαρακτηριστικά αποκλείστηκαν καθώς ήταν γραμμικώς συσχετισμένα ή δεν είχαν καμία συμβολή στον διαχωρισμό.

#### Στάδιο Αποθορυβοποίησης:

Σύνολο Δεδομένων	#βημάτων Πριν	#βημάτων Μετά
Normal	178	163
2a	356	319
2b	114	103

Table 4 Πλήθος δεδομένων κατά την αποθορυβοποίηση

Όπως αναφέρθηκε, τα δεδομένα περιέχουν όλη την κίνηση ενός χρήστη, από την τοποθέτησή του στο μηχάνημα, την απομάκρυνσή του και μικρά βήματα στροφής ή διόρθωσης θέσης.

#### Εκτέλεση PCA:

Τα δεδομένα με τα οποία εκτελέστηκε PCA είναι η ένωση των συνόλων Normal,2a,2b.

Ποσοστό της συνολικής διασποράς κάθε Πρωτεύουσας Συνιστώσας:

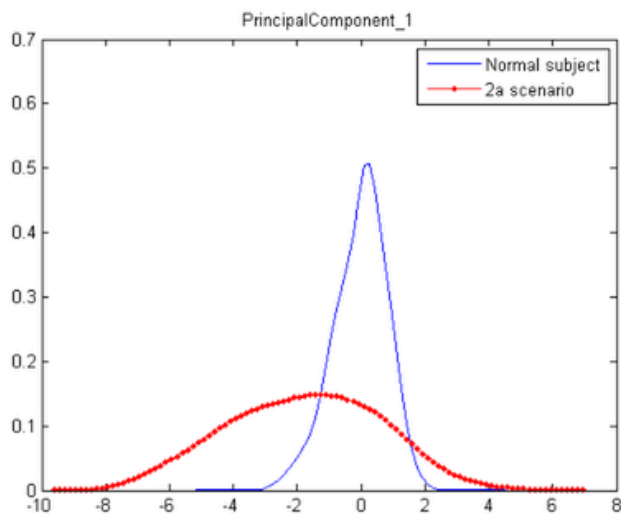
PR.COMP	VARIANCE%
1	44.16863
2	17.73212

<b>3</b>	11.10122
<b>4</b>	7.510437
<b>5</b>	5.780360
<b>6</b>	4.326661
<b>7</b>	3.341616
<b>8</b>	2.328156
<b>9</b>	1.363475
<b>10</b>	1.157799
<b>11</b>	0.988904
<b>12</b>	0.179643
<b>13</b>	0.020978

*Table 5 Διασπορά Συνιστωσών*

Η παραπάνω αρίθμηση θα ακολουθείται σε κάθε αναφορά των συνιστωσών.

Δειγματοληπτικά, οι κατανομές (υπολογισμένες μέσω της kernel density estimation) των κλάσεων στις συνιστώσες απεικονίζονται παρακάτω:



*Figure 66 Principal Component 1*

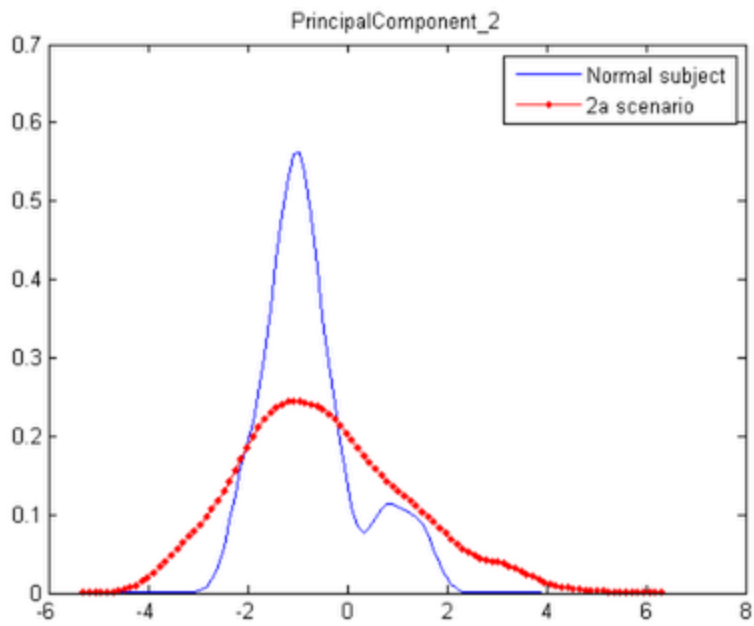


Figure 67 Principal Component 2

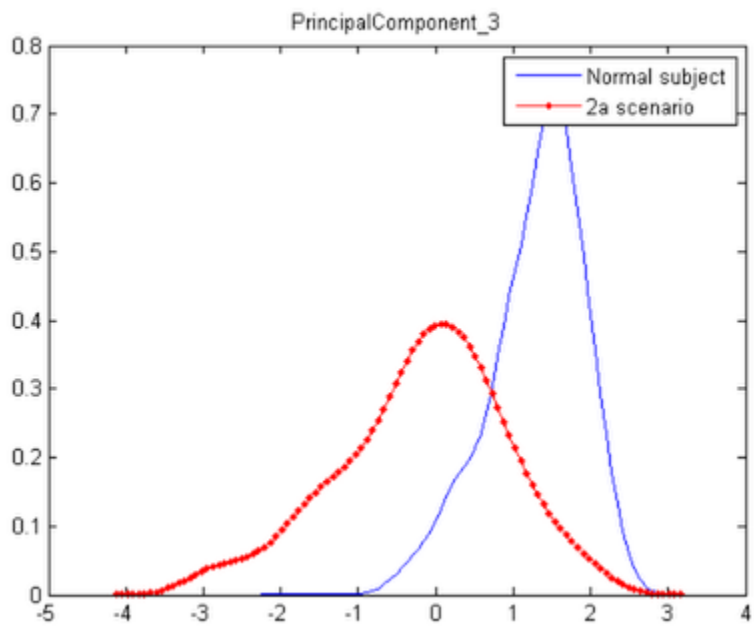


Figure 68 Principal Component 3

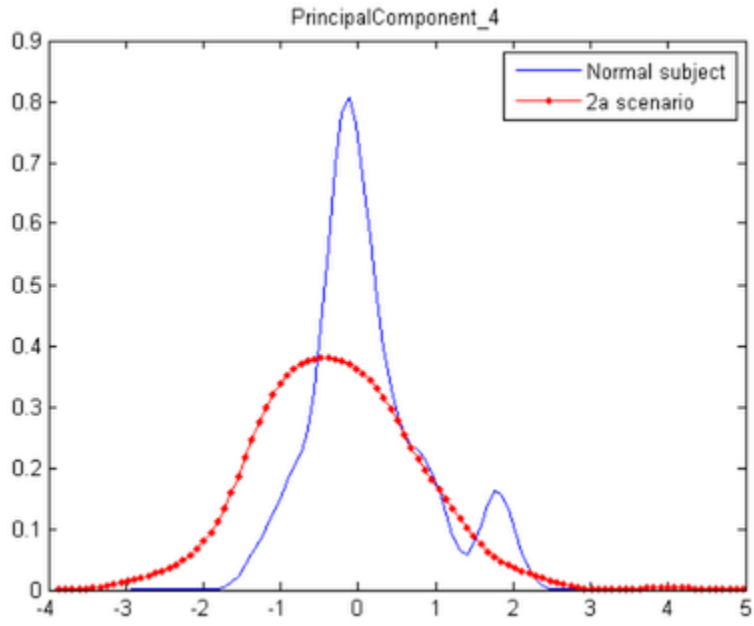


Figure 69 Principal Component 4

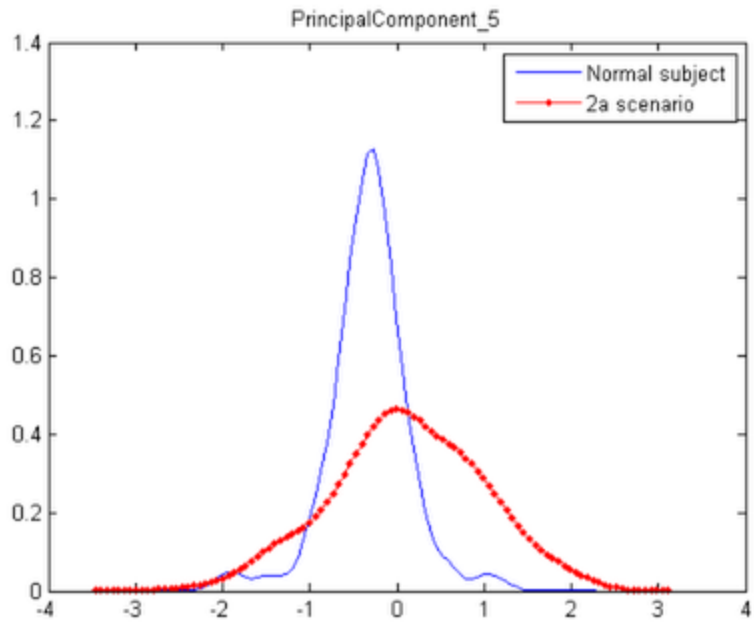


Figure 70 Principal Component 5

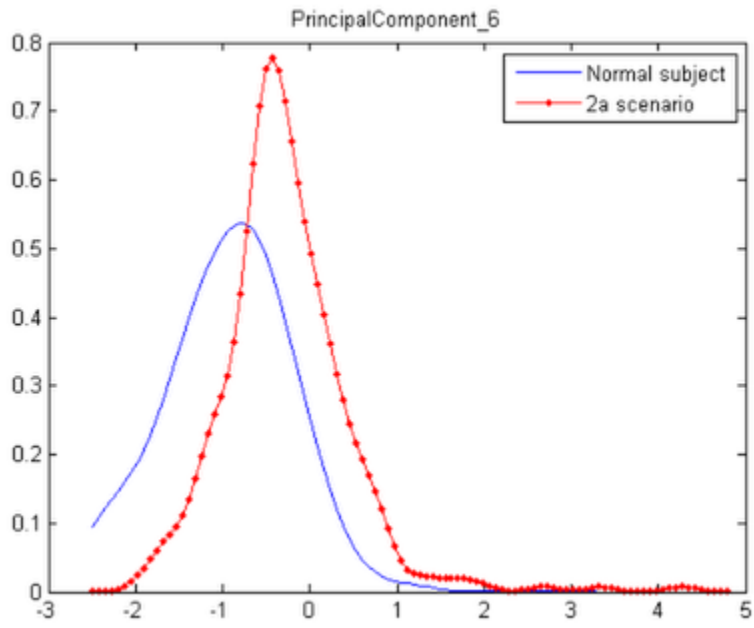


Figure 71 Principal Component 6

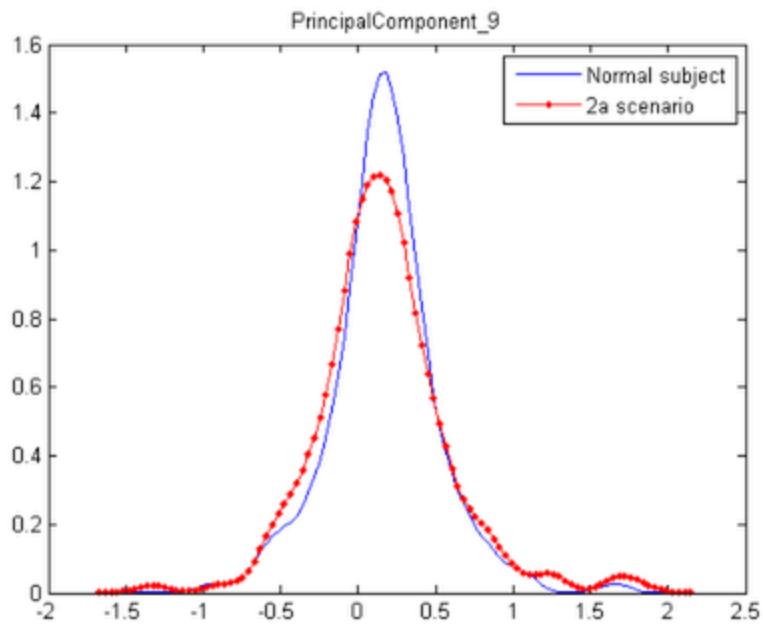


Figure 72 Principal Component 9

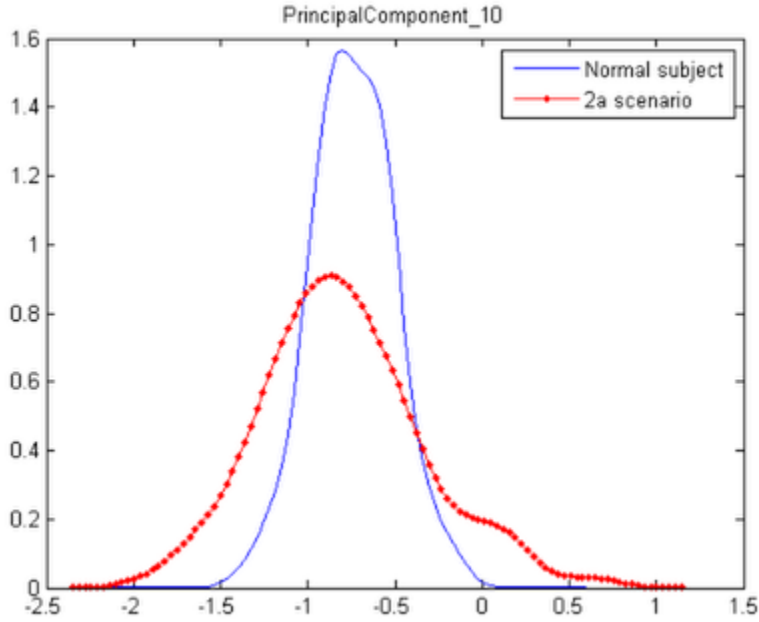


Figure 73 Principal Component 10

Παρατηρούμε ότι σε πολλές συνιστώσες, το 2b, χωρίς στήριξη, είναι πιο “κοντά” από το 2a στις normal κατανομές. Αυτό αιτιολογείται αν θυμηθούμε ότι οι ασθενείς χωρίς στήριξη είναι αυτοί σε καλύτερη κατάσταση οπότε αντιπροσωπεύουν εκείνα τα σημεία της 2a κλάσης μόνο.

### Επιλογή χαρακτηριστικών:

Έπειτα, για το στάδιο επιλογής χαρακτηριστικών, με Filtering μέθοδο σαν πρώτο στάδιο, αξιολογούμε την καταλληλότητα κάθε συνιστώσας χωριστά με βάση την διαχωριστικότητα των κλάσεων που προσφέρει. Επειδή έχουμε τρεις κλάσεις, η διαχωριστικότητα  $d$  υπολογίζεται ως:

$$d(p_{Normal}(x), p_{2a \cup 2b}(x)) = \max(d(p_{Normal}(x), p_{2b}(x)), d(p_{Normal}(x), p_{2a}(x)))$$

Δηλαδή θέλουμε το χαρακτηριστικό-συνιστώσα να διαχωρίζει τη normal κλάση με μια από τις άλλες δύο.

Παρακάτω φαίνεται η διαχωριστικότητα ή ομοιότητα των κατανομών των κλάσεων (kernel density estimators) για κάθε συνιστώσα, με βάση τις μετρικές Intersection και Chi-Square distance.

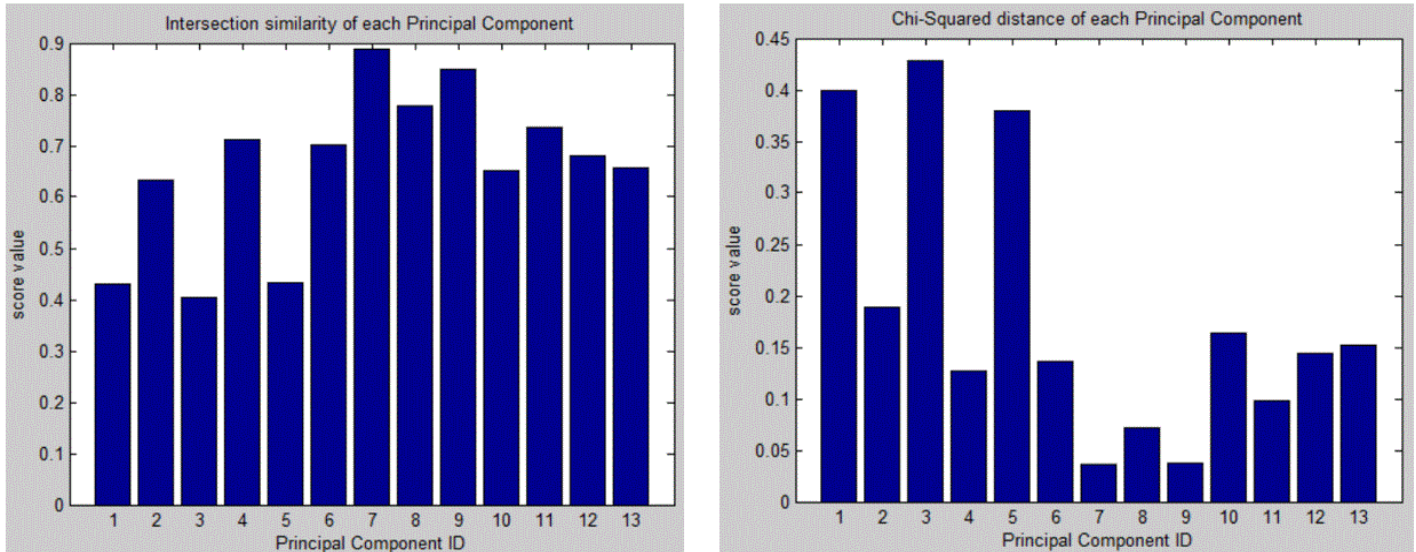


Figure 74 Διαχωριστικότητα κλάσεων για κάθε Πρωτεύουσα Συνιστώσα

Από τα γραφήματα αυτά είναι ξεκάθαρο ποιες συνιστώσες διαχωρίζουν τις κλάσεις. Μπορεί επίσης να παρατηρηθεί ότι το 10<sup>ο</sup> Principal Component παρέχει κάποια διαχωριστικότητα στις κλάσεις, παρά την μικρή του συνολική διασπορά. Και αυτό ίσως να είναι ένδειξη ότι το συγκεκριμένο feature προσθέτει επιπλέον πληροφορία και δεν είναι redundant.

Με βάση λοιπόν τα παραπάνω, τα Principal Components που επιλέγουμε για την ταξινόμηση είναι τα 1,2,3,5,10.

#### Διαχωρισμός ασθενών:

Από το δεδομένο dataset ασθενών, έχουμε διαθέσιμη την πληροφορία ότι ορισμένοι ασθενείς του σεναρίου 2a βρίσκονται σε καλύτερη κατάσταση από τους υπολοίπους και έτσι συμμετέχουν στις δοκιμές του σεναρίου 2b. Αυτοί είναι οι: **1, 3, 4, 5, 11, 18**.

Ελέγχουμε λοιπόν την δυνατότητα των χαρακτηριστικών να διαχωρίσουν τους ασθενείς μεταξύ τους ώστε να μπορεί να γίνει ταξινόμηση μεταξύ των, ανάλογα με την κατάστασή τους.

Για το σκοπό αυτό, θεωρούμε την Normal κλάση σαν μια συστάδα (cluster) και τον κάθε ασθενή σαν μια ξεχωριστή. Ο χώρος χαρακτηριστικών είναι τα πέντε PCs που υποδείχτηκαν στο προηγούμενο στάδιο.

Διαισθητικά, ο ασθενής που απέχει περισσότερο από την συστάδα Normal θα βρίσκεται σε χειρότερη κατάσταση. Επιπλέον, οι ασθενείς των οποίων τα βήματα παρουσιάζουν μεγαλύτερη διασπορά θεωρούνται επίσης υψηλότερου ρίσκου.

Σχηματίζουμε λοιπόν τις Ευκλείδειες αποστάσεις κάθε ασθενή-κλάσης από την Normal, με την μορφή της απόστασης των κεντροειδών τους. Επιπλέον, υπολογίζεται και η διασπορά της απόστασης του κέντρου της Normal από τα σημεία της εκάστοτε κλάσης.



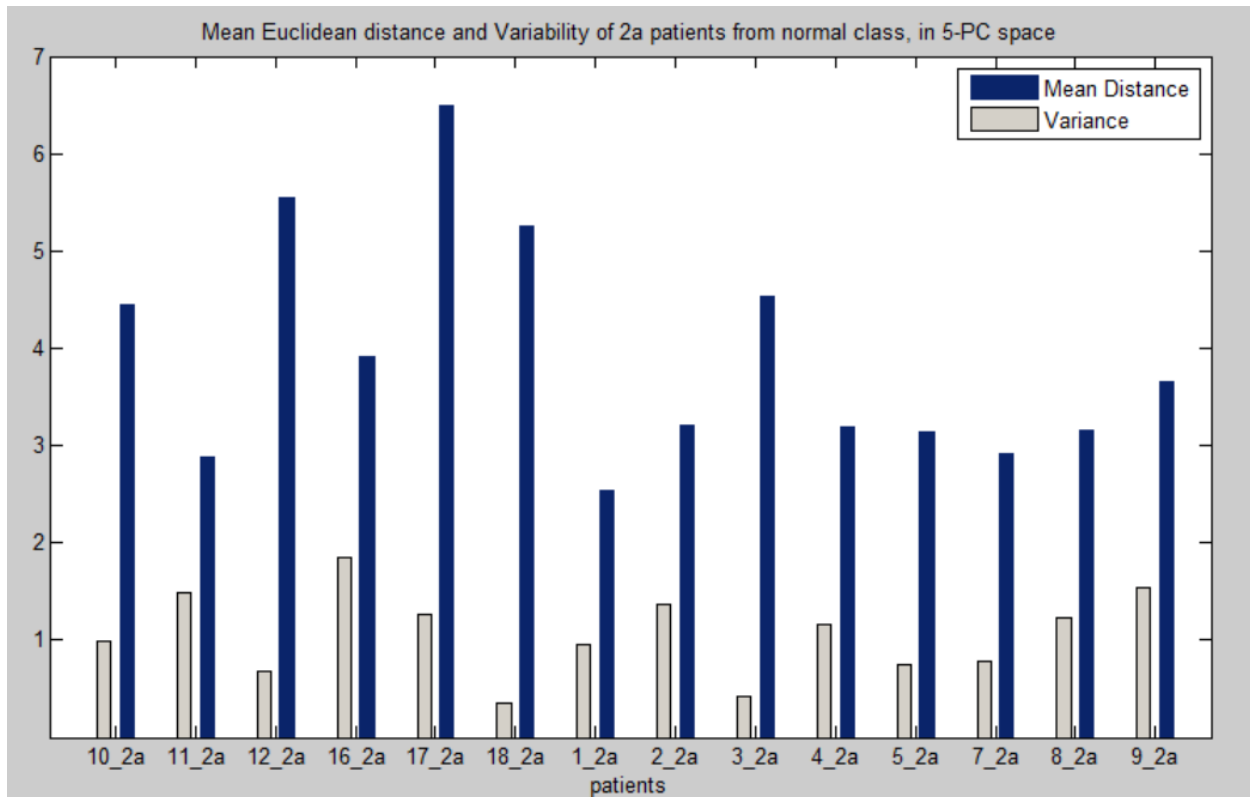


Figure 75 Μέση απόσταση και διασπορά κάθε ασθενούς από την συστάδα υγιών χρηστών

Στο παραπάνω διάγραμμα πρέπει να σημειωθεί ότι οι τιμές των αποστάσεων δεν έχουν κάποια σημασία. Σκοπός είναι η σύγκριση μεταξύ των ασθενών.

Είναι εμφανές ότι οι ασθενείς 1, 4, 5 και 11 απέχουν μικρή απόσταση από την Normal συστάδα, οπότε τα χαρακτηριστικά της βάδισής τους μοιάζουν περισσότερο με αυτά ενός υγιούς νέου ατόμου. Επιπροσθέτως, οι ασθενείς 3 και 18 απέχουν περισσότερο από άλλους, αλλά η διασπορά τους είναι η μικρότερη. Αυτό σημαίνει ότι τα βήματά τους δεν μοιάζουν με αυτά ενός υγιούς χρήστη, αλλά χαρακτηρίζονται από σταθερότητα και ομοιομορφία, γεγονός που καθιστά τον ασθενή πιο ασφαλή από μια πτώση.

Τελικά, οι ασθενείς που συμπεράναμε ότι έχουν μικρότερο κίνδυνο πτώσης είναι αυτοί που συμμετείχαν στις δοκιμές του σεναρίου 2b, οπότε αυτοί βρίσκονται σε καλύτερη κατάσταση. Δηλαδή, τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν είναι επιτυχημένα σε αυτή την εργασία.

### 6.3.2 Δημιουργία μοντέλων και ταξινόμηση

Επιχειρούμε να δημιουργήσουμε ένα σύστημα ταξινόμησης υγιούς και ασθενούς βάδισης. Τα προβλήματα ταξινόμησης που εξετάζουμε είναι:

- I. Normal vs 2a , αφορά την ταξινόμηση υπό στήριξη
- II. Normal vs (2a U 2b), δηλαδή η ασθενής βάδιση περιλαμβάνει και trials όπου δεν υπάρχει στήριξη.

Η ακρίβεια ταξινόμησης εκτιμάται μέσω μιας τροποποίησης της μεθόδου Cross-Validation.

Συγκεκριμένα, χρησιμοποιούμε την leave-2\_trials-out παραλλαγή, όπου το test υποσύνολο απαρτίζεται από δύο trials κάθε φορά, ενός υγιούς και ενός ασθενούς από το 2a. Η διαδικασία εκτελείται εξαντλητικά, όπου όλοι οι συνδυασμοί από υγιών-ασθενών trials συνιστούν το test set. Αν πρόκειται για το πρόβλημα II, τότε το τεστ σετ περιλαμβάνει και το 2b-trial του αντίστοιχου ασθενούς από το 2a, αν αυτός υπάρχει.

Το Cross-Validation θα εκτελεστεί προκειμένου να αποφανθούμε για μια πληθώρα παραμέτρων οι οποίες οδηγούν στα βέλτιστα αποτελέσματα.

Οι παράμετροι αυτοί δεν αφορούν τη δημιουργία των μοντέλων, καθώς αυτή γίνεται μέσω του BIC ανεξάρτητα από τη μεταβλητή πρόβλεψης, αλλά αποτελούν το περιβάλλον ταξινόμησης και είναι:

- Τα χαρακτηριστικά-συνιστώσες του μοντέλου (το αποτέλεσμα της Ενότητας 6.3.1). Στον χώρο αυτών των features θα αναζητηθεί εξαντλητικά ο βέλτιστος συνδυασμός.
- Ο αριθμός των κύκλων βαδίσματος που θα απαρτίζουν ένα test sample set. Αναφέρεται και ως παράθυρο υπό εξέταση.
- Η μέθοδος αποτίμησης της πιθανοφάνειας ενός test sample set (ML ή JL)

Θα μελετήσουμε την επίδραση των παραμέτρων αυτών στην ακρίβεια του συστήματος, προκειμένου να καταλήξουμε στο βέλτιστο configuration που θα εκτελείται το πραγματικό σύστημα.

Το σύστημα αυτό αποσκοπεί να γενικεύσει τα μοντέλα ταξινόμησης, προκειμένου να μην επηρεάζει η ετερογένεια των abnormal gait δεδομένων. Έτσι, το μοντέλο ασθενούς βάδισης θα μπορεί να κατατάσσει σωστά έναν καινούργιο ασθενή με πάθηση που ενδεχομένως δεν έχει ξαναδεί (καθώς κάθε χρήστης συμμετέχει σε ακριβώς ένα trial).

Τα μοντέλα που αρχικά θα εκπαιδευτούν είναι περιθώριες GMM, και θα δοκιμαστούν σύμφωνα με τις δύο μεθόδους της ενότητας 5.3.

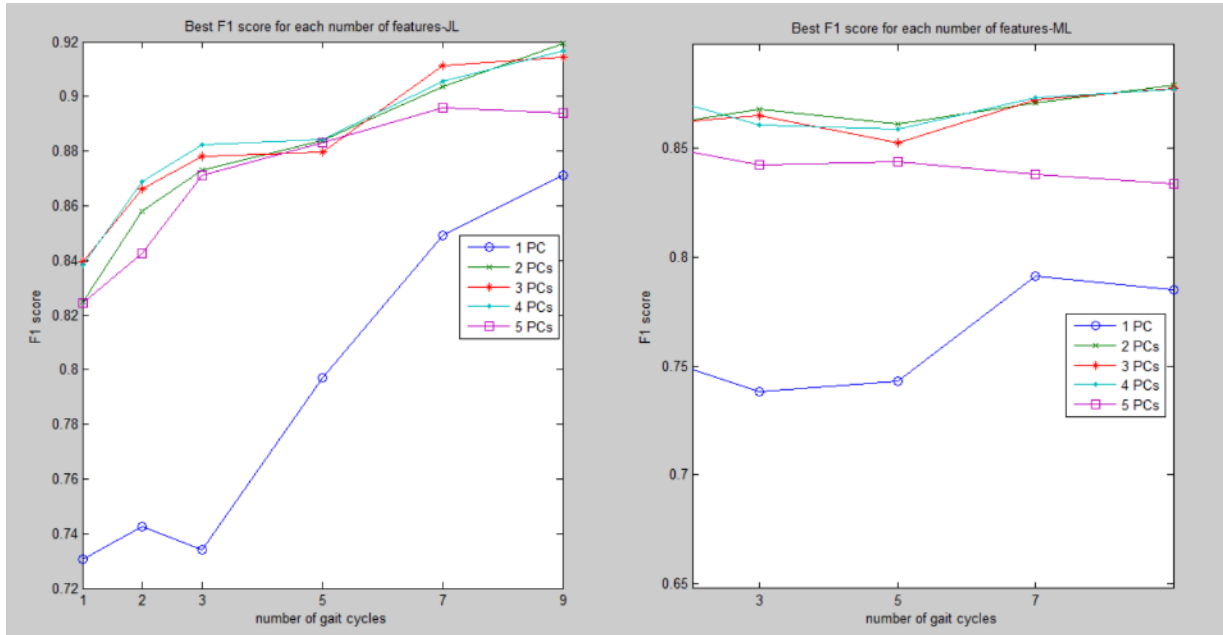
**Έπειτα θα γίνει εκπαίδευση πολυδιάστατων GMM**, χρησιμοποιώντας τους βέλτιστους συνδυασμούς που ανέκυψαν από τα αποτελέσματα των περιθώριων κατανομών.

Τέλος, στα παρακάτω αποτελέσματα, ως Positive κλάση αναφέρεται η Normal, καθώς το κάθε trial στο dataset αυτό περιέχει μικρότερο αριθμό βημάτων. Επίσης, η απόσταση κατανομών που χρησιμοποιείται στην ML μέθοδο είναι η Intersection ομοιότητα.

6.3.2.1 Ανάλυση με Περιθώρια Μοντέλα

*Αριθμός κύκλων βάδισης – αριθμός PC*

**2a vs Normal**



**(2a U 2b) vs Normal**

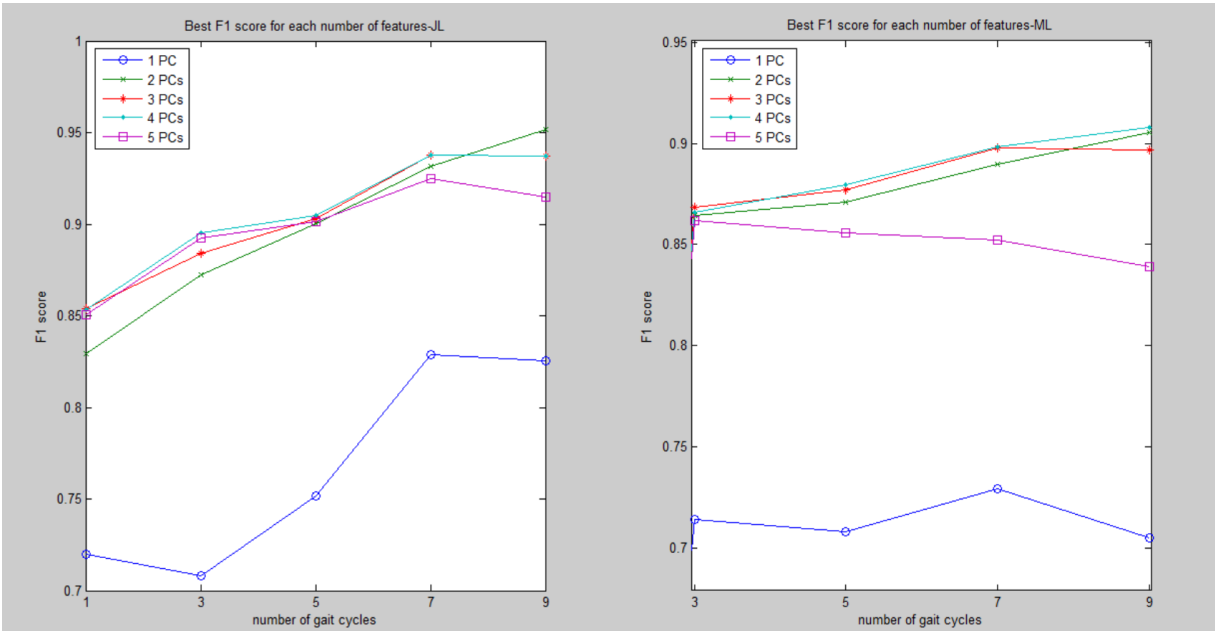


Figure 76 Αριθμός κύκλων βάδισης – Αριθμός PCs

Στα παραπάνω σχήματα, σε κάθε καμπύλη έχει επιλεγεί ο βέλτιστος συνδυασμός από principal components.

Δυο σημαντικές παρατηρήσεις μπορούν να γίνουν:

- Αυξανόμενο μέγεθος παραθύρου επιφέρει βελτίωση για τη JL μέθοδο. Η βελτίωση αυτή είναι φθίνουσα καθώς μεγαλώνει το παράθυρο. Η απόδοση της ML μεθόδου παραμένει περίπου σταθερή, καθώς η κατανομή που δημιουργείται από την ML μέθοδο δεν αλλάζει πολύ καθώς αυξάνεται το μέγεθός της.

Η σημασία του πλήθους βημάτων φαίνεται στο σχήμα 42, όπου προσθέτοντας περισσότερα δείγματα στο παράθυρο εξέτασης, επιτυγχάνεται υψηλή επίδοση, χρησιμοποιώντας μόνο ένα χαρακτηριστικό – principal component.

### *Αριθμός κύκλων βάδισης – μέθοδος υπολογισμού πιθανοφάνειας*

#### **2a vs Normal**

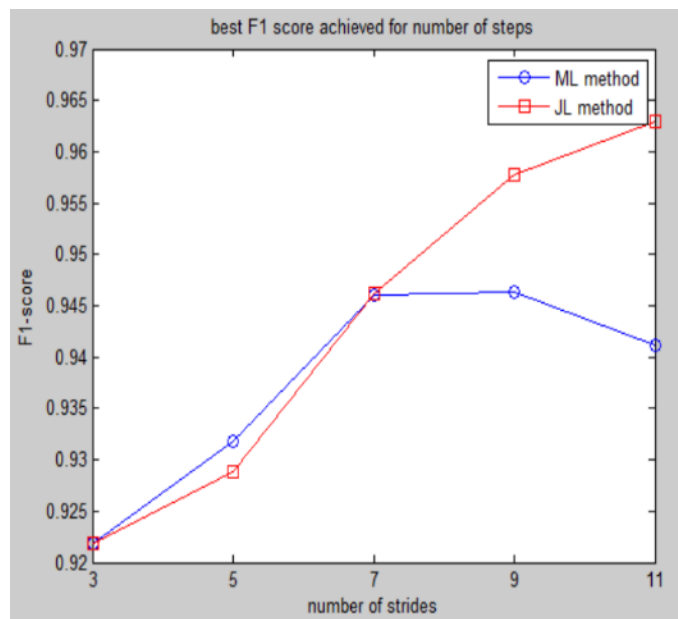
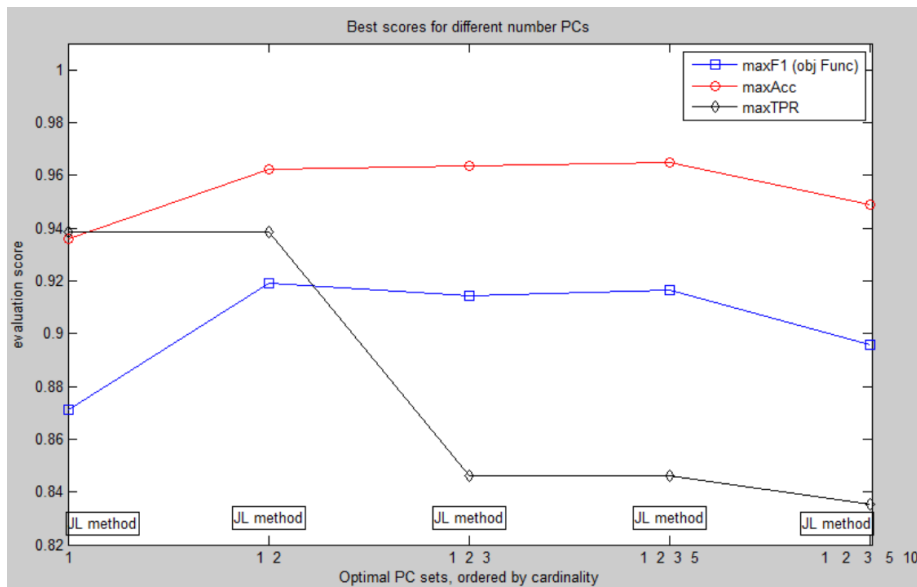


Figure 77 Αριθμός κύκλων βάδισης – Μέθοδος Υπολογισμού Πιθανοφάνειας

Το σχήμα δείχνει το βέλτιστο F1 score κάθε μεθόδου πιθανοφάνειας για διαφορετικό αριθμό από κύκλους βάδισης. Η JL μέθοδος **σε γενικές γραμμές** υπερτερεί της ML για περισσότερα βήματα.

## Δείκτες επίδοσης – Αριθμός PCs

### 2a vs Normal



### (2a U 2b) vs Normal

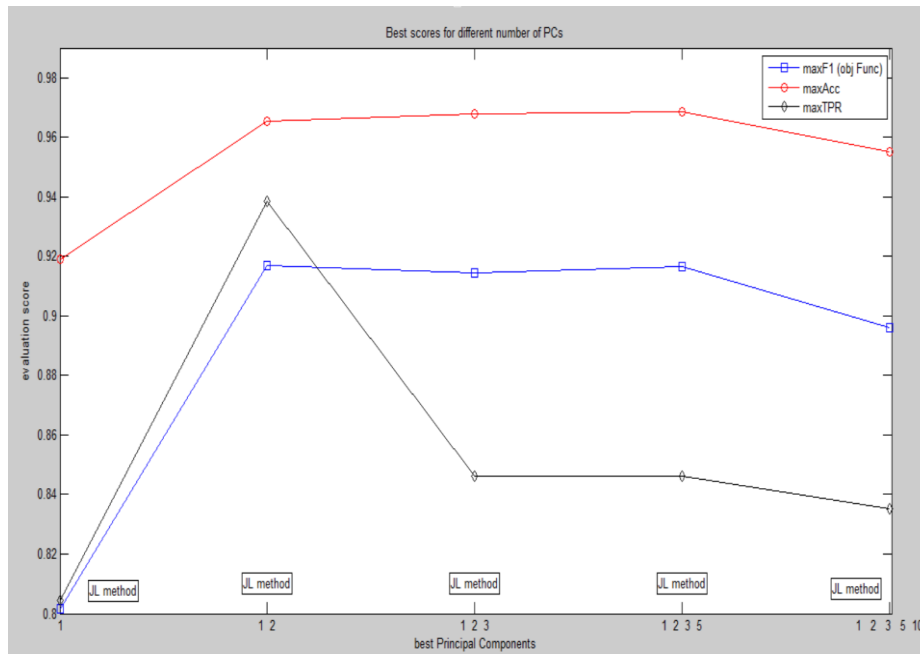


Figure 78 Δείκτες επίδοσης – Αριθμός PCs

Στα παραπάνω σχήματα απεικονίζονται οι τιμές των δεικτών απόδοσης σε σχέση με τον αριθμό συνιστωσών, μεγιστοποιώντας ως προς F1. Φαίνονται επίσης ποιες είναι οι συνιστώσες και με ποια μέθοδο υπολογισμού πιθανοφάνειας έχουμε το βέλτιστο αποτέλεσμα.

**Για ελεύθερο μέγεθος παραθύρου εξέτασης, περισσότερα features δεν συμβάλλουν στη βελτίωση της απόδοσης.** Το οποίο γεγονός αποτελεί ένα παρελκόμενο της χρήσης περιθώριων κατανομών: μερικές από τις συνιστώσες ενδέχεται να είναι redundant, δηλαδή να κωδικοποιούν παρόμοια πληροφορία και δεν εκμεταλλευόμαστε την κοινή πληροφορία των συνιστωσών.

Παρατηρούμε επίσης ότι το 3<sup>ο</sup> PC ρίχνει το True Positive Rate κρατώντας σταθερό το F1. Δηλαδή, βελτιώνει τον εντοπισμό της abnormal κλάσης θυσιάζοντας ακρίβεια από την positive.

Για να λυθεί αυτός ο προβληματισμός, πρέπει να μελετηθούν τα principal components χωριστά.

### Καταλληλότητα μεμονωμένων PCs

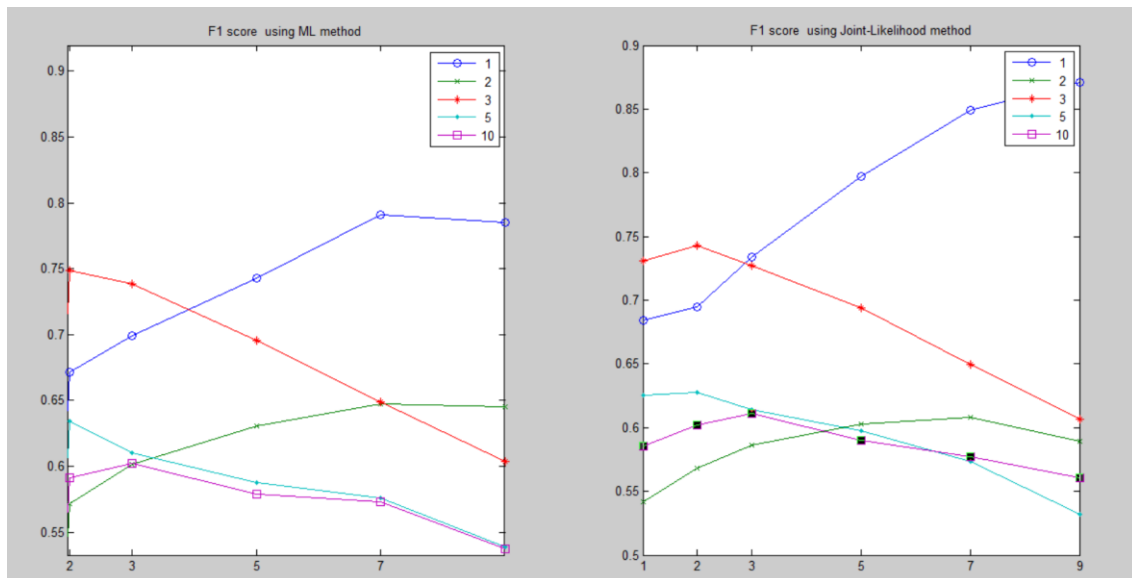


Figure 79 Επίδοση μεμονωμένων συνιστωσών, 2a vs Normal

Για το 3<sup>ο</sup> component βλέπουμε το παράδοξο ότι ενώ οι κλάσεις normal, 2a έχουν μεγάλη διαχωριστικότητα (Figure 41), η αύξηση των βημάτων μειώνει την αποτελεσματικότητα σε αμφότερες τις μεθόδους. Αυτό συμβαίνει διότι είναι πολύ οι χρήστες, ασθενείς και υγιείς, των οποίων τα βήματα είναι συγκεντρωμένα κοντά στην περιοχή τομής τους, οπότε με περισσότερα δείγματα, κάποια “φεύγουν από την άλλη” οπότε το σύστημα μπερδεύεται.

Παρακάτω βλέπουμε ότι οι υγιείς χρήστες ‘βαδίζουν’ κοντά στα όρια των κλάσεων, οπότε το σύστημα ενδέχεται να μπερδεύει έναν υγιή χρήστη με προβληματικό.

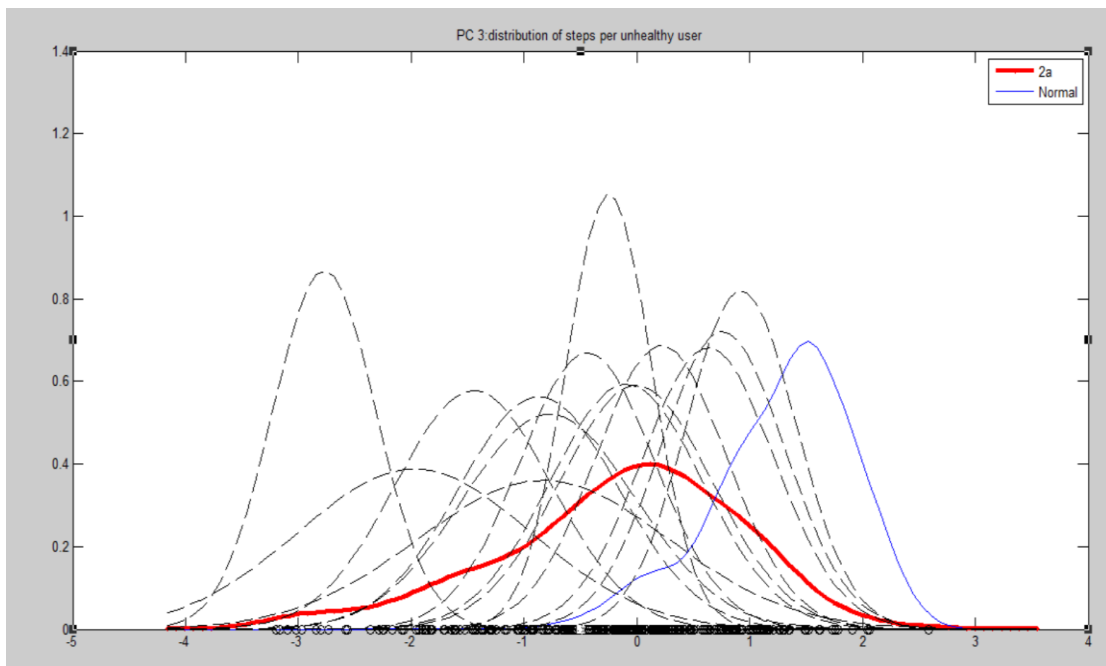
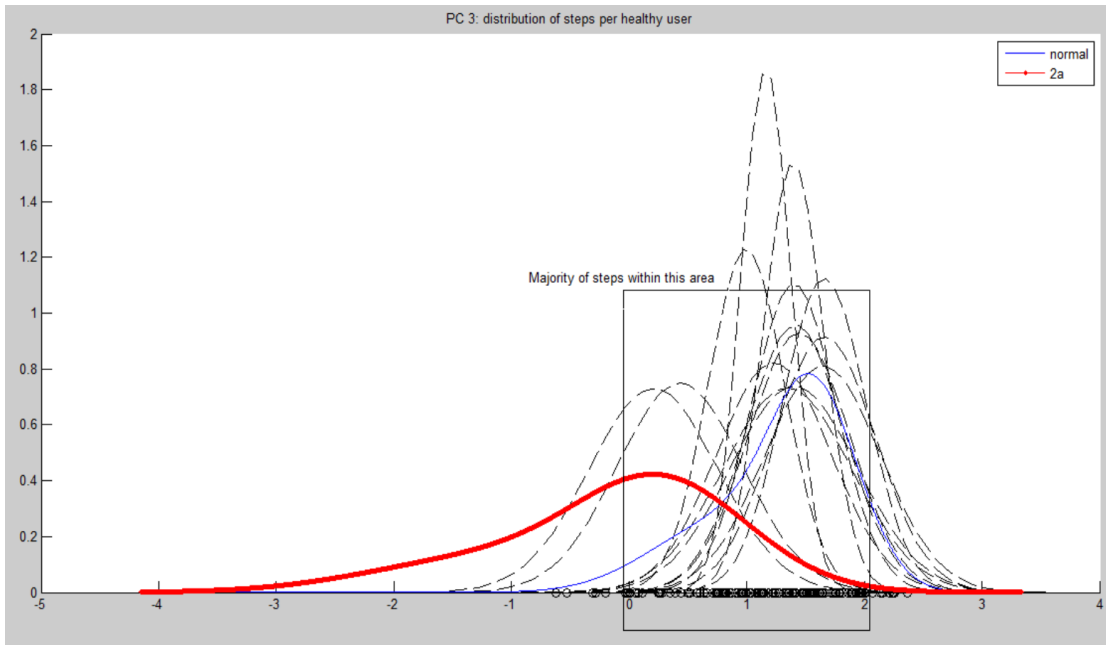


Figure 80 PC-3: Κατανομές βημάτων χρηστών

Αντίθετα, για το PC 1 έχουμε:

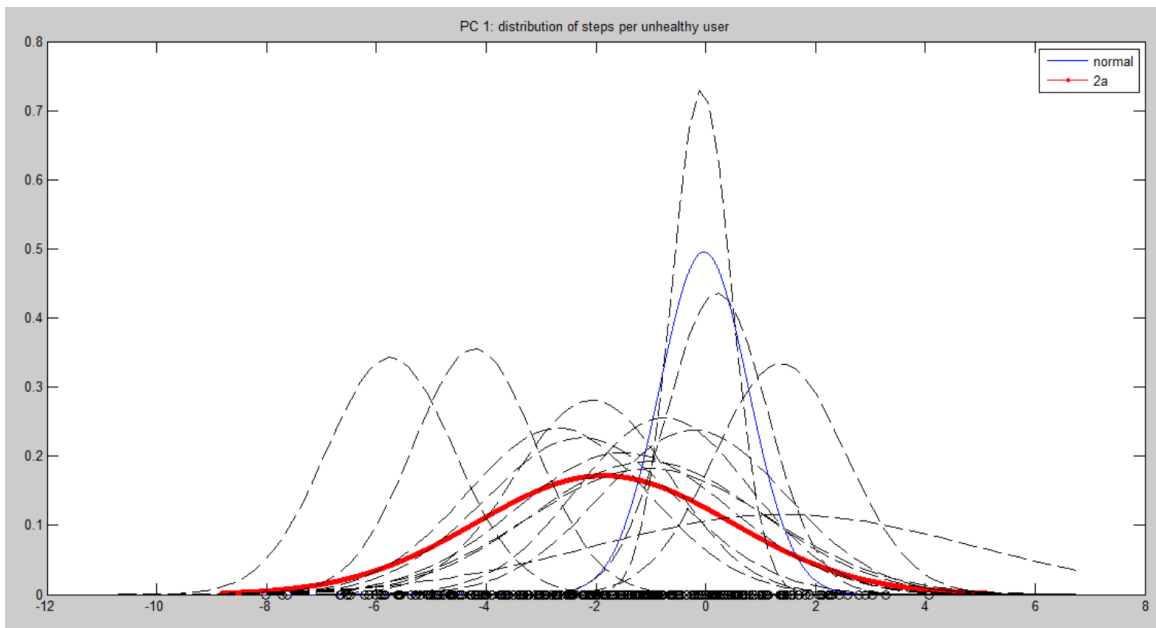
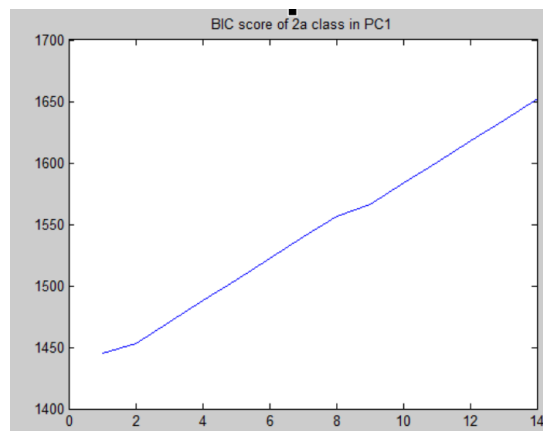


Figure 81 PC1: Κατανομή βημάτων ασθενών χρηστών

Φαίνεται δηλαδή ότι μέσα στην κίνηση ενός ασθενούς υπάρχει μεγάλο variability, οπότε όσα περισσότερα δείγματα περιέχει το παράθυρο εξέτασης, τόσο πιο πιθανό είναι να υπάρχει δείγμα πολύ μακριά από τον κεντρικό λοβό της Normal κλάσης. Για την JL μέθοδο, αυτό θα σημάνει τοποθέτηση του συνόλου στην abnormal λόγω πολλαπλασιασμού, ενώ για την ML μέθοδο δεν θα έχει μεγάλη σημασία, λόγω του averaging από την εκτίμηση της κατανομής.

Η ομοιογένεια αυτή της abnormal κλάσης στην διεύθυνση του PC1, μπορεί να διαπιστωθεί κάνοντας clustering στην κλάση 2a. Εκτελείται λοιπόν ο EM και το BIC κριτήριο παρέχει την ένδειξη πόσες υποκατηγορίες “κρύβονται”.



Διαπιστώνουμε λοιπόν ότι όντως η διεύθυνση του PC1 αποτελεί “κοινό χαρακτηριστικό” όλων των χρηστών της abnormal κλάσης.



Τελικά, δεν αρκεί ένα PC να παρέχει μεγάλη διαχωριστικότητα στις κλάσεις *normal* & *abnormal*, αλλά, ιδανικά, η βάδιση του κάθε ασθενούς να παρουσιάζει μεγάλο *variability* και ομοιογένεια στη μεταβλητή αυτή.

### Προβλήματα Ταξινόμησης I vs II

Όπως είδαμε, τα δύο προβλήματα συμπεριφέρονται πανομοιότυπα στις διάφορες μεταβολές των παραμέτρων και έχουν πανομοιότυπη επίδοση, με εξαίρεση την περίπτωση χρήσης ενός Principal component, όπου στο *2a vs Normal* πρόβλημα επιτυγχάνεται καλύτερη επίδοση.

Η συμπεριφορά αυτή δικαιολογείται, καθώς στα PC που επιλέχθηκαν μόνο στο 1<sup>ο</sup> PC η 2b κατανομή είναι ανάμεσα στην Normal και την 2a, με αποτέλεσμα να μπερδεύεται το σύστημα.

Συμπέρασμα: Το σύστημα καταφέρνει να αναγνωρίσει την κατάσταση του ασθενούς που περπατάει προς το rollator από απόσταση, ώστε ο rollator να κινηθεί γρήγορα προς αυτόν.

#### 6.3.2.2 Πολυμεταβλητές κατανομές.

Με βάση λοιπόν τα προηγούμενα γίνεται εκπαίδευση πολυδιάστατων GMMs προκειμένου να επιτευχθεί ακόμη μεγαλύτερη ακρίβεια.

Όπως είδαμε, η JL μέθοδος υπερτερεί της ML, κυρίως λόγω της ‘ευκαμψίας’ της. Οπότε αυτή θα χρησιμοποιηθεί για την μέτρηση της αποτελεσματικότητας και διότι δεν είναι εύκολο να εκπαιδευτεί μια πολυδιάστατη κατανομή με μικρό αριθμό δεδομένων.

Αρχικά εκπαιδεύουμε GMMs με διαγώνια μητρώα συνδιακύμανσης, διότι λόγω του μικρότερου αριθμού παραμέτρων θα εκπαιδεύονται πιο εύρωστα.

Έπειτα, θα δοκιμάσουμε και εκπαίδευση με πλήρη μητρώα, ώστε να βελτιώσουμε περαιτέρω τα αποτελέσματα, αν είναι δυνατή η σωστή εκτίμηση των παραμέτρων.

### Διαγώνια Μητρώα Διασποράς

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα PCs που επιτυγχάνουν τη μέγιστη επίδοση κατά τον δείκτη F1, για κάθε αριθμό κύκλων βάδισης στο παράθυρο εξέτασης.

Τελικά, για ελεύθερο αριθμό βημάτων, στην πολυδιάστατη περίπτωση το F1 σε κάθε αριθμό βημάτων βελτιώνεται κατά 4% σε σχέση με τις περιθώριες κατανομές.

F1 SCORE		Principal Components	
#κύκλων βάρδισης	1 3 10	1 2 3 5 10	
<b>1</b>	0.860955	<b>0.872145</b>	
<b>3</b>	0.90459	<b>0.91647</b>	
<b>5</b>	0.923531	<b>0.929218</b>	
<b>7</b>	<b>0.958406</b>	0.941587	
<b>9</b>	<b>0.968254</b>	0.95419	
ACCURACY			
#κύκλων βάρδισης	1 3 10	1 2 3 5 10	
<b>1</b>	0.900744	<b>0.910863</b>	
<b>3</b>	0.937668	<b>0.94626</b>	
<b>5</b>	0.955019	<b>0.959266</b>	
<b>7</b>	<b>0.978836</b>	0.970459	
<b>9</b>	<b>0.985866</b>	0.979303	

Table 6 Επίδοση διαγώνιων πολυδιάστατων GMMs

### Πλήρη Μητρώα Διασποράς

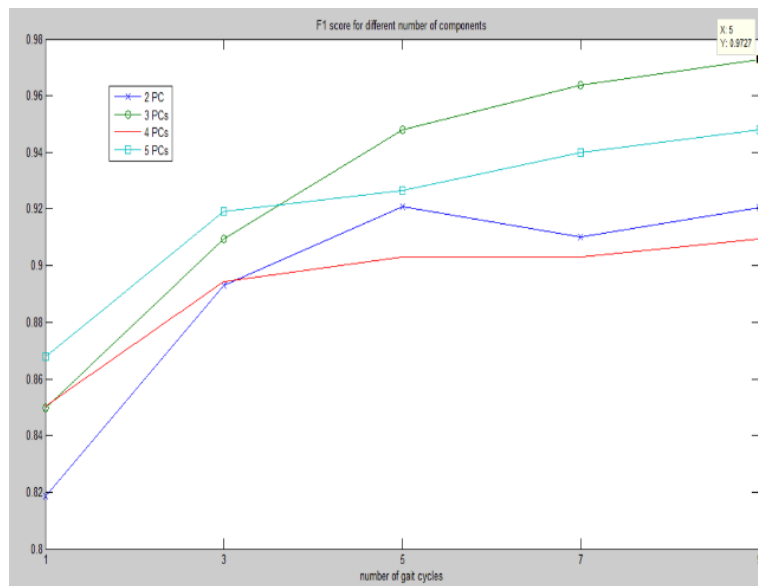


Figure 82 F1-score πλήρων πολυδιάστατων μοντέλων, 2a vs Normal

F1	Principal Components		Accuracy	Principal Components	
	[1 2 3]	[1 2 3 5 10]		[1 2 3]	[1 2 3 5 10]
# κύκλων βάρδισης			# κύκλων βάρδισης		
<b>1</b>	<b>0.867925</b>	0.849679	<b>1</b>	0.892113	<b>0.911458</b>
<b>3</b>	0.909412	<b>0.919275</b>	<b>3</b>	0.939522	<b>0.950472</b>
<b>5</b>	<b>0.948086</b>	0.926491	<b>5</b>	<b>0.969112</b>	0.959073
<b>7</b>	<b>0.963636</b>	0.939866	<b>7</b>	<b>0.9806</b>	0.970238
<b>9</b>	<b>0.972713</b>	0.947977	<b>9</b>	<b>0.987128</b>	0.977284

Table 7 Επίδοση πλήρων πολυμεταβλητών GMMs

Τα πολύπλοκα μοντέλα υπερτερούν για μικρό αριθμό κύκλων βάρδισης. Βλέπουμε λοιπόν ότι αν η απαίτηση της εφαρμογής είναι η ταξινόμηση σε μικρά διαστήματα, χρειαζόμαστε περισσότερα χαρακτηριστικά, οπότε περισσότερη μνήμη και υπολογιστικό κόστος.

### 6.3.3 Επισκόπηση αποτελεσμάτων μοντελοποίησης

Τα χρησιμοποιούμενα PCs, παρ' όλο που φαίνονται να διαχωρίζουν τις δύο κλάσεις, κρύβουν κινδύνους λόγω της κατανομής των υπο-κλάσεων στην ασθενή βάρδιση. Συγκεκριμένα, ενδέχεται κάποια από αυτές τις υπο-κλάσεις να είναι πολύ κοντά στην κανονική. Παράδειγμα αποτελεί το 3<sup>ο</sup> PC, όπου διαμορφώνονται διαφορετικές τροπικότητες στη βάρδιση των διαφορετικών ασθενών. Τα βήματα κάποιων ασθενών βρίσκονται κοντά στην normal κλάση, με αποτέλεσμα το σύστημα να μπερδεύεται. Από την άλλη, στο 1<sup>ο</sup> PC οι ασθενείς έχουν ομοιόμορφη βάρδιση με μεγάλη διασπορά.

Πρέπει λοιπόν να βρεθούν οι καλοί συνδυασμοί από PCs, προκειμένου το σύστημα να μην μπερδεύεται. Γι' αυτόν τον σκοπό γίνεται και εκπαίδευση με περιθώρια μοντέλα, ώστε το μέγεθος του χώρου αναζήτησης που προκύπτει από το προηγούμενο στάδιο επιλογής χαρακτηριστικών να μειωθεί και έτσι τα πολυδιάστατα μοντέλα να μην εκπαιδευτούν για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς PC. Τα περιθώρια μοντέλα επίσης είναι συμφέροντα από άποψη υπολογιστικών πόρων και μνήμης.

Για τους καλούς συνδυασμούς χαρακτηριστικών, αύξηση του μεγέθους παραθύρου εξέτασης επιφέρει βελτίωση της επίδοσης. Έτσι, ακόμα και με ένα μόνο Principal component, το 1<sup>ο</sup>, υπάρχει ευκολία διαχωρισμού σημειώνοντας  $F1\ score = 0.87$ . Για πιο πολύπλοκα μοντέλα, επέρχεται ο κορεσμός οπότε δεν υπάρχει βελτίωση για #βημάτων από 7 σε 9.

Η βελτίωση που επέρχεται από τη χρήση πολυμεταβλητών διαγώνιων κατανομών είναι της τάξης του 4% στο F1 score σε κάθε αριθμό κύκλων, το οποίο είναι σημαντικό καθώς μειώνει τον αριθμό των απαιτούμενων βημάτων ώστε το σύστημα να πετυχαίνει κάποιο κατώφλι απόδοσης (πχ %91 F1 οπότε 95% Accuracy). Επέρχεται όμως και το αντίστοιχο κόστος σε μνήμη, χρόνο εκπαίδευσης και υπολογισμού. Το σύστημά μας όμως δεν είναι πραγματικού χρόνου, οπότε δεν είναι ζημιογόνο.

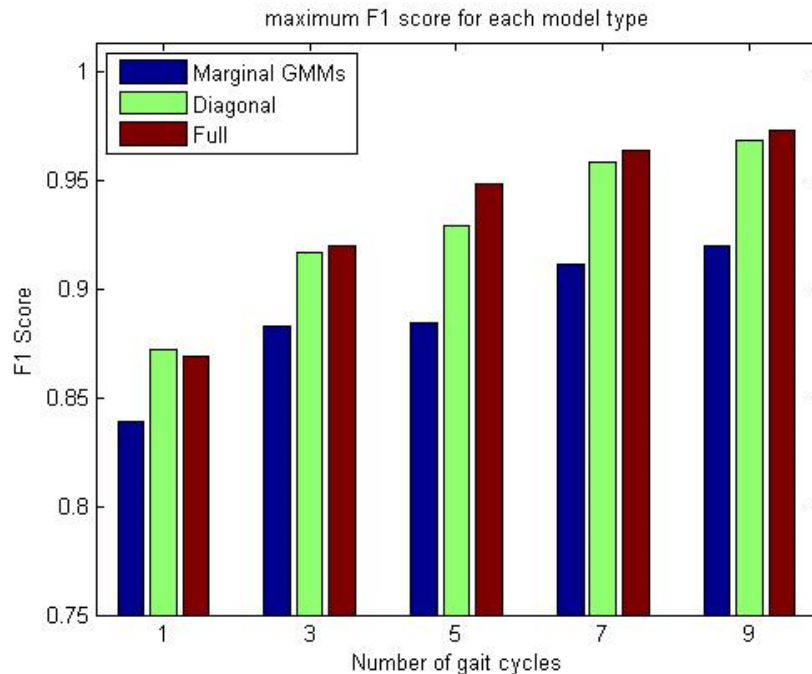


Figure 83 Σύγκριση επίδοσης των τύπων μοντέλων

Έπειτα, δεν υπάρχει μεγάλη διαφορά μεταξύ των δύο πολυδιάστατων μοντέλων. Μάλιστα για μέγεθος παραθύρου εξέτασης 1-3, τα μοντέλα με διαγώνια μητρώα επιτυγχάνουν λίγο καλύτερη επίδοση. Αυτό οφείλεται πιθανότατα σε overfitting που υποπέφτει το πλήρες μοντέλο, ή λόγω αδυναμίας σωστής εκτίμησης των παραμέτρων λόγω του περιορισμένου dataset (<400 δείγματα).

Τέλος, υπάρχει το tradeoff μεταξύ απαιτούμενου αριθμού κύκλων βάρδισης και πολυπλοκότητας μοντέλου για την επίτευξη καλού ποσοστού επιτυχίας. Για μικρό αριθμό βημάτων, απαιτείται η χρήση πολύπλοκου μοντέλου, ενώ για περισσότερα βήματα μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα απλούστερο. Η απόφαση αυτή λαμβάνεται σε συνάρτηση με τις απαιτήσεις και τους περιορισμούς του συστήματος, τόσο από άποψη υλισμικού (πλατφόρμα υλοποίησης, μνήμη) και χρήσης της εφαρμογής (λήψη γρήγορων αποφάσεων για προσαρμογή του ελέγχου της πλατφόρμας).

#### 6.3.4 Επίδραση Χαρακτηριστικών της βάρδισης.

Όπως είναι γνωστό, τα principal components είναι γραμμικοί συνδυασμοί των αρχικών χαρακτηριστικών. Δεδομένου ότι κάποια PCs συντελούν στην διαχωριστικότητα των κλάσεων, μπορούμε να βρούμε ποια από τα βασικά χαρακτηριστικά, αν συνδυαστούν, αποτελούν την ουσία διαχωρισμού μεταξύ της κανονικής και της ασθενούς βάρδισης. Η αρίθμηση των χαρακτηριστικών ακολουθεί την ενότητα 4.3. Επίσης, σχολιασμός των χαρακτηριστικών έχει προηγηθεί στην [ενότητα 6.2.1](#)

Όπως είδαμε, το πιο σημαντικό PC είναι το 1. Η ποσοστιαία συνεισφορά των βασικών χαρακτηριστικών, δηλαδή το μέτρο των συντελεστών, σε αυτό το PC είναι:

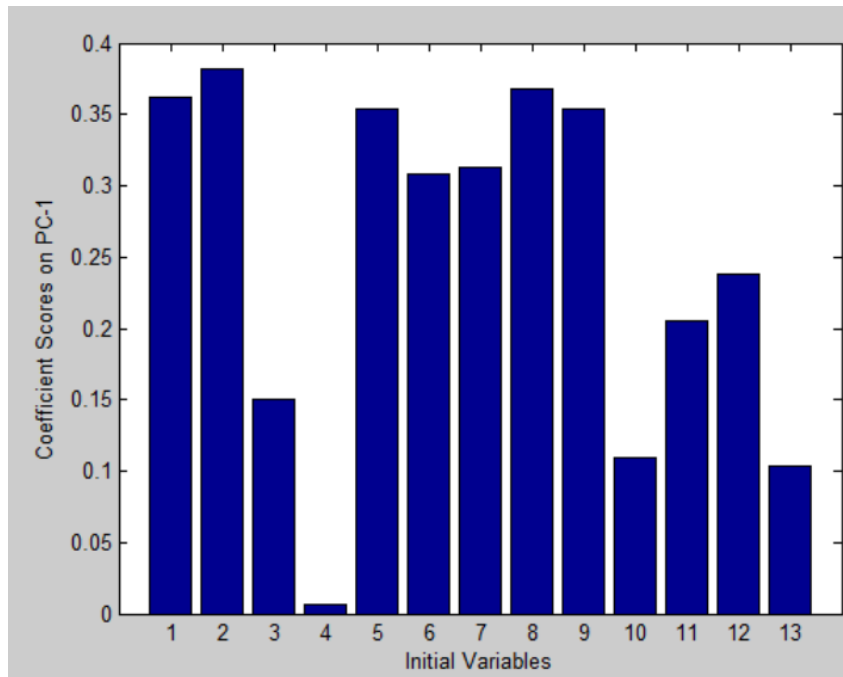


Figure 84 Συντελεστές 1<sup>ου</sup> PC

Most influential basic features for PC 1		
1. stride length	2. mean gait velocity	5. double support
6. Min(double support with feet(i) back)	7. Min( swing time of feet(i) )	8. Min ( swing velocity of feet(i) )
9. Max( swing velocity of feet(i) )		

Table 8 Σημαντικότερα χαρακτηριστικά στο 1<sup>ο</sup> PC

Οπότε τα πιο σημαντικά features που “ταυτίζουν” τις κλάσεις των ασθενειών υπό μια κλάση “ασθενής” και παράλληλα την διαχωρίζουν από την κλάση “υγιής” είναι το **μήκος** του βήματος, η **ταχύτητα** των ποδιών και η **διπλή στήριξη** (Στο δικό μας dataset το 8 κ το 9 είναι correlated, αλλά γενικά δεν είναι).

Τα παραπάνω features, λόγω της φύσης του PC-1, παρέχουν την πληροφορία ποια χαρακτηριστικά:

- Καθιστούν τις δυο κλάσεις διαχωρίσιμες

- Αποτελούν κοινό χαρακτηριστικό ανωμαλίας βάρδισης, όπως είδαμε στο σχήμα 47.

Θεωρούμε τον συνδυασμό συνιστωσών που πετυχαίνει βέλτιστη επίδοση για 1 βήμα, δηλαδή το σύνολο [1 2 3 5 10]. Το σύνολο αυτό, επειδή το δείγμα υπό εξέταση είναι 1 και δεν λαμβάνεται υπ' όψη η ακολουθία βημάτων του χρήστη, μεγιστοποιεί τις αποστάσεις των κατανομών, διότι ελαχιστοποιεί το Bayes Error. Η συνεισφορά των χαρακτηριστικών βάρδισης είναι:

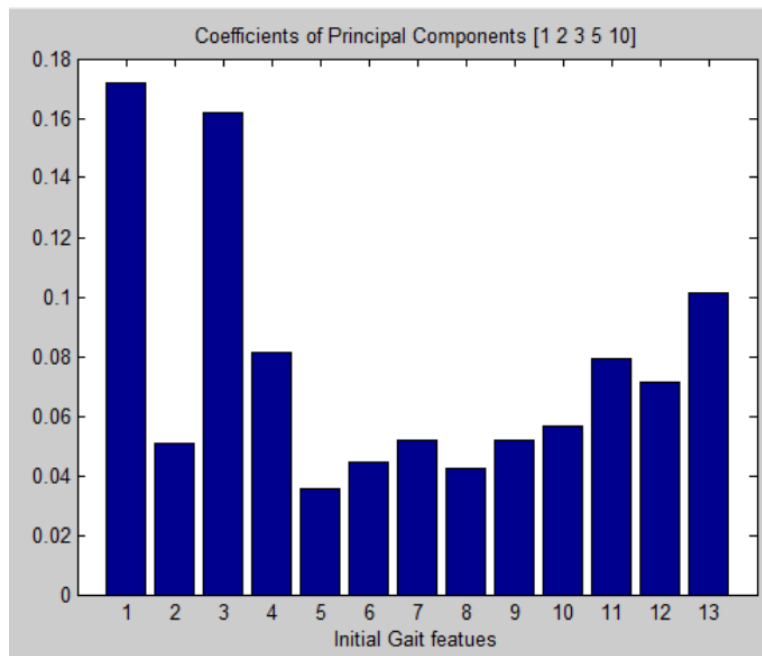


Figure 85 Συντελεστές βέλτιστης διαχωρισιμότητας

Όπως βλέπουμε, το *step length* και το *walking base* διαδραματίζουν τελικά τον πιο σημαντικό ρόλο. Είναι μια φυσιολογική τροπή, καθώς το πλάτος του βήματος είναι σημαντικό ώστε ο ασθενής να έχει μεγάλη βάση και καλή στήριξη ενώ τα μικρά βήματα είναι ένδειξη αδυναμίας στήριξης αλλά και ανύψωσης του κινούμενου ποδιού.

Το *double support* από την άλλη δεν έχει σημαντική συνολική συμβολή. Αυτό συμβαίνει διότι τα τελικά PCs επιδρούν και στη διαχωρισιμότητα των υπο-κλάσεων ασθένειας, ενώ το *double support* προσπαθεί να τις ταυτίσει, δείγμα ότι οι ασθενείς δεν κινούνται με διαφορετικές τροπικότητες ως προς αυτό το χαρακτηριστικό.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: Επίλογος – Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα

Στόχος της εργασίας αυτής ήταν να δημιουργήσει ένα ολοκληρωμένο σύστημα εντοπισμού και ανάλυσης βάδισης, το οποίο θα προσαρτηθεί σε ένα αυτόματο ρομποτικό σύστημα υποβοήθησης εξοπλισμένο με ένα αισθητήρα σάρωσης laser. Επίσης γίνεται μια αξιολόγηση των παραμέτρων και της επίδρασης της χρήσης υποβοήθησης σε αυτές.

Η παρακολούθηση των ποδιών μετέρχεται μια καινούργια μέθοδο για την εξαγωγή λεπτομερών τροχιών. Η μέθοδος αυτή ανταπεξέρχεται στις απαιτήσεις και τις δυσκολίες του προβλήματος, οι σημαντικότερες των οποίων αφορούν την ένωση των ποδιών και την μεταβολή του σχήματός τους. Επίσης δεν χρησιμοποιεί κανένα μοντέλο κίνησης ή θορύβου, γεγονός που την καθιστά ιδανική για το πρόβλημά μας όπου το μοντέλο της βάδισης δεν είναι διαθέσιμο και η δειγματοληψία είναι χαμηλή (άρα υπάρχει απότομη κίνηση ορισμένες φορές). Η non-rigid ταύτιση σχήματος επιχειρεί να βρει διανύσματα μετατόπισης ακόμα και σε περιπτώσεις με παραμόρφωση σχήματος. Η σύμμιξη και το φιλτράρισμα των τροχιών κάθε ποδιού θα μας δώσει μια εκτίμηση για την συνισταμένη μετατόπιση, αντιμετωπίζοντας την περίπτωση κακής αντιστοίχισης ορισμένων σημείων. Ένα ζήτημα που ανακύπτει είναι η βαθμονόμηση των συντελεστών των δυναμικών πεδίων και η βελτίωση του μηχανισμού αντιστοίχισης των κέντρων από καρτέ σε καρτέ, ώστε να μπορεί να ανταπεξέλθει σε πιο πολύπλοκα περιβάλλοντα και να μετατραπεί σε πλήρη μεθοδολογία.

Η εξαγωγή της πληροφορίας βάδισης γίνεται υπό τους περιορισμούς που αναφέρθηκαν στην ενότητα 5.3, οπότε γίνονται μερικές παρεκκλίσεις προκειμένου αυτοί να ξεπεραστούν κατά το δυνατόν. Τα χαρακτηριστικά βασίζονται στις βασικές παραμέτρους βάδισης αλλά δεν περιορίζονται μόνο σε αυτές. Το double support προσεγγίζεται βελτιστοποιώντας το κατάφλι με κατάλληλη συνάρτηση κόστους βασισμένη στην κατανομή των υγιών χρηστών. Με βάση τα πειραματικά δεδομένα, ορισμένες προσεγγίσεις παραμέτρων είναι καλές (stride duration, stride length, velocity) ενώ άλλες έχουν φυσική σημασία αλλά απέχουν από τις αντίστοιχες εμβιομηχανικές παραμέτρους.

Παρ' όλη τη δυσκολία εξαγωγής ακριβών χαρακτηριστικών λόγω της περιορισμένης αισθητήριας πληροφορίας, οι προσεγγιστικές τιμές που εξάγονται αρκούν για να πραγματοποιηθεί επιτυχώς αναγνώριση υγιούς και ασθενούς βάδισης υπό στήριξη, που είναι δυσκολότερη περίπτωση από το πρόβλημα αναγνώρισης χωρίς στήριξη. Επίσης η κατάσταση των ασθενών είναι μέτριας κλίμακας, γεγονός που δυσκολεύει ακόμα περισσότερο τον διαχωρισμό. Η ακρίβεια είναι περίπου 98.5% και δεν απαιτεί την χρήση πολλών μεταβλητών ή πολύπλοκων μοντέλων. Η χρήση του Naïve Bayes αλγορίθμου, παρότι απλοϊκός, μας επιτρέπει να εκμεταλλευτούμε στο έπακρο τη φύση του προβλήματος. Έτσι, η ταξινόμηση γίνεται σε παράθυρο βημάτων, αποφέροντας υψηλά ποσοστά επιτυχίας, ακόμα και με την χρήση μιας μόνο πρωτεύουσας συνιστώσας.

Τέλος, η μελέτη των χαρακτηριστικών καταλήγει σε συμπεράσματα για τα factors του προβλήματός μας στα συγκεκριμένα δεδομένα, και ποια χαρακτηριστικά είναι πιο σημαντικά στον

καθορισμό υγιούς και προβληματικής βάδισης, αλλά και πως επηρεάζονται από την χρήση του rollator.

Μέχρι σήμερα, δεν υπάρχει άλλο παρόμοιο σύστημα, με ένα φορητό αισθητήρα laser, που να επιτελεί επιτυχώς την ίδια εργασία.

Η εργασία αυτή αποτελεί τη βάση ενός ολοκληρωμένου συστήματος παρακολούθησης της κατάστασης του χρήστη σε σχεδόν πραγματικό χρόνο. Ένα τέτοιο σύστημα θα μπορεί να αξιολογεί με ακρίβεια την κατάσταση του ασθενούς ώστε να προσαρμόζει σωστά την κίνησή του. Θα γίνεται μοντελοποίηση των ασθενειών ξεχωριστά, προκειμένου η κίνηση του rollator να ακολουθεί ένα συγκεκριμένο μοτίβο. Σε περίπτωση που βρεθεί ασθένεια μη αναγνωρίσιμη θα μπορεί να γίνει κατάταξη του χρήστη στο GARS και η κίνηση του rollator να μπαίνει σε άλλο Mode.

Η πληροφορία της κατάστασης και των παραμέτρων βάδισης μπορεί επίσης να συλλέγεται και να αξιολογείται από κάποιον ειδικό, ο οποίος θα παρακολουθεί τη διαδικασία ανάνηψης του ασθενούς και θα φροντίσει για την ιατροφαρμακευτική του περίθαλψη. Η συλλογή αυτή μπορεί να γίνεται σε διαστήματα λεπτών ή και βδομάδων.

Για να περατωθούν οι στόχοι αυτοί, θα είναι απαραίτητη η συλλογή δεδομένων με τις αντίστοιχες ενδείξεις-labels. Με τα δεδομένα αυτά, θα μπορεί επίσης να γίνει ανάλυση της συσχέτισης των ασθενειών με τις διάφορες παραμέτρους για την περίπτωση όπου υπάρχει στήριξη.

Τέλος, προκειμένου οι τιμές των χαρακτηριστικών να μπορούν να συνδεθούν με άλλες εργασίες, θα χρειαστούν μέθοδοι πιο ακριβούς εκτίμησής τους. Ένας τρόπος θα ήταν η προσθήκη ενός component για αυτοεντοπισμό της θέσης του rollator, το οποίο θα απαιτούσε επιπλέον πληροφορία οδομετρίας και του περιβάλλοντος χώρου. Με αυτόν τον τρόπο, η θέση των ποδιών θα μπορούσε να τοποθετηθεί σε ένα global frame, καθιστώντας δυνατό τον ακριβή προσδιορισμό των μεταβλητών μήκους αλλά και του χρόνου διπλής στήριξης.



## Βιβλιογραφία

- [1] Aminian, K1, Najafi, B, Büla, C, Leyvraz, PF, Robert P, "Spatio-temporal parameters of gait measured by an ambulatory system using miniature gyroscopes", *J Biomech.* 2002 May;35(5): 689-99.
- [2] Arras, K.O.; Grzonka, S.; Lubner, M.; Burgard, W., "Efficient people tracking in laser range data using a multi-hypothesis leg-tracker with adaptive occlusion probabilities," *Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on* , vol., no., pp.1710,1715, 19-23 May 2008
- [3] **Arras K.O.**, Lau B., Grzonka S., Lubner M., Mozos O.M., Meyer-Delius D., Burgard W., "Range-Based People Detection and Tracking for Socially Enabled Service Robots", *Towards Service Robots for Everyday Environments, Springer Tracts in Advanced Robotics*, vol. 76, 2012
- [4] Bae, J, Tomizuka, M, "Gait phase analysis based on a hidden markov model", *Mechatronics*, vol. 21, no. 6, pp. 961 – 970, 2011.
- [5] Belachew, S, Piérard, S, Phan-Ba, R, Van Droogenbroeck, M, "Multimodal evaluation of gait and stride dynamics in relapsing and progressive forms of multiple sclerosis", In *Proceedings of the Belgian Royal Academies of Medicine*, 1:66-69, 2012
- [6] Besl, PJ, McKay, ND, "A Method for Registration of 3-D Shapes". In *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligenc (PAMI)*, 1992, Los Alamitos, CA, USA, 239–256.
- [7] Best, R; Begg, R, "Overview of Movement Analysis and Gait Features", In *Computational Intelligence for Movement Sciences: Neural Networks and Other Emerging Techniques*, Idea Group (published 2006-03-30), pp. 11–18.
- [8] Bishop, C, *Pattern Recognition and Machine Learning, Springer-Verlag New York, Inc.*, 2006
- [9] Borgolte, U "A novel mobility aid for independent daily living of elderly people," in *Proceedings 5th European Conference for the Advancement of Assistive Technology (AAATE)*, pp. 267 – 271, 1999.
- [10] Boulgouris, N, Hatzinakos, D, Plataniotis, K, Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification, *Signal Processing Magazine, IEEE* (Volume:22 , Issue: 6 )
- [11] Constantinescu, R, Leonard, C, Deeley, C, Kurlan, R, "Assistive devices for gait in Parkinson's disease", *Parkinsonism & Related Disorders* , Volume 13 , Issue 3 , 133 - 138
- [12] Chugo, D.; Asawa, T.; Kitamura, T.; Jia Songmin; Takase, K., "A motion control of a robotic walker for continuous assistance during standing, walking and seating operation," *Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on* , vol., no., pp.4487,4492, 10-15 Oct. 2009
- [13] David M W, "Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation", *Journal of Machine Learning Technologies*, 2011, 37–63.
- [14] [http://research.microsoft.com/en-us/um/people/awf/lmicp/icp\\_talk\\_for\\_export.tgz](http://research.microsoft.com/en-us/um/people/awf/lmicp/icp_talk_for_export.tgz)

- [15] Graf, B.; Hans, M.; Schraft, R.D, “Care-O-bot II - development of a next generation robotic home assistant”, *Autonomous robots* 16 (2004), Nr.2, S.193-205
- [16] Guyon, I, Elisseeff, A, *An Introduction to Variable and Feature Selection*, J. Mach. Learn. Res., JMLR.org, **2003**, 3, 1157-1182
- [17] Hashimoto, H, Sasaki, A, Ohyama, Y, Ishii, C, “Walker with hand haptic interface for spatial recognition”, In: *Proceeding of the Ninth IEEE International Workshop on Advanced Motion Control*, 2006, pp. 311–316
- [18] Jolliffe I.T. *Principal Component Analysis*, Series: Springer Series in Statistics, 2nd ed., Springer, NY, 2002, XXIX, 487 p. 28
- [19] J. C. O. Christopher L. Vaughan, Brian L. Davis, *Dynamics of Human Gait*. Human Kinetics Publishers, 1992.
- [20] Kluge, B.; Kohler, C.; Prassler, E., "Fast and robust tracking of multiple moving objects with a laser range finder," *Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on*, vol.2, no., pp.1683,1688 vol.2, 2001
- [21] Martins, M, Santos, C, Frizzera-Neto, A, Ceres, R, “Assistive mobility devices focusing on Smart Walkers: Classification and review”, *Robotics and Autonomous Systems* Volume 60, Issue 4, April 2012, Pages 548–562
- [22] McDonough et al., The validity and reliability of the GAITRite system's measurements: A preliminary evaluation, *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, 2001
- [23] McLachlan, S, Arblaster, J, Liu, DK, Miro, JV, Chenoweth, L, “A multi-stage shared control method for an intelligent mobility assistant”, In *Proceedings of the 2005 IEEE 9th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, pp. 426–429.
- [24] Meng, M, She, Q, Gao, Y, Luo, Z, “EMG signals based gait phases recognition using hidden Markov models,” *Information and Automation (ICIA), 2010 IEEE International Conference on* , vol., no., pp.852,856, 20-23 June 2010
- [25] Mendes, A.; Bento, L.C.; Nunes, U., "Multi-target detection and tracking with a laser scanner," *Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE* , vol., no., pp.796,801, 14-17 June 2004
- [26] Morris, A, Donamukkala, R, Kapuria, A, Steinfeld, A.; Matthews, J.T.; Dunbar-Jacob, J.; Thrun, S., "A robotic walker that provides guidance," *Robotics and Automation, 2003. Proceedings. ICRA '03. IEEE International Conference on* , vol.1, no., pp.25,30 vol.1, 14-19 Sept. 2003
- [27] Myronenko A., Song X., “Point-Set Registration: Coherent Point Drift”, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 2010, vol. 32, issue 12, pp. 2262-2275
- [28] Nyan, M.N., Tay, F.E.H, Seah, K.H.W, Sitoh, Y.Y “Classification of gait patterns in the time–frequency domain”, *Journal of Biomechanics* 39 (2006) 2647–2656
- [29] Panangadan, A, Mataric, M, Sukhatme, G, “Tracking and modeling of human activity using laser rangefinders”, *International Journal of Social Robotics*, no. 1, pp. 95-107, vol. 2, 2010
- [30] Pappas, I, Popovic, M, Keller, T, Dietz, V, Morari, M, “A reliable gait phase detection system,” *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 2, pp. 113–125, 2001.

- [31] Perry, J, *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*. Slack Incorporated, 1992.
- [32] Piérard, S, Azrou, S, Phan-Ba, R, Van Droogenbroeck, M, "GAIMS: A reliable non-intrusive gait measuring system", *ERCIM News*, 95:26-27, October 2013
- [33] Pierard, S, Azrou, S, Van Droogenbroeck, M., "Design of a reliable processing pipeline for the non-intrusive measurement of feet trajectories with lasers," *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.4399,4403, 4-9 May 2014
- [34] Premebida, C, Nunes, U, "Segmentation and Geometric Primitives Extraction from 2D Laser Range Data for Mobile Robot Applications", In *Robótica 2005 – Actas do Encontro Científico*, Coimbra, 29 de Abril de 2005
- [35] Preparata, F, Shamos, M, *Computational Geometry, an Introduction*, Springer-Verlag New York, Inc. New York, NY, USA, 1988
- [36] Savitzky, A, Golay, MJE, "Soothing and differentiation of data by simplified least squares procedures," *Anal. Chem.*, vol. 36, pp. 1627–1639, 1964.
- [37] Schafer, R.W., "What Is a Savitzky-Golay Filter? [Lecture Notes]," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol.28, no.4, pp.111,117, July 2011
- [38] Schwarz, G, Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6(2):461{464, 1978.
- [39] Shi, F, Cao, Q, Leng, C, Tan, H, "Based on force sensing-controlled human machine interaction system for walking assistant robot", In *Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*, Jinan, China, 2010, pp. 6528–6533.
- [40] Tipaldi, G.D.; Arras, K.O., "FLIRT - Interest regions for 2D range data," *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.3616,3622, 3-7 May 2010
- [41] Vogel, S, *Comparative Biomechanics: Life's Physical World*, Princeton University Press; Second edition, June, 2013
- [42] Wasson, G, Gunderson, J, Graves, S, "Effective shared control in cooperative mobility aids", in: *Proceedings of the Fourteenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, vol. 1, 2001, pp. 1–5.
- [43] Wolfson L, Whipple R, Amerman P, Tobin JN, "Gait assessment in the elderly: a gait abnormality rating scale and its relation to falls". *J Gerontol*, 1990
- [44] Yang, C, Medioni, G "Object modelling by registration of multiple range images". *Image Vision Comput.*, 1991, Newton, MA, USA, 145–155.
- [45] Yang, M, Zheng, H, Wang H, McClean S, Newell D, "iGAIT: An interactive accelerometer based gait analysis system", *Comput Methods Programs Biomed.* 2012 Nov; 108(2):715-23
- [46] Yu, H.; Spenko, M. & Dubowsky, S. An Adaptive Shared Control System for an Intelligent Mobility Aid for the Elderly *Autonomous Robots*, *Kluwer Academic Publishers*, 2003, 15, 53-66
- [47] Zhengyou, Z, "Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces", *International Journal of Computer Vision* (Springer), 1994, 13 (12): 119–152.

- [48] Zhao, H, Shibasaki, R., "A novel system for tracking pedestrians using multiple single-row laser-range scanners," *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on* , vol.35, no.2, pp.283,291, March 2005
- [49] Zhao, H., Chen, Y., Shao, X., Katabira, K., Shibasaki, R, "Monitoring a populated environment using single-row laser range scanners from a mobile platform," *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on* , vol., no., pp.4739,4745, 10-14 April 2007
- [50] Rolf Moe-Nilssen, Jorunn L. Helbostad, "Estimation of gait cycle characteristics by trunk accelerometry", *Journal of Biomechanics* 37 (2004), vol. 43, issue 9, pp. 121–126