



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ & ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ & ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ

**Ανθρωποκεντρική Μοντελοποίηση με Εφαρμογή στη Ρομποτική
Υποβοήθησης: Στοχαστική Εκτίμηση και Ρομποτική Μάθηση
στη Λήψη Αποφάσεων**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

της

ΓΕΩΡΓΙΑΣ Γ. ΧΑΛΒΑΤΖΑΚΗ

Αθήνα, Δεκέμβριος 2019



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ & ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ & ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ

**Ανθρωποκεντρική Μοντελοποίηση με Εφαρμογή στη Ρομποτική
Υποβοήθησης: Στοχαστική Εκτίμηση και Ρομποτική Μάθηση
στη Λήψη Αποφάσεων**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

της

ΓΕΩΡΓΙΑΣ Γ. ΧΑΛΒΑΤΖΑΚΗ

Συμβουλευτική Επιτροπή: Κωνσταντίνος Τζαφέστας
Πέτρος Μαραγκός
Νικόλαος Μαράτος

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 23η Δεκεμβρίου 2019.

.....
Κωνσταντίνος Τζαφέστας
Αναπλ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

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

.....
Κωνσταντίνος Κυριακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Στέφανος Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ανδρέας-Γ. Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Αντώνιος Αργυρός
Καθηγητής Πανεπιστήμιο Κρήτης

.....
Αντώνιος Τζες
Καθηγητής NYU Abu Dhabi

Αθήνα, Δεκέμβριος 2019.

.....
(Γεωργία Γ. Χαλβατζάκη)

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

© (2019) Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η ακριβής παρακολούθηση της ανθρώπινης βάδισης αποτελεί σημαντική συνιστώσα για διάφορες ρομποτικές εφαρμογές, όπως οι ρομποτικές πλατφόρμες κινητικής υποβοήθησης με στόχο την παροχή βοήθειας σε ασθενείς με μειωμένη κινητικότητα (mobility assistive robots), οι επονομαζόμενοι κοινωνικοί ρομποτικοί βοηθοί (social robot assistants), κ.α. Μια αρχιτεκτονική ρομποτικού ελέγχου με επίγνωση του περιβάλλοντος απαιτεί ακριβή και αξιόπιστη γνώση της κινητικής κατάστασης του χρήστη σε πραγματικό χρόνο, ώστε να αξιολογείται συνεχώς το επίπεδο της βάδισης του ασθενούς και να προσαρμόζεται η κίνηση του ρομπότ κατάλληλα με στόχο τη βέλτιστη παροχή βοήθειας και υποστήριξης.

Σε αυτήν την κατεύθυνση, η παρούσα διατριβή πραγματεύεται θέματα παρακολούθησης της ανθρώπινης βάδισης, και ειδικά της κίνησης των ποδιών ενός χρήστη σε συνεχή και δυναμική διάδραση με ενσωματωμένη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης κινητικότητας. Πιο συγκεκριμένα, στο πρώτο στάδιο της διατριβής μελετήθηκε μεθοδολογία παρακολούθησης ανθρώπινης βάδισης με χρήση Φίλτρου Kalman και K-means συσταδοποίησης, καθώς και μεθοδολογίες που χρησιμοποιούν Φίλτρα Σωματιδίων (Particle Filters - PFs) βάσει Ακολουθιακής Επαναδειγματοληψίας Σημαντικότητας (Sequential Importance Resampling - SIR). Στη συνέχεια, αναπτύχθηκε μια νέα μεθοδολογία παρακολούθησης με χρήση ενός PF επαυξημένου μέσω πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων (probabilistic data association - PDA). Παράλληλα, αναπτύχθηκαν μεθοδολογίες για την ανάλυση της ανθρώπινης βάδισης με την εξαγωγή χωροχρονικών παραμέτρων, οι οποίες χρησιμεύουν στην κλινική διάγνωση χαρακτηριστικών παθολογικής βάδισης. Στο επόμενο στάδιο της διατριβής, αναπτύχθηκε μια νέα προσέγγιση παρακολούθησης της ανθρώπινης βάδισης που χρησιμοποιεί δύο PFs με PDA σε ένα πρωτότυπο σχήμα αλληλεπιδραστικού πολλαπλού μοντέλου (Interacting Multiple Model - IMM). Στόχος της μεθοδολογίας αυτής αποτελεί η επιλογή σε πραγματικό χρόνο του κατάλληλου μοντέλου κίνησης σύμφωνα με την ανάλυση της ανθρώπινης βάδισης και τη χρήση του αλγορίθμου Viterbi για μια επαυξημένη εκτίμηση της κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης. Η εκτιμώμενη κατάσταση βάδισης επίσης αλληλεπιδρά με το IMM ως μια πρότερη πληροφορία που οδηγεί τη διαδικασία της μαρκοβιανής δειγματοληψίας, ενώ το PDA εξασφαλίζει ότι παρακολουθούνται τα πόδια του ίδιου ανθρώπου-χρήστη. Τα δεδομένα παρατήρησης προέρχονται από έναν ανιχνευτή λέιζερ (laser range finder - LRF), ο οποίος είναι τοποθετημένος επάνω στη ρομποτική πλατφόρμα κινητικής υποβοήθησης.

Στο πλαίσιο της παρούσας διατριβής, εκπονήθηκε μια λεπτομερής πειραματική ανάλυση και αξιολόγηση του προτεινόμενου αλγορίθμου χρησιμοποιώντας δεδομένα αληθείας (ground truth) από ένα σύστημα καταγραφής κίνησης (motion capturing), που χρησιμοποιήθηκε σε πραγματικά πειράματα με ηλικιωμένα άτομα που παρουσίαζαν διάφορες κινητικές δυσλειτουργίες. Για την πειραματική επαλήθευση της

προτεινόμενης μεθοδολογίας, υπολογίσθηκε η ακρίβεια του αλγορίθμου, αλλά και η ευρωστία του σε περιπτώσεις θορύβου και ανυπαρξίας δεδομένων παρατήρησης, καθώς και η επιτυχία του ως προς την ταξινόμηση της κατάσταση βάδισης, ελέγχοντας την επίδραση διαφορετικού αριθμού δειγμάτων στα PFs. Τα αποτελέσματα για τα ηλικιωμένα άτομα δείχνουν τις δυνατότητες που παρέχει το προτεινόμενο πλαίσιο μεθοδολογίας για εφαρμογή σε πραγματικό χρόνο, λόγω της αποτελεσματικότητάς του ως προς την παροχή ακριβών και αξιόπιστων εκτιμήσεων για την επαυξημένη κατάσταση βάδισης του ανθρώπου με χρήση μικρού αριθμού δειγμάτων στα στοχαστικά φίλτρα εκτίμησης. Εν συνεχεία, η ερευνητική εργασία επικεντρώθηκε στη μελέτη της ευστάθειας κατά τη βάδιση και την αντίστοιχη ανάπτυξη ενός δικτύου βαθιάς μάθησης με χρήση αναδρομικών νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της ευστάθειας βάδισης ως ασφαλούς ή επίφοβης για πτώση βάδισης, με χρήση πολυτροπικής πληροφορίας από δεδομένα κάμερας και λείζερ.

Τελική συνεισφορά της παρούσας διατριβής αποτελεί η μελέτη και ανάπτυξη διαφόρων στρατηγικών ελέγχου για τη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης με χρήση ανθρωποκεντρικής πληροφορίας σχετικά με την κινητική κατάσταση του εκάστοτε χρήστη. Αρχικά μελετήθηκε και υλοποιήθηκε μια στρατηγική ελέγχου για τον σχηματισμό ανθρώπου-ρομπότ με την ανάπτυξη ενός κινηματικού ελεγκτή που λαμβάνει υπόψη την κινηματική κατηγοριοποίηση του χρήστη προκειμένου να προσαρμόζονται οι βέλτιστες παράμετροι του ελεγκτή σε σχέση με την απόσταση και τον προσανατολισμό του σχήματος άνθρωπος-ρομπότ. Παρά το γεγονός ότι μια τέτοια σχεδίαση είχε καλά αποτελέσματα σε ευθεία πορεία, δεν ήταν δυνατόν να προσαρμόζεται σε πιο σύνθετες κινήσεις που περιλάμβαναν επίσης στροφές. Για το λόγο αυτό, η παρούσα διατριβή ολοκληρώνεται με την παρουσίαση, ανάλυση και υλοποίηση μιας μεθόδου ενισχυτικής μάθησης (reinforcement learning), η οποία ενσωματώνει και ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της πρόθεσης κίνησης του ατόμου. Στόχος είναι η εκμάθηση μιας πολιτικής ελέγχου για τον ρομποτικό βοηθό ώστε να προσαρμόζεται στην κινητική κατάσταση και τις προθέσεις του εκάστοτε χρήστη. Εκτενής πειραματική ανάλυση αποδεικνύει την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου σε σχέση με βασικές μεθόδους ελέγχου, αναδεικνύοντας τη δυνατότητα χρήσης της προτεινόμενης μεθοδολογίας ως ικανής ανθρωποκεντρικής στρατηγικής λήψης αποφάσεων για την κίνηση του ρομποτικού βοηθού με προσαρμογή στον εκάστοτε χρήστη.

Λέξεις Κλειδιά: Παρακολούθηση κατάστασης ανθρώπινης βάδισης, Ρομποτική υποβοήθησης, Μηχανική μάθηση στη ρομποτική, Αλληλεπίδραση ανθρώπου-ρομπότ

□

Abstract

Accurately tracking and analyzing human gait constitutes an essential functionality for various robotic applications, such as smart robotic walkers aiming to provide assistance to patients with different mobility impairment, social robot companions, and many others. A context-aware robot control architecture needs constant knowledge of the user's kinematic state to assess the patient's gait status and adjust its movement properly to provide optimal assistance.

Towards this end, this dissertation focuses on research topics related to monitoring human walking, and especially the movement of the user's legs in continuous and dynamic interaction with a robotic assistive mobility platform. More specifically, in the first part of this dissertation, various tracking techniques have been applied for the human legs state estimation using Kalman Filter (KF) and K-means clustering. Further on methodologies using Particle Filters (PFs) based on Sequential Importance Resampling (SIR) have been investigated, to better cope with the nonlinear and non-Gaussian nature in stochastic gait dynamics. A new monitoring methodology was then developed using PFs for the human state estimation with probabilistic data association (PDA). In parallel, gait analysis methodologies have been developed with the extraction of spatio-temporal parameters, which are useful in the clinical diagnosis of various pathological gait classes.

In the next phase of the dissertation, a novel human gait tracking approach is proposed, that uses two PFs and PDA with an Interacting Multiple Model (IMM) scheme for a real-time selection of the appropriate motion model according to the human gait analysis and the use of the Viterbi algorithm for an augmented human gait state estimation. The gait state estimates also interact with the IMM as prior information that drives the Markov sampling process, while the PDA ensures that the legs of the same person are tracked in a coupled manner. The observation data are provided by a Laser Range finder (LRF) mounted on a robotic assistant walker. A detailed experimental validation is presented using ground truth data from a motion capture system, which was used in real experiments with elder subjects who presented various mobility impairments. The validation analysis considers the algorithm's accuracy, robustness to occlusions and clutter, and the gait state classification success, subject to the effect of a different number of samples used in the PFs. The results obtained on the real data of the elder subjects who have voluntarily participated in the experiments show the efficacy of the proposed algorithm in providing accurate and robust augmented human gait estimates with a small number of particles, thus demonstrating the potential of the methodology to be used in a real-time application in the field of assistive or rehabilitation robotics.

Continuing the research in the direction of human-centric estimation and learning, we have proposed and developed a novel method for analyzing human

gait stability from non-wearable sensors, namely for the users of the robotic mobility assistance platform. In particular, we have used deep neural networks and specifically, Long Short-Term Memory (LSTM) networks, a special kind of recurrent neural networks, in an encoder-decoder framework for predicting human walking stability as safe or risk-of-fall, using as input multimodal data from camera and laser in a human-centered estimation process.

The final contribution of this work relies on studying and developing various control strategies for the robotic assistant, using human-centered information regarding the kinematic state of each user. The initial approach considered a strategy for the coupled human-robot motion control and the development of a kinematic control that considers the mobility classification of the user, to change certain control parameters regarding the separation distance and the relative bearing in the human-robot setting. Even though such a method performed well for straight-line navigation scenarios, it was not easy to accommodate the disturbances occurring to the system during more complex movements, like turnings. To this end, this dissertation is completed by the proposal, analysis, and application of a novel framework for a human-centered robot motion adaptation. The goal is to achieve a coupled human-robot motion in a front-following setting as if the patient was pushing the rollator him/herself. To this end, we propose a novel approach using Model-based Reinforcement Learning (MBRL) for adapting the control policy of the robotic assistant. This approach encapsulates all previous work developed during this doctoral research on human tracking and gait analysis from RGB-D and laser streams into a human-in-the-loop decision-making strategy. We use LSTM networks for designing a Human Motion Intention Model (HuMIM) and a Coupling Parameters Forecast model, leveraging on the outcome of human gait analysis. An initial LSTM-based policy network was trained via Imitation Learning (IL) from human demonstrations in a Motion Capture setup. This policy is then fine-tuned with the MBRL framework using tracking data from real patients. A thorough evaluation analysis proves the efficiency of the MBRL approach as a user-adaptive human-centered decision-making strategy.

Keywords: Human gait state tracking, Assistive robots, Machine learning in robotics, Human-robot interaction

□

Ευχαριστίες

Η εκπόνηση μιας διδακτορικής διατριβής, όπως ετυμολογικά μπορούμε να αναλύσουμε από το ρήμα "εκ + πονώ", σημαίνει την πραγματοποίηση ενός πνευματικού έργου που απαιτεί ιδιαίτερη φροντίδα, αφοσίωση και πνευματικό κάματο. Αποτελεί ένα ταξίδι επιστημονικής ενηλιωκίωσης και πραγμάτωσης από φοιτητή σε ολοκληρωμένο επιστήμονα-ερευνητή. Είναι η αυτοπραγμάτωση που προέρχεται από την καθημερινή τριβή με άλυτα επιστημονικά προβλήματα, έννοιες αλλά και τη συνεργασία με έτερους ερευνητές, τις ατελείωτες ώρες συζητήσεων και αναζητήσεων, που οδηγούν ένα νεαρό μυαλό να ωριμάσει επιστημονικά, να μπορέσει να διαμορφώσει και να αποτυπώσει νέες ερευνητικές κατευθύνσεις, να προτείνει λύσεις και να οργανώσει ερευνητικές ομάδες με στόχευση την συμβολή στην επιστημονική κοινότητα.

Προσωπικά, η το ενδιαφέρον μου για την ενασχόλησή μου με τον τομέα της ρομποτικής ήταν η κινητήριος δύναμη που με οδήγησε από μικρή ηλικία στην επιλογή της σχολής των Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών. Ήταν αυτή η ιδέα της αξιοποίησης των θεωριών και νόμων των Μαθηματικών και της Φυσικής στο πλαίσιο της αυτοματοποίησης διαδικασιών με τη χρήση ρομπότι στην καθημερινότητά μας για την υποβοήθηση μεγάλων πληθυσμιακών ομάδων, που αποτελούσε ένα ενδόμυχο κίνητρο που με καθοδηγούσε σε όλα τα χρόνια των προπτυχιακών μου σπουδών. Για το λόγο αυτό, όταν έφτασε η ώρα να αιτηθώ για το μεταπτυχιακό πρόγραμμα σπουδών, η πορεία που επέλεξα ήταν μονόδρομος και περνούσε από την πόρτα του καθηγητή Κωνσταντίνου Τζαφέστα. Θυμάμαι στις πρώτες μας συναντήσεις τη ζέση με την οποία μου περιέγραφε τους στόχους της ερευνητικής κατεύθυνσης που επιλέξαμε μαζί για να εργαστώ κατά τη διάρκεια των διδακτορικών μου σπουδών και τον ενθουσιασμό που μου είχε μεταδώσει. Και τώρα που αυτό το ταξίδι ολοκληρώνεται, μπορώ να πω ότι μου κληροδότησε αυτή τη ζέση και τον ενθουσιασμό για να προχωρήσω ως μια ώριμη ερευνήτρια σε νέα μονοπάτια και να ορίσω νέους ερευνητικούς στόχους. Φυσικά, το ταξίδι της εκπόνησης της διδακτορικής διατριβής δεν ήταν στρωμένο με ροδοπέταλα. Είχε μοχθο, καημό, λύπη, απογοητεύσεις, αλλά είχε και πάρα πολλές στιγμές χαράς και ικανοποίησης, και ήταν αυτή η πληθώρα συναισθημάτων και εμπειριών που με έφεραν ως εδώ και με διαμόρφωσαν τόσο ως άνθρωπο όσο και ως επιστήμονα.

Η επιτυχία της ολοκλήρωσης αυτής της διδακτορικής διατριβής, δεν οφείλεται, φυσικά, αποκλειστικά σε εμένα, και για το λόγο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω τα άτομα που συνέβαλαν και με υποστήριξαν είτε επιστημονικά είτε προσωπικά είτε αρκετές φορές και στις δύο αυτές διαστάσεις στην πορεία ολοκλήρωσης αυτού του εγχειρήματος.

Αρχικά, οφείλω ένα μεγάλο ευχαριστώ στον μέντορα και επιβλέποντα της παρούσης διατριβής, καθηγητή Κωσταντίνο Τζαφέστα, τόσο γιατί μέσα από τα προπτυχιακά του μαθήματα ρομποτικής με ενέπνευσε να συνεχίζω να πιστεύω στο εφηβικό μου

όνειρο για την ενασχόληση με τον απαιτητικό αυτό επιστημονικό κλάδο, όσο και για το ότι με αποδέχτηκε ως μεταπτυχιακή φοιτήτρια υπό την επίβλεψή του, αλλά και για όλες τις κατευθύνσεις και συμβουλές που μου έδωσε και συνεχίζει ακόμα και τώρα να παρέχει απλόχερα. Τον ευχαριστώ ιδιαίτερος για τον χρόνο που μου παρείχε ώστε να ολοκληρώσω και να καλύψω ένα μεγάλο εύρος ερευνητικών θεμάτων κατά τη διάρκεια των διδακτορικών μου σπουδών, για τον χώρο που μου έδωσε ώστε να εξελιχθώ ως ερευνήτρια και να διαμορφώσω τη δική μου επιστημονική αντίληψη αλλά και για την συνεχή υλική και ψυχολογική υποστήριξη που μου παρείχε όλα αυτά τα χρόνια προκειμένου να είμαι σε θέση να ολοκληρώσω την διδακτορική μου εργασία.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω και στον συνεπιβλέποντά μου καθηγητή Πέτρο Μαραγκό. Τόσο μέσα από τα μαθήματά του σε προπτυχιακό και μεταπτυχιακό επίπεδο όσο και από τις προσωπικές μας συζητήσεις, άνοιξε τους ερευνητικούς μου ορίζοντες σε θέματα που αφορούν την ρομποτική αντίληψη και μοντελοποίηση και μου έδωσε την έμπνευση για την ενσωμάτωση νέων τεχνικών στα πλαίσια του ρομποτικού ελέγχου. Φυσικά, δεν μπορώ να παραλείψω να αναφέρω και την προσωπική στήριξη που μου παρείχε και την κατανόηση που επεδείκνυε σε καθημερινά ζητήματα. Ως διευθυντής του εργαστηρίου Ρομποτικής και Αυτοματισμού στα χρόνια που εκπόνησα τη διατριβή μου, ο κος Μαραγκός ήταν πάντα παρών και πρόθυμος να συζητήσει και να βοηθήσει σε όποια καθημερινά, ερευνητικά και μή, προβλήματα ανέκυπταν στο εργαστήριο. Δεν θα ήταν υπερβολή να αναφέρω ότι ο κος Μαραγκός αποτελούσε και αποτελεί επιστημονικό πατέρα για όλα τα μέλη του διευρυμένου εργαστηρίου μας.

Στη συνέχεια, δεν μπορώ παρά να αποδώσω ένα τεράστιο ευχαριστώ στην Δρ. Ξανθή Παπαγεωργίου, η οποία εργάστηκε ως μεταδιδακτορική ερευνήτρια στο εργαστήριο Ρομποτικής και Αυτοματισμού κατά τα χρόνια των διδακτορικών μου σπουδών. Από τον πρώτο κίόλας χρόνο μου ως μεταπτυχιακή φοιτήτρια, η Ξανθή ανέλαβε τον δύσκολο ρόλο της καθημερινής επίβλεψής μου. Είναι χάρη στην Ξανθή ότι κατάφερα να κάνω τα πρώτα μου ερευνητικά βήματα. Μαζί της έμαθα πως να μελετώ επιστημονικά άρθρα, πώς να αναζητώ συναφείς πηγές, τον τρόπο με τον οποίο πρέπει να οργανώνω και να εκτελώ επιστημονικά πειράματα και να οδηγούμαι σε ασφαλή συμπεράσματα και πώς τελικά να αποτυπώνω θεωρίες και αποτελέσματα σε τεχνικές μελέτες και επιστημονικές εργασίες. Είναι η απίστευτη φλόγα που την διακατέχει για την επιστημονική έρευνα, το βαθύ επιστημονικό της υπόβαθρο και οι γνώσεις, αλλά και η τεράστια υπομονή που επέδειξε κατά την αλληλεπίδρασή της μαζί μου, που την καθιστούν για εμένα πρότυπο τόσο ως επιστήμονα αλλά και ως γυναίκα. Για όλους αυτούς τους λόγους και πολλούς ακόμα που δεν μπορούν να αποτυπωθούν σε ένα σύντομο ευχαριστήριο μήνυμα, ευχαριστώ την Ξανθή, που μπορώ πλέον να αποκαλώ αδελφική μου φίλη.

Φυσικά, το μεγαλύτερο ευχαριστώ το οφείλω στην οικογένειά μου, τον πατέρα μου Γιώργο, την μητέρα μου Άννα και τον αδερφό μου Νίκο. Οι δικές τους θυσίες, μέσα από τη δύσκολη καθημερινότητά τους, με έφτασαν ως εδώ. Από τα πρώτα χρόνια στο σχολείο, έπειτα στις προπτυχιακές και τελικά στις μεταπτυχιακές μου σπουδές, οι γονείς μου με στήριζαν και με στηρίζουν με την αγάπη, την υπομονή τους και όχι μόνο. Αυτή η λάμψη στα μάτια των γονιών όταν μιλούν για τα επιτεύγματα του παιδιού τους είναι η μεγαλύτερη επιβράβευση που μπορεί κανείς να αποζητήσει. Ο μικρός μου αδερφός Νίκος, πάντα με έναν τρυφερό λόγο με παρηγορούσε στις δύσκολες στιγμές, και άλλοτε με ενθουσιασμό καμάρωνε και επιβράβευε τη μεγάλη του αδερφή, γεμίζοντάς με ευγνωμοσύνη. Ευγνώμων όμως είμαι και προς τα υπόλοιπα μέλη της οικογένειάς μου, που πάντοτε με υποστήριζαν, με επιβράβευαν και με παρακινούσαν να συνεχίζω απρόσκοπτα το ερευνητικό μου έργο παρά τις όποιες δυσκολίες. Ευχαρι-

στό λοιπόν τις θείες μου Μαρίκα, Θεανώ, τους θείους μου Αντώνη και τον εκλιπόντα θείο μου Μιχάλη, τη θεία μου Φωτεινή, η οποία με στήριξε αρκετές στιγμές της ζωής μου ως άλλη μητέρα, τις κατά τους τύπους μεγάλες μου εξαδέρφες αλλά στην καρδιά μου αδερφές μου Τίνα και Σοφία, που με συμβουλευαν και συνεχίζουν να με συμβουλεύουν σε όλα τα στάδια της ζωής μου, και επίσης τα ξαδέρφια μου Ιωάννα, Μανώλη, Δικαία, Νικήτα, Μανώλη, Νικόλα και Δημήτρη. Θα ήθελα, ωστόσο, να ευχαριστήσω και άτομα με τα οποία μοιράστηκα μεγάλο μέρος της ζωής μου στην Αθήνα, και ιδίως τα χρόνια που εκπόνησα τις διδακτορικές μου σπουδές και βίωσαν από πρώτο χέρι τις αγωνίες και τις χαρές μου, παρόλο που οι επιλογές μας και οι εξελίξεις στις ζωές μας μπορεί να μας έχει χωρίσει. Ευχαριστώ λοιπόν τους Γιώργο, Κώστα, Μαίρη και Αρετή.

Δεν θα μπορούσα να μην ευχαριστήσω όλα τα μέλη του εργαστηρίου Ρομποτικής και Αυτοματισμού για την καθημερινή μας αλληλεπίδραση και φιλία. Θέλω πιο συγκεκριμένα να ευχαριστήσω τον Πέτρο Κούτρα, την Αντιγόνη Τσιάμη, την Νίκη Ευθυμίου, τον Παναγιώτη Φιλντίση, τον Θανάση Δομέτιο και τον Γιώργο Ρετινά για τις ποικίλες επιστημονικές και προσωπικές συζητήσεις, την στήριξη και τη φιλία τους και τις υπέροχες αν και πολλές φορές δύσκολες ώρες που μοιραστήκαμε μαζί δουλεύοντας στο εργαστήριο. Για εμένα τα άτομα αυτά στάθηκαν παραπάνω από συνάδελφοι, και μπορώ να τους αποκαλώ οικογένειά μου. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τη γραμματέα του εργαστηρίου και προσωπική φίλη Βασιλική Πλατίτσα, τη γραμματέα Φωτεινή Σταμέλου και το σύζυγό της Παναγιώτη, αλλά και την Δέσποινα Κασσιανίδη για τις τόσες φορές που παρείχαν την βοήθειά τους σε πρακτικά ζητήματα και μη.

Θα ήταν, ωστόσο, παράλειψή μου να μην ευχαριστήσω και τους αδελφικούς μου φίλους και συναδέλφους από τα πρώτα χρόνια μας στη Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών την Κατερίνα Χωματά, την Μαρία Σαμαρά, την Μαρία Χούπα, τον Ιάσονα Λυσικάτο-Κουβελιώτη, τον Τάσο Μπαρδάκο και τον Μαργαρίτη Αποστολίδη. Τα άτομα αυτά αποτελούσαν τον πυρήνα των φοιτητικών μου χρόνων, που πάντα υπήρξαν δίπλα μου και με στήριξαν στην απόφασή μου να ξεκινήσω τις διδακτορικές μου σπουδές, αλλά και αργότερα όταν οι ρυθμοί της καθημερινότητάς μας άλλαξαν, ένα μπράβο και η στήριξη από τα άτομα αυτά ήταν αρκετά για να με παρακινήσουν να συνεχίσω να εργάζομαι για την επίτευξη των στόχων μου. Ευχαριστώ, ακόμα, τις φίλες μου Τάνια Λέσικο, Χρυσούλα Διαμαντοπούλου και Άρτεμις Μιχαλοπούλου για την αγάπη, την ψυχλογική στήριξη, τον χρόνο που μου χάρισαν όλα αυτά τα χρόνια, αλλά και την πίστη και την εμπιστοσύνη τους στο πρόσωπό μου.

Επίσης, οφείλω ένα ακόμα ευχαριστώ τον Carlo D'Eramo, τον οποίο γνώρισα και εκτίμησα τους τελευταίους μόλις μήνες των διδακτορικών μου σπουδών, ωστόσο η αντίληψη, οι επιστημονικές απόψεις και η γνώμη του με βοήθησαν πολύ, ιδιαίτερα κατά το διάστημα ολοκλήρωσης της συγγραφής της παρούσης διατριβής.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω όλα τα μέλη της επιστημονικής κοινότητας που συμμετείχαν στην εξέταση της παρούσης εργασίας και συνέβαλαν με τα εποικοδομητικά τους σχόλια και τις προτάσεις του. Συγκεκριμένα ευχαριστώ βαθειά τον Καθηγητή Νικόλαο Μαράτο, τον Καθηγητή Κωνσταντίνο Κυριακόπουλο, τον Καθηγητή Στέφανο Κόλλια, τον Καθηγητή Ανδρέα Σταφυλοπάτη, τον Καθηγητή Αντώνιο Τζε και τον Λέκτορα Χαράλαμπο Ψυλλάκη, για τον χρόνο που αφιέρωσαν για την μελέτη και εξέταση της παρούσης διατριβής.

□

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	4
Ευχαριστίες	6
Κατάλογος Σχημάτων	18
Κατάλογος Πινάκων	21
1 Εισαγωγή	22
1.1 Κίνητρα Εργασίας	22
1.2 Περιγραφή του Προβλήματος	26
1.3 Σχετική Βιβλιογραφία	27
1.3.1 Εξυπνες Πλατφόρμες Υποβοήθησης Βάδισης	27
1.3.2 Τεχνικές Παρακολούθησης Ανθρώπινης Κίνησης	28
1.3.3 Τεχνικές Ανάλυσης Ανθρώπινης Βάδισης	31
1.3.4 Στρατηγικές Ελέγχου για Ρομποτικούς Βοηθούς Κινητικότητας	33
1.4 Προσέγγιση Προβλήματος	33
1.5 Συνεισφορές	34
1.6 Οργάνωση του κειμένου	35
2 Βασικοί Ορισμοί	38
2.1 Στοχαστική εκτίμηση	38
2.1.1 Ορισμός προβλήματος στοχαστικής εκτίμησης	39
2.2 Φίλτρο Κάλμαν - Kalman Filter	40
2.3 Φίλτρο Σωματιδίων - Particle Filter	42
2.3.1 Πρόβλημα Εκφυλισμού	43
2.3.2 Ακολουθιακή Επαναδειγματοληψία Σημαντικότητας (Sequential Importance Resampling - SIR)	45
3 Μεθοδολογίες Παρακολούθησης Ποδιών Ανθρώπου κατά τη Βάδιση	46
3.1 Μαθηματική Περιγραφή Προβλήματος	46
3.2 Παρακολούθηση με Φίλτρο Kalman και K-means συσταδοποίησης .	47
3.3 Παρακολούθηση με Φίλτρα Σωματιδίων Ακολουθιακής Επαναδειγματοληψίας Σημαντικότητας (SIR-PFs)	49
3.3.1 Αρχικοποίηση	50
3.3.2 Χρονική Διάδοση των Particles	50

3.3.3	Ανανέωση Βαρών & Υπολογισμός Πιθανοφάνειας Παρατηρήσεων	51
3.3.4	Επαναδειγματοληψία και Ύστερη Εκτίμηση	52
3.4	Παρακολούθηση με Φίλτρα Σωματιδίων και Πιθανοτική Συσχέτιση Δεδομένων (PDA-PF)	52
3.4.1	Συσχέτιση δεδομένων και Υπολογισμός Πιθανοφάνειας Παρατηρήσεων	53
3.4.2	Metropolis-Hastings Επαναδειγματοληψία	54
3.4.3	Ύστερη εκτίμηση κατάστασης	55
4	Μέθοδοι Ανάλυσης Ανθρώπινης Βάδισης	56
4.1	Θεωρητικό Υπόβαθρο Ανάλυσης Ανθρώπινης Βάδισης	56
4.2	Ανάλυση βάδισης με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα από δεδομένα λείζερ	58
4.3	Ανάλυση Βάδισης με δεδομένα από σύστημα οπτικής καταγραφής κίνησης	61
4.3.1	Προ-επεξεργασία των δεδομένων δεικτών	62
4.3.2	Ανίχνευση φάσεων βάδισης	63
5	Εκτίμηση Επαυξημένης Κατάστασης Ανθρώπινης Βάδισης	66
5.1	Περιγραφή Προβλήματος	68
5.2	IMM-PDA-PF Μεθοδολογία	69
5.2.1	Επαναληπτικό Πολλαπλό Μοντέλο IMM για την Παρακολούθηση Βάδισης	69
5.2.2	Εκτίμηση Κατάστασης Ανθρώπινης Βάδισης	71
5.2.3	IMM-PFs με πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων για την παρακολούθηση ποδιών	72
6	Πρόβλεψη ευστάθειας βάδισης με χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων	78
6.1	Σχετική βιβλιογραφία	78
6.2	Ευστάθεια Ανθρώπινης Βάδισης	80
6.3	Μεθοδολογία	81
6.3.1	Διάνυσμα Χαρακτηριστικών Εισόδου	82
6.3.2	Δίκτυο βασισμένο στα LSTM για την πρόβλεψη της ευστάθειας βάδισης	83
7	Έλεγχος συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ προσαρμοζόμενης στο χρήστη	86
7.1	Έλεγχος συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό	86
7.1.1	Σχετική Βιβλιογραφία αναφορικά με τον συζευγμένο έλεγχο πλοήγησης ανθρώπου-ρομποτικού βοηθού	87
7.1.2	Αρχιτεκτονική Ελέγχου	89
7.2	Προσαρμογή ρομποτικού βοηθού στην ανθρώπινη βάδιση: Μια προσέγγιση Ενισχυτικής Μάθησης	93
7.2.1	Κίνητρο	93
7.2.2	Σχετική Βιβλιογραφία	95
7.2.3	Προκαταρκτικές έννοιες	96
7.2.4	Ορισμός Προβλήματος	98
7.2.5	Προτεινόμενη προσέγγιση με MBRL	98
8	Πειραματικές Διατάξεις και Δεδομένα	104

8.1	Πειραματική Διάταξη - Χαϊδελέργη 2013	104
8.1.1	Περιγραφή πειραματικών δεδομένων: MOBOT 1	104
8.2	Πειραματική Διάταξη - Χαϊδελέργη 2014	106
8.2.1	Περιγραφή πειραματικών δεδομένων: MOBOT 2	107
8.2.2	Περιγραφή πειραματικών δεδομένων: MOBOT 3	107
9	Πειραματικά Αποτελέσματα Εκτίμησης Κίνησης Ανθρώπινων Ποδιών	110
9.1	Πειραματική σύγκριση KF και PDA-PF	111
9.1.1	Πείραμα 1: Αξιολόγηση παρακολούθησης κίνησης - Επαλήθευση βάσει δεδομένων αληθείας από οπτικό σύστημα καταγραφής	111
9.1.2	Πείραμα 2: Επαλήθευση με χρήση δεδομένων αληθείας από το σύστημα GAITRite	118
9.2	Πείραμα 3: Συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου PDA-PF με KF και SIR-PF	122
9.2.1	Πειραματική διάταξη και περιγραφή δεδομένων	122
9.2.2	Στρατηγική Επαλήθευσης	122
9.2.3	Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συμπεράσματα	123
10	Πειραματικά Αποτελέσματα Ανάλυσης Βάδισης	136
10.1	Πείραμα 1: Επαλήθευση του συστήματος ανάλυσης βάδισης	137
10.1.1	Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας	137
10.1.2	Στρατηγική Επαλήθευσης	139
10.1.3	Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συζήτηση	139
10.2	Πείραμα 2: Επαλήθευση του συστήματος ανάλυσης βάδισης σε ασθενείς με διαφορετική παθολογική κατάσταση βάδισης	141
10.2.1	Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας	141
10.2.2	Στρατηγική Επαλήθευσης	143
10.2.3	Πειραματικά αποτελέσματα και συζήτηση	143
10.3	Πείραμα 3: Αξιολόγηση του συστήματος ανάλυσης βάδισης παράλληλων HMMs	145
10.3.1	Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας	145
10.3.2	Στρατηγική αξιολόγησης	145
10.3.3	Πειραματικά αποτελέσματα και συζήτηση	146
10.4	Πείραμα 4: Μελέτη επίδρασης διαφορετικών σχεδιασμών ελέγχου στη βάδιση	149
10.4.1	Συλλογή πειραματικών δεδομένων	149
10.4.2	Στρατηγική Επαλήθευσης	149
10.4.3	Πειραματικά αποτελέσματα	150
11	Πειραματικά Αποτελέσματα Επαυξημένης Εκτίμησης Κατάστασης Ανθρώπινης Βάδισης	156
11.1	Πειραματική διάταξη και περιγραφή δεδομένων	156
11.2	Στρατηγική Επαλήθευσης	158
11.3	Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συζήτηση	159
12	Πειραματικά Αποτελέσματα πρόβλεψης ευστάθειας βάδισης	164
12.1	Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας	164
12.2	Στρατηγική Επαλήθευσης	165
12.3	Πειραματικά αποτελέσματα	166

13 Πειραματικά Αποτελέσματα Ελέγχου Συζευγμένης Πλοήγησης Ανθρώπου-Ρομπότ	172
13.1 Πειραματικά αποτελέσματα Ελέγχου συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό	172
13.1.1 Περιγραφή δεδομένων & Στρατηγική αξιολόγησης	172
13.1.2 Επαλήθευση της Ταξινόμησης της Παθολογικής Βάδισης	174
13.1.3 Αξιολόγηση του Ελέγχου Σχηματισμού Ανθρώπου-Ρομπότ	176
13.2 Πειραματικά αποτελέσματα προσαρμογής κίνησης ρομπότ με ενισχυτική μάθηση	179
13.2.1 Περιγραφή δεδομένων	179
13.2.2 Αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης της ανθρώπινης κίνησης	179
13.2.3 Αξιολόγηση του δικτύου πολιτικής ελέγχου με IL	180
13.2.4 Αξιολόγηση της μεθόδου MBRL:	181
14 Συμπεράσματα και Μελλοντικοί Ερευνητικοί Στόχοι	186
14.1 Συμβολή	187
14.2 Μελλοντικοί Ερευνητικοί Στόχοι	188
Α΄ Λίστα Δημοσιεύσεων	190
Βιβλιογραφία	194

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 1.1	Είδη βοηθών βάδισης.	23
Σχήμα 1.2	Εικόνα που αποτυπώνει το όραμα αντικατάστασης ενός απλού περιπατητήρα από μια έξυπνη ρομποτική πλατφόρμα.	24
Σχήμα 1.3	Αριστερά: το CAD σχέδιο ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης βάδισης. Δεξιά: η ρομποτική πλατφόρμα MOBOT, εξοπλισμένη με τον αισθητήρα Hokuyo Laser, ο οποίος καταγράφει την κίνηση των ποδιών του χρήστη (στο επίπεδο κάτω της επιγονατίδας)	25
Σχήμα 1.4	Πρότυπη παθητική πλατφόρμα υποβοήθησης κίνησης. Απεικονίζονται το σύνολο των αισθητήρων, με τους οποίους είναι εξοπλισμένη η πλατφόρμα, η οποία κατασκευάστηκε στα πλαίσια του ερευνητικού έργου MOBOT	26
Σχήμα 1.5	Προσομοιωμένος κύκλος βάδισης ανθρώπου με επισημείωση των συνήθων εσωτερικών φάσεων.	31
Σχήμα 3.1	Παράδειγμα της κυκλικής αναπαράστασης των ποδιών από τα σημεία laser σε σχέση με το πλαίσιο συντεταγμένων του αισθητήρα. Αριστερά: ο CAD σχεδιασμός του περιπατητήρα. Δεξιά: η αναπαράσταση των ανιχνευμένων σημείων laser με σύμβολα μαύρα άστρα, οι πράσινοι και μωβ κύκλοι παριστάνουν το δεξί και αριστερό πόδι αντίστοιχα. Οι επιγραφές <i>R0</i> , <i>R1</i> , <i>R2</i> , <i>R3</i> , <i>R4</i> δηλώνουν τα σημεία κατάτμησης του κύκλου σε επιμέρους περιοχές (τα όρια των περιοχών σχεδιάστηκαν με πορτοκαλί γραμμές) βάση των οποίων υπολογίζεται η πιθανοφάνεια παρατηρήσεων για το σύστημα παρακολούθησης με PF.	51
Σχήμα 4.1	Εσωτερικές φάσεις του φυσιολογικού ανθρώπινου κύκλου βάδισης με εμφανή τη διάκριση των περιόδων στάσης (stance)/ αιώρησης (swing).	57
Σχήμα 4.2	Εναλλακτική αναπαράσταση του κύκλου ανθρώπινης βάδισης με αναφορά στις περιόδους μονής και διπλής στήριξης.	59
Σχήμα 4.3	Σύστημα Ανάλυσης Βάδισης με την εξαγωγή παραμέτρων με χρήση HMM.	60

- Σχήμα 4.4 Αριστερά: Μια CAD αναπαράσταση του σχηματισμού ρομποτικής πλατφόρμας-υποστηριζόμενου ανθρώπου. Μέσον: Ένα στιγμιότυπο από την πειραματική σκηνή. Ένας ασθενής με τα κανονικά του ρούχα φορά ένα σύνολο οπτικών δεικτών ενώ περπατάει με φυσική υποστήριξη ενός παθητικού τροχήλατου περιπατητήρα εξοπλισμένου με αισθητήρες για καταγραφή δεδομένων. Δεξιά: Μια αναπαράσταση των οπτικών δεικτών από το σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Οι δείκτες πτέρνας και άκρων δακτύλων σηματοδοτούνται με πράσινο, οι δείκτες των κνημών με κόκκινο και οι δείκτες του περιπατητή με μπλε. . . . 62
- Σχήμα 4.5 Οι τροχιές της πτέρνας (μπλε γραμμή), των άκρων δακτύλων (κόκκινη γραμμή) και της ταχύτητας των άκρων δακτύλων (μαύρη γραμμή) με επισημειωμένες τις ανιχνευθείσες φάσεις: HS, FF, HO & TO. 63
- Σχήμα 5.1 Το IMM βάδισης ορισμένο ως ένα Μαρκοβιανό μοντέλο πρώτης τάξης, το οποίο αναπαριστά τις δυνατές καταστάσεις της ανθρώπινης βάδισης (βλ. Πίνακα 5.1). 71
- Σχήμα 5.2 Παράδειγμα της συμβολικής κυκλικής αναπαράστασης των ποδιών δοσμένων των σημείων laser σε σχέση με τον αισθητήρα laser. Αριστερά: ένα στιγμιότυπο ενός ασθενούς που περπατάει με τη βοήθεια της πλατφόρμας υποβοήθησης. Ο αισθητήρας Hokuyo LRF καταγράφει βάδισης. Δεξιά: απεικόνιση των εντοπισμένων σημείων laser, των κυκλικών αναπαραστάσεων των ποδιών και οι περιοχές βάσει των οποίων υπολογίζουμε την πιθανοφάνεια παρατηρήσεων της μεθόδου IMM-PDA-PF. 74
- Σχήμα 6.1 Αριστερά: Ηλικιωμένη ασθενής περπατάει με υποστήριξη από τον ρομποτικό βοηθό. Οι προβλεπόμενες καταστάσεις για την ευστάθεια βάδισης είναι Ασφαλής βάδιση Safe ή Κίνδυνος Πτώσης Fall Risk. Δεξιά: CAD σχέδιο της διάταξης με τους αισθητήρες RGB-D και LRF. 79
- Σχήμα 6.2 Γενική εικόνα της προτεινόμενης μεθόδου με βάση δίκτυα LSTM για την πρόβλεψη της ευστάθειας της ανθρώπινης βάδισης ηλικιωμένων χρηστών της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης. . . . 81
- Σχήμα 7.1 Γενική αρχιτεκτονική ενός συστήματος ελέγχου προσαρμοζόμενου στον χρήστη που αναπτύχθηκε για την απεικονιζόμενη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης, η οποία αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του Ευρωπαϊκού έργου MOBOT, και η οποία είναι εξοπλισμένη με αισθητήρα λέιζερ με στόχο την καταγραφή των δεδομένων βάδισης του χρήστη (κάτω από το επίπεδο του γόνατος). 87
- Σχήμα 7.2 Σχηματισμός Ανθρώπου-Ρομπότ και οι παράμετροί του. . . . 90
- Σχήμα 7.3 Το ρομπότ παρατηρεί την πρόβλεψη σχετικά με την πρόθεση κίνησης του ανθρώπου και μαθαίνει μέσω ενισχυτικής μάθησης να προσαρμόζει τις δράσεις ελέγχου αναλόγως. 94

Σχήμα 7.4	Αριστερά και μέσον: Η πρωτότυπη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης εξοπλισμένη με αισθητήρα RGB-D για την καταγραφή της κίνησης της πόζας του άνω μέρους του σώματος και ένα 2D αισθητήρα λέιζερ για την καταγραφή της κίνησης των ποδιών. Δεξιά: Παράδειγμα των οπτικών δεικτών του συστήματος καταγραφής κίνησης ενός ηλικιωμένου χρήστη και του παθητικού περιπατητήρα, από τα δεδομένα των οποίων επετεύχθη η μάθηση μέσω μίμησης.	94
Σχήμα 7.5	Προσέγγιση ενισχυτικής μάθηση με βάση μοντέλα (Model-based Reinforcement Learning) για την προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου χρησιμοποιώντας τις προβλέψεις για την πρόθεση κίνησης του ανθρώπου.	97
Σχήμα 7.6	Αναδρομικά δίκτυα που χρησιμεύουν για την πρόβλεψη των μελλοντικών τριχών του ανθρώπου (HuMIM network) και της εξέλιξης των επιθυμητών παραμέτρων σύζευξης.	99
Σχήμα 7.7	Αρχιτεκτονική δικτύου της πολιτικής ελέγχου.	101
Σχήμα 8.1	Αριστερά: στιγμιότυπο της πειραματικής σκηνής με ένα υποκείμενο να περπατάει υποστηριζόμενο από τη ρομποτική πλατφόρμα, ενώ παράλληλα φοράει οπτικούς δείκτες για την καταγραφή κίνησης. Δεξιά: μια αναπαράσταση των δεικτών από το σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Επισημειωμένα με πράσινο είναι οι δείκτες της κνήμης και με κόκκινο οι δείκτες της πλατφόρμας.	105
Σχήμα 8.2	Στιγμιότυπο ασθενούς που περπατάει πάνω στο GAITRite χαλί ενώ υποστηρίζεται από τη ρομποτική πλατφόρμα, για έναν κύκλο βάρδισης.	107
Σχήμα 8.3	Τα αποτυπώματα πελμάτων του ίδιου ασθενούς που ανιχνεύθηκαν από το σύστημα GAITRite.	107
Σχήμα 8.4	Χάρτης της πειραματικής σκηνής. Υπήρχαν τρεις περιοχές με εμπόδια κατά μήκος των διαδρόμων (σημειωμένα με τους αριθμούς 1-3) και ένα σημείο στροφής (σημειωμένο με τον αριθμό 4).	108
Σχήμα 9.1	Παράδειγμα των εκτιμώμενων τροχιών και των αντίστοιχων δεδομένων αληθείας. Μαύρη γραμμή: KF εκτίμηση, μπλε γραμμή: PF εκτίμηση, κόκκινη γραμμή: δεδομένα αληθείας (η πρόσθια και οριζόντια διεύθυνση ορίζονται στο Σχ. 5.2).	115
Σχήμα 9.2	Ενδεικτική εικόνα αντιμετώπισης προβλημάτων θορύβου περιβάλλοντος (α , β) και απόκρυψης δεδομένων (γ , δ) από τα φίλτρα KF και PF.	117
Σχήμα 9.3	Στιγμιότυπα εσφαλμένων ανιχνεύσεων του KF τις οποίες διαχειρίζεται αποτελεσματικά το PF.	120
Σχήμα 9.4	Παράδειγμα της χρονικής εξέλιξης του ΑΕΕ για τις τρεις εθόδους παρακολούθησης σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας.	127
Σχήμα 9.5	Ανάλυση ευαισθησίας: η εξέλιξη του μέσου RMSE των μεθόδων PDA-PF και SIR-PF ως προς τον αυξανόμενο αριθμό particles στα φίλτρα.	129

- Σχήμα 9.6 Διαχείριση της απόκρυψης του δεξιού ποδιού με τις τρεις μεθόδους παρακολούθησης. Τα μαύρα αστέρια αντιπροσωπεύουν τα ακατέργαστα δεδομένα laser και οι σκούροι πορφυροί και σκούροι πράσινοι σταυροί ‘ + ’ με τις αντίστοιχες ελλείψεις είναι οι πραγματικές θέσεις του δεξιού και αριστερού ποδιού, που εξάγονται από τα δεδομένα των οπτικών δεικτών. α) το κόκκινο “ x ” είναι η KF εκτιμώμενη θέση και το πράσινο “ x ” η εντοπισμένη θέση του αριστερού ποδιού, ενώ το μπλε “ x ” είναι η KF εκτιμώμενη θέση και το πορφυρό “ x ” η εντοπισμένη θέση του δεξιού ποδιού. β, γ) οι πράσινοι κύκλοι είναι τα particles του αριστερού ποδιού και το κόκκινο “ x ” είναι η εκτίμηση της θέσης του αριστερού ποδιού, ενώ οι πορφυροί κύκλοι είναι τα particles του δεξιού ποδιού και το μπλε “ x ” είναι η εκτίμηση της θέσης του αριστερού ποδιού τόσο για τη μέθοδο με SIR-PF όσο και με PDA-PF. 133
- Σχήμα 10.1 Πειραματικό αποτέλεσμα εκτίμησης των παραμέτρων βάδισης για το υποκείμενο #1 της μελέτης, που εκτιμήθηκαν από την rule-based τεχνική. 138
- Σχήμα 10.2 Πειραματικό αποτέλεσμα εκτίμησης των φάσεων και των παραμέτρων βάδισης για το υποκείμενο #1, που εκτιμήθηκαν από την μέθοδο με HMM, σύμφωνα με την γκρι γραμμή (αριστερός άξονας). Οι μπλε και κόκκινες γραμμές είναι η μετατόπιση του αριστερού και του δεξιού ποδιού στο οριζόντιο επίπεδο βάδισης (δεξιός άξονας). . . 138
- Σχήμα 10.3 Στιγμιότυπα από μια ασθενή, της οποίας τα δεδομένα χρησιμοποιούνται στην παρούσα ανάλυση, καθώς αυτή κινείται κατά μήκος του ηλεκτρονικού τάπητα GAITRite υποβοηθούμενος από την ρομποτική πλατφόρμα. 143
- Σχήμα 10.4 Τα αποτυπώματα της βάδισης της ίδιας ασθενούς, όπως αυτά καταγράφηκαν από το σύστημα GAITRite. 143
- Σχήμα 10.5 Σύγκριση της εξέλιξης των παραμέτρων βάδισης που εκτιμήθηκαν από τη μέθοδο με HMM και των αντίστοιχων δεδομένων αληθείας σε σχέση με τη βαθμολογία POMA του εκάστοτε ασθενούς. 144
- Σχήμα 10.6 Εξέλιξη των παραμέτρων χρόνος βάδισης (stride time) και χρόνος στάσης (stance time) ανά κύκλο βάδισης που εκτιμήθηκαν με την προτεινόμενη μέθοδο παράλληλων HMM (μπλε και μωβ γραμμές αντίστοιχα), συγκρινόμενες τις αντίστοιχες τιμές αληθείας GT (κόκκινες και πράσινες γραμμές αντίστοιχα) για κάθε έναν από τους τέσσερις ασθενείς της παρούσας μελέτης. 148
- Σχήμα 10.7 Εξέλιξη της παραμέτρου χρόνος διπλής στήριξης double-support (DS) ανά κύκλο βάδισης που εκτιμήθηκε με την προτεινόμενη μέθοδο παράλληλων HMM (μπλε γραμμή), συγκρινόμενη τις αντίστοιχες τιμές αληθείας GT (κόκκινη γραμμή) για κάθε έναν από τους τέσσερις ασθενείς της παρούσας μελέτης. 148
- Σχήμα 10.8 Χρονική Εξέλιξη της παραμέτρου Χρόνος Διασκελισμού α) για το άτομο #2 με χαμηλό POMA, και β) για το άτομο #7 με τη μέση βαθμολογία POMA. 152
- Σχήμα 10.9 Χρονική Εξέλιξη της παραμέτρου Ταχύτητα Βάδισης: α) για το άτομο #2 με χαμηλό POMA, β) για το άτομο #7 με τη μέση βαθμολογία POMA. 153

Σχήμα 10.10 Ποσοστιαίες Μεταβολές του Μήκους διασκελισμού και της Ταχύτητας Βάδισης από το Σενάριο 1 και το Σενάριο 2 για όλα τα υποκείμενα σε σχέση με τον δείκτη POMA.	155
Σχήμα 11.1 Αριστερά: Στιγμιότυπο πειραματικής διαδικασίας όπου η ασθενής, φορώντας τα κανονικά του ρούχα, φέρει ένα σετ από οπτικούς δείκτες, ενώ βαδίζει με την υποστήριξη ενός παθητικού περιπατητή. Μέσον: μια αναπαράσταση των οπτικών δεικτών στο σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Δεξιά: Στιγμιότυπο ανίχνευσης ποδιών από τον αισθητήρα laser.	157
Σχήμα 11.2 Ακρίβεια παρακολούθησης ως το μέσον RMSE της θέσης και της ταχύτητας των ποδιών για διαφορετικό αριθμό particles για τις μεθόδους IMM-PDA-PF και τη βασική PDA-PF σε σχέση με τα GT δεδομένα.	159
Σχήμα 12.1 Πρόσθια μετατόπιση του CoM (εκτιμώμενη - μπλε, εντοπισμένη - πορτοκαλί και αληθής - κόκκινη γραμμή).	168
Σχήμα 12.2 ROC καμπύλη για SVM, LSTM, FC1 + FC2 + LSTM σε σχέση με τον τυχαίο προβλέπτη.	169
Σχήμα 13.1 Αποτελέσματα ταξινόμησης στις κλάσεις της παθολογικής βάδισης.	173
Σχήμα 13.2 Αποτελέσματα Ελέγχου Σχηματισμού: τροχιές, αποστάσεις διαχωρισμού & σχετικός προσανατολισμός ως προς τις επιθυμητές τιμές για τον ασθενή #1 (Πίνακας 13.2).	178
Σχήμα 13.3 Αποτελέσματα Ελέγχου Σχηματισμού: τροχιές, αποστάσεις διαχωρισμού & σχετικός προσανατολισμός ως προς τις επιθυμητές τιμές για τον ασθενή #14 (Πίνακας 13.2).	178
Σχήμα 13.4 (α) Παράδειγμα της πρόβλεψης της τροχιάς του ανθρώπου που προέκυψε από το δίκτυο HuMIM. (β) Παράδειγμα της προβλεπόμενης γραμμικής ταχύτητας του ρομπότι από το δίκτυο πολιτικής ελέγχου που εκπαιδεύτηκε με IL.	179
Σχήμα 13.5 Καμπύλες μάθησης για τη μέθοδο MBRL που απεικονίζουν τα σωρευτικά κόστη για διαφορετικές σχεδιαστικές παραμέτρους της μεθόδου: (α) Αριθμός δειγματοληπτούμενων τροχιών N_s . (β) Αριθμός εποχών για την επανεκπαίδευση της πολιτικής. (γ) Συχνότητα σωρευσης δεδομένων K . (δ) Ορίζοντας προβλέψεων T	181
Σχήμα 13.6 Αποτελέσματα δοκιμών της μεθόδου MBRL για την προσαρμογή της πολιτικής σε ένα νέο ασθενή. (α) Άνθρωπος, Ρομπότι και ground truth (GT) τροχιές (RMSE 0.18m MBRL έναντι παθητικού περιπατητή στα πειράματα συλλογής δεδομένων). (β) Σύγκριση γραμμικών ταχυτήτων ανθρώπου, ρομπότι και GT παθητικού περιπατητή (RMSE 0.15 m/sec MBRL vs. GT). (γ) Σύγκριση της απόστασης διαχωρισμού που προκύπτει από τη μέθοδο MBRL σε σχέση με την GT απόσταση ανθρώπου- περιπατητή (RMSE 0.22m).	183

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 5.1	Ορισμός Καταστάσεων Βάδισης	70
Πίνακας 9.1	Ακρίβεια Παρακολούθησης	112
Πίνακας 9.2	Ευρωστία Παρακολούθησης	116
Πίνακας 9.3	Παράμετροι Βάδισης	119
Πίνακας 9.4	Μέτρα Ακριβείας	119
Πίνακας 9.5	Ευρωστία Παρακολούθησης	121
Πίνακας 9.6	Ακρίβεια Παρακολούθησης: Σφάλματα RMSE των εκτιμήσεων των μεταβλητών κατάστασης από τους τρεις αλγορίθμους παρακολούθησης σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας και για τα δύο σενάρια βάδισης.	123
Πίνακας 9.7	Ποσοστιαία Μεταβολή της Ακριβείας Παρακολούθησης	124
Πίνακας 9.8	Ευρωστία Παρακολούθησης	131
Πίνακας 9.9	Συγκριτικά αποτελέσματα για την Ευρωστία Παρακολούθησης	134
Πίνακας 9.10	Ανάλυση ευαισθησίας της ευρωστίας παρακολούθησης για τη μέθοδο PDA-PF ως προς τον αριθμό των particles	134
Πίνακας 10.1	Εξαγόμενες παράμετροι βάδισης	139
Πίνακας 10.2	Μέγιστο ποσοστιαίο απόλυτο σφάλμα	140
Πίνακας 10.3	Δημογραφικά Στοιχεία	141
Πίνακας 10.4	Παράμετροι βάδισης ασθενών με διαφορετική παθολογική κατάσταση	142
Πίνακας 10.5	Εκτίμηση Χρονικών Παραμέτρων Βάδισης	146
Πίνακας 10.6	Δημογραφικά Στοιχεία	149
Πίνακας 10.7	Εξαγόμενοι Παράμετροι Βάδισης	151
Πίνακας 11.1	Συγκριτική αξιολόγηση ευρωστίας	160
Πίνακας 11.2	Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης (IMM-PDA-PF)	162
Πίνακας 11.3	Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης (PDA-PF)	163
Πίνακας 12.1	Δημογραφικά Στοιχεία Συμμετεχόντων στη Μελέτη	165
Πίνακας 12.2	Μέσο RMSE για την εκτίμηση του CoM	165
Πίνακας 12.3	Αποτελέσματα απόδοσης διαφορετικών αρχιτεκτονικών μοντέλων πρόβλεψης με βάση LSTM	167
Πίνακας 12.4	Διερεύνηση της επίδρασης του μεγέθους του παραθύρου ακολουθιακών δεδομένων	167
Πίνακας 12.5	Σύγκριση με βασικές μεθόδους	169
Πίνακας 13.1	Χαρακτηριστικά της μεθόδου Ταξινόμησης σε παθολογικές κλάσεις βάδισης	175

Πίνακας 13.2 Σφάλματα ελέγχου	175
Πίνακας 13.3 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για διάφορες αρχιτεκτονικές του δικτύου πολιτικής ελέγχου του Σχ. 7.7 στα πλαίσια εκπαίδευσής του με IL.	181
Πίνακας 13.4 Συγκριτική αξιολόγηση της απόδοσης του MBRL σε σχέση με τρεις βασικές μεθόδους.	184

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Τα κινητικά προβλήματα και οι διαταραχές στη βάρδια αποτελούν από τα βασικά προβλήματα για την γηράσκουσα κοινωνία μας, εμποδίζοντας σημαντικές δραστηριότητες και επηρεάζοντας την ανεξάρτητη διαβίωση των ηλικιωμένων και την ποιότητα ζωής τους. Συγκεκριμένα η ευπάθεια των ηλικιωμένων κατοπτρίζεται σε προβλήματα γνωσιακά, αντίληψης, ευστάθειας έως και αναπηρίας [1]. Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό υγείας ο συνολικός πληθυσμός ηλικιωμένων ατόμων (ηλικίες 65 και άνω) ήταν 461 εκατομμύρια το 2004, ενώ αναμένεται να φτάσει τα 2 δισεκατομμύρια το 2050 [2, 3]. Σύμφωνα μάλιστα με πρόσφατες έρευνες, το 20% των ανθρώπων ηλικίας 70 και άνω και το 50% των ανθρώπων ηλικίας 85 και άνω αναφέρουν δυσκολίες σε βασικές δραστηριότητες της καθημερινότητάς τους [4, 5]. Οι ηλικιωμένοι λοιπόν έχουν να αντιμετωπίσουν τόσο την αστάθεια όσο και την περιορισμένη ταχύτητα βάρδιας [6], ενώ έχει αποδειχθεί ότι συγκεκριμένες παθολογικές καταστάσεις είναι υπεύθυνες για αλλαγές στη διάρκεια του βηματισμού και τις φάσεις της βάρδιας [7]. Ιδιαίτερος σημαντική είναι η επίπτωση της αδυναμίας εκτέλεσης δραστηριοτήτων καθημερινής διαβίωσης, καθώς οδηγεί στην κατάθλιψη και την αποξένωση. Τα περισσότερα άτομα με κινητικά προβλήματα, ασθενείς ή ηλικιωμένοι, πρέπει να χρησιμοποιούν υποβοηθητές βάρδιας, όπως περιπατητήρες (walkers) στις καθημερινές τους δραστηριότητες και χρειάζονται συνεχή εποπτεία κάποιου φροντιστή. Καθώς όμως το προσδόκιμο ζωής αυξάνεται συνεχώς, η φροντίδα των ηλικιωμένων γίνεται ένα σημαντικό ζήτημα για τις σύγχρονες κοινωνίες, δεδομένου επίσης ότι υπάρχει ανεπάρκεια νοσηλευτικού προσωπικού, [8]. Επομένως, η χρήση μη επεμβατικών μεθόδων για ιατρική παρακολούθηση είναι ζωτικής σημασίας. Η ρομποτική φαίνεται να ταιριάζει φυσικά στο ρόλο της παροχής βοήθειας, δεδομένου ότι μπορεί να ενσωματώσει χαρακτηριστικά όπως υποστήριξη στάσης και αύξηση της σταθερότητας, βοήθεια στη βάρδια, παρακολούθηση της υγείας κλπ. Η ανάγκη αυτή οδήγησε στην εμφάνιση ενός νέου τομέα στην επιστήμη της ρομποτικής, αυτού των Κοινωνικών Ρομποτικών Συστημάτων Υποβοήθησης.

1.1 Κίνητρα Εργασίας

Η Ρομποτική Υποβοήθησης (Assistive Robotics) αποτελεί την κύρια πηγή έμπνευσης της παρούσας εργασίας. Ένα ρομποτικό σύστημα υποβοήθησης είναι μια συσκευή που μπορεί να συλλέξει και να επεξεργαστεί αισθητηριακές πληροφορίες και να εκτελέσει δράσεις που ωφελούν άτομα με αναπηρία και ηλικιωμένους ενήλικες κατά

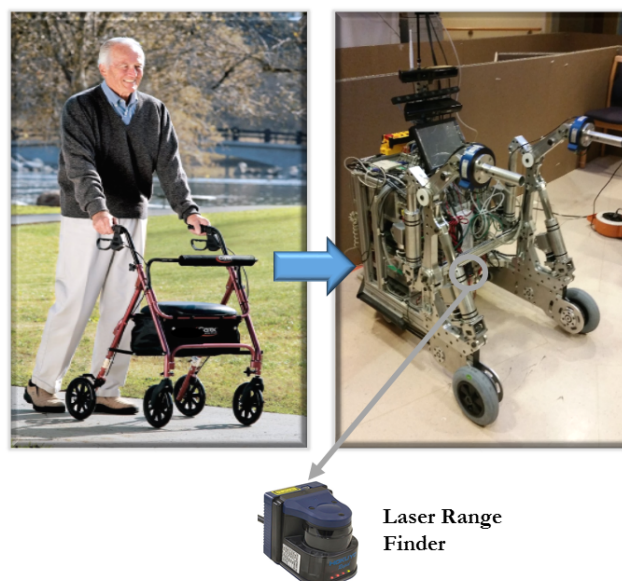


Σχήμα 1.1: Είδη βοηθών βάδισης.

τις δραστηριότητες της καθημερινής τους ζωής. Τέτοιες δραστηριότητες καθημερινής διαβίωσης (Activities of Daily Living -ADLs) αποτελούν: μπάνιο & ντους, ντύσιμο, προετοιμασία φαγητού & σίτιση, κινητικότητα, προσωπική υγιεινή & περιποίηση, νοικοκυριό, λήψη φαρμάκων, διαχείριση χρημάτων, ψώνια, επικοινωνία, χρήση τεχνολογίας, φροντίδα κατοικίδιων ζώων, άσκηση, ανάγνωση, χαλάρωση, κοινωνικοποίηση, κλπ. Τις τελευταίες δύο δεκαετίες η έρευνα αναφορικά με τα ρομποτικά συστήματα υποβοήθησης περιλαμβάνουν ρομπότ φυσικής αποκατάστασης, ρομποτικά αναπηρικά καροτσάκια και άλλα συστήματα υποβοήθησης κινητικότητας, ρομποτικοί βραχίονες για άτομα με κινητικές αναπηρίες, αλλά και εκπαιδευτικά ρομπότ [9]. Μάλιστα, η ανάγκη παροχής βοήθειας αλλά και αλληλεπίδρασης των συστημάτων με το χρήστη οδήγησε σε μια ευρύτερη οικογένεια ρομποτικών συστημάτων, αυτή των Κοινωνικών Ρομποτικών Συστημάτων Υποβοήθησης (socially assistive robots). Τα Κοινωνικά Ρομποτικά Συστήματα Υποβοήθησης στοχεύουν στην επίτευξη αποτελεσματικής κοινωνικής αλληλεπίδρασης με τον χρήστη με σκοπό την παροχή βοήθειας και την επίτευξη μετρήσιμης βελτίωσης κατά την ανάρρωση, την αποκατάσταση, την εκπαίδευση, κ.ά.

Η ανθρώπινη κινητικότητα επηρεάζεται από διάφορες παθολογίες. Επομένως, είναι σημαντικό να λαμβάνεται υπόψιν το επίπεδο κινητικής δυσχέρειας κατά την επιλογή ενός βοηθού βάδισης [10]. Για παράδειγμα, σε περιπτώσεις αναπηρίας προτείνεται η χρήση αναπηρικού αμαξιδιού, ενώ σε άλλες περιπτώσεις χρησιμοποιούνται συσκευές αποκατάστασης, είτε δυνάμενες να φορεθούν αρθρώσεις ή προσθετικά μέλη, είτε εξωτερικοί βοηθοί όπως μπαστούνια, πατερίτσες ή περιπατητήρες. Ειδικότερα για τους περιπατητήρες, οι απλοί παθητικοί περιπατητήρες εμφανίζουν αρκετά μειονεκτήματα που σχετίζονται κυρίως με πτώσεις των χρηστών. Στο Σχήμα 1.1, παρουσιάζονται είδη περιπατητήρων. Επίσης, η δυνατότητα χρήσης περιπατητήρων σχετίζεται άμεσα με το αν ο αντίστοιχος ασθενής δύναται να περπατήσει για εύλογο χρονικό διάστημα κατά τις ασκήσεις φυσικής αποκατάστασης. Γιατροί και φυσικοθεραπευτές πρέπει να είναι σε θέση να διαβεβαιώσουν ότι οι ασθενείς πραγματοποιούν τις κατάλληλες ασκήσεις που θα βελτιώσουν την βάδιση των ασθενών. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι οι θεραπευτές θα πρέπει να βοηθούν συνεχώς τους ασθενείς στην προσαρμογή της ταχύτητας βάδισής τους σύμφωνα με την αντίστοιχη παθολογία τους, αλλά και να ορίσουν τα ατομικά επιτρεπτά όρια μέγιστης απόστασης βάδισης κατά τις ασκήσεις αποκατάστασης, αλλά και να παρέχουν υποστήριξη όταν κάποιος ασθενής χάσει την ισορροπία του.

Τα τελευταία χρόνια οι ερευνητές έχουν στρέψει το ενδιαφέρον τους προς την εύρεση λύσεων που θα βοηθήσουν θεραπευτές και ασθενείς στο έργο της αποκατάστασης. Η εφαρμογή της Ρομποτικής στα πλαίσια της προώθησης της φυσικής



Σχήμα 1.2: Εικόνα που αποτυπώνει το όραμα αντικατάστασης ενός απλού περιπατητήρα από μια έξυπνη ρομποτική πλατφόρμα.

αποκατάστασης αφορά στην ασφαλή μετακίνηση, στην πρόληψη πτώσεων και στην ακριβή αξιολόγηση των κινητικών δυνατοτήτων των ασθενών. Για το λόγο αυτό, η έρευνα έχει στραφεί προς την ανάπτυξη συστημάτων εκτίμησης της κατάστασης του ασθενούς με την ανάπτυξη έξυπνων ρομποτικών περιπατητήρων [11].

Το βασικό κίνητρο της εργασίας είναι η χρήση έξυπνων ρομποτικών συστημάτων, τα οποία μπορούν να παρακολουθούν και να κατανοούν την κινητική κατάσταση του ασθενούς, να συμπεραίνουν τις προθέσεις και ανάγκες των ασθενών και να αποφασίζουν αυτόνομα για την εκτέλεση ενεργειών υποβοήθησης της κινητικότητας του ασθενούς και της περιπλάνησής του στο χώρο του, είτε πρόκειται για οικιακό ή νοσοκομειακό περιβάλλον. Ένας τέτοιος ρομποτικός βοηθός χρειάζεται να ενσωματώνει σημαντικές επιστημονικές και τεχνολογικές εξελίξεις σε πολλαπλά ερευνητικά πεδία. Η κεντρική ιδέα είναι η ανάπτυξη γνωσιακών ρομποτικών βοηθών που μπορούν να δρουν (α) προνοητικά και αυτόνομα, εκτελώντας σε συγκεκριμένο πλαίσιο λειτουργίες παρακολούθησης των ανθρώπινων δραστηριοτήτων και λαμβάνοντας εν συνεχεία αποφάσεις μέσω της αναγνώρισης σημαντικών προτύπων συμπεριφοράς του χρήστη, καθώς και (β) προσαρμοστικά και διαδραστικά, αναλύοντας πολυ-αισθητηριακά και φυσιολογικά σήματα που σχετίζονται με τη βάρδιση και την ευστάθεια της στάσης του σώματος, καθώς και εκτελώντας προσαρμοστικό δυναμικό έλεγχο για τη βέλτιστη φυσική υποστήριξη και την ενεργό πρόληψη συμβάντων πτώσης.

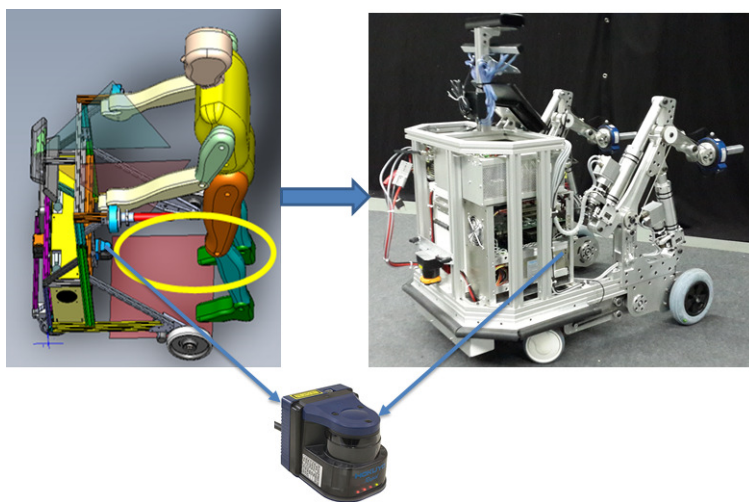
Στη βάση της ερευνητικής αυτής στόχευσης και στα πλαίσια ειδικά του ερευνητικού έργου MOBOT (EU-FP7-ICT-2011-9 2.1 - 600796) κατασκευάστηκε ένας πρότυπος ρομποτικός βοηθός, ο οποίος απεικονίζεται στο Σχ. 1.2 ο οποίος είχε τα ακόλουθα χαρακτηριστικά :

- Συλλογή και επεξεργασία πολυτροπικής πληροφορίας από τους εγκατεστημένους αισθητήρες της ρομποτικής πλατφόρμας (οπτικοί, ακουστικοί αισθητήρες,

όπως και αισθητήρες laser και φωνής) για την ανίχνευση και αναγνώριση ανθρώπινων δράσεων, με ιδιαίτερη έμφαση στην ανίχνευση των κάτω άκρων του ασθενούς, την εκτίμηση της πόζας του ανθρώπου, την αναγνώριση εντολών φωνής και χειρονομιών και ανάπτυξη μοντέλων φυσικής αλληλεπίδρασης ανθρώπου-ρομπότ.

- Ανάλυση της ανθρώπινης συμπεριφοράς, με σκοπό την ταυτοποίηση των ανθρώπινων προθέσεων, με ιδιαίτερη έμφαση στην ταξινόμηση συγκεκριμένων προτύπων βάδισης και την ανάπτυξη συναφών μοντέλων κινητικής υποβοήθησης.
- Ανάπτυξη ενός συστήματος συμπεριφορικού ρομποτικού ελέγχου με γνώση του περιβάλλοντος, παρέχοντας βέλτιστη βοήθεια κατά περίπτωση, προσαρμοσμένη ανάλογα με τον χρήστη.

Από το πλήθος ερευνητικών και επιστημονικών ζητημάτων που προέκυψαν στη σχεδίαση του MOBOT, η παρούσα διατριβή επικεντρώνεται στα ζητήματα της ανίχνευσης και παρακολούθησης της ανθρώπινης βάδισης και στην εξαγωγή προτύπων και χαρακτηριστικών βάδισης με στόχο την κατηγοριοποίηση της κλινικής εικόνας του ασθενούς σε σχέση με συγκεκριμένες διαταραχές βάδισης που μπορεί να σχετίζονται με διάφορες παθογένειες. Πιο συγκεκριμένα, στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιούμε



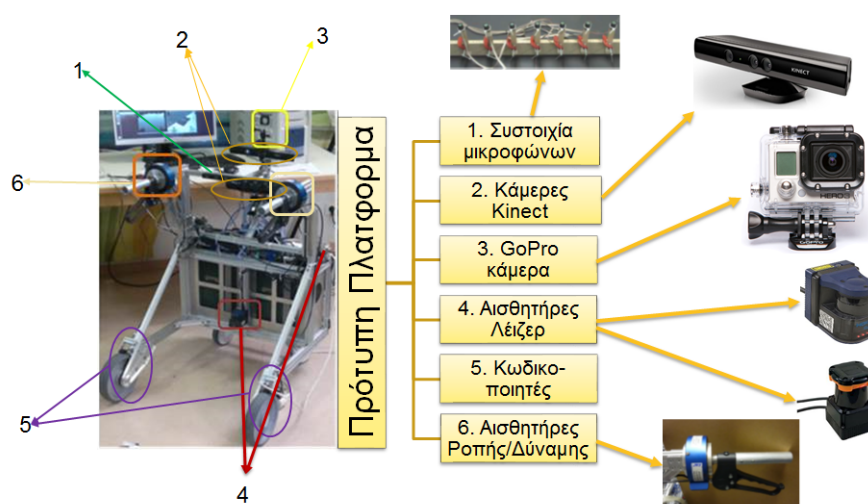
Σχήμα 1.3: Αριστερά: το CAD σχέδιο ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης βάδισης. Δεξιά: η ρομποτική πλατφόρμα MOBOT, εξοπλισμένη με τον αισθητήρα Hokuyo Laser, ο οποίος καταγράφει την κίνηση των ποδιών του χρήστη (στο επίπεδο κάτω της επιγονατίδας)

τα δεδομένα που καταγράφονται από έναν αισθητήρα laser, ο οποίος είναι τοποθετημένος στην πίσω πλευρά της ρομποτικής πλατφόρμας και σε ύψος τέτοιο ώστε να μπορεί να ανιχνεύει την κίνηση των κάτω άκρων στο επίπεδο κάτω της επιγονατίδας του ποδιού. Το Σχ. 1.3 παρουσιάζει τα σχέδια, αλλά και την κατασκευασμένη ρομποτική πλατφόρμα MOBOT, η οποία χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διατριβής.

1.2 Περιγραφή του Προβλήματος

Στα πλαίσια της ανάπτυξης μιας έξυπνης ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης βάδισης απαιτείται η καταγραφή και επεξεργασία πολυτροπικής πληροφορίας από ένα πλήθος αισθητήρων τοποθετημένων στην πλατφόρμα, ώστε να επιτευχθεί ανάλυση και αναγνώριση των δράσεων, προθέσεων και των αναγκών του χρήστη. Στο Σχ. 1.4 απεικονίζεται μια πρότυπη παθητική πλατφόρμα μαζί με τους αισθητήρες με τους οποίους είναι εξοπλισμένη, η οποία επίσης κατασκευάστηκε στα πλαίσια του ερευνητικού έργου MOBOT με σκοπό την χρήση της στην καταγραφή πειραματικών δεδομένων με ασθενείς.

Για την ανάπτυξη μιας έξυπνης ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης βάδισης με ένα συμπεριφορικό ρομποτικό έλεγχο γνώσης του περιβάλλοντος και προσαρμοζόμενου στο χρήστη, απαιτείται η διαρκής και ακριβής παρακολούθηση του χρήστη, η αυτόματη ανάλυση της βάδισής του, αλλά και η κατάταξή του σε συγκεκριμένη κλάση κινητικής δυσχέρειας, θέματα τα οποία αποτελούν το επίκεντρο της έρευνας της παρούσας διατριβής. Πιο συγκεκριμένα, η εργασία αυτή στοχεύει στην επίλυση των ακόλουθων προβλημάτων:



Σχήμα 1.4: Πρότυπη παθητική πλατφόρμα υποβοήθησης κίνησης. Απεικονίζονται το σύνολο των αισθητήρων, με τους οποίους είναι εξοπλισμένη η πλατφόρμα, η οποία κατασκευάστηκε στα πλαίσια του ερευνητικού έργου MOBOT

1. Δημιουργία ενός συστήματος ακριβούς παρακολούθησης των ποδιών του χρήστη μιας ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης βάδισης, χρησιμοποιώντας δεδομένα που καταγράφονται από τον αισθητήρα laser που είναι τοποθετημένος πάνω στην ρομποτική πλατφόρμα, Σχήμα 1.3.
2. Ανάπτυξη ενός αυτόματου συστήματος αναγνώρισης παθολογικής βάδισης και εξαγωγής συγκεκριμένων χωρο-χρονικών παραμέτρων, οι οποίες χρησιμοποιούνται ευρέως για τον κλινικό χαρακτηρισμό της βάδισης.
3. Ανάπτυξη ενός αυτόματου συστήματος μεθοδικής και συστηματικής κατηγοριοποίησης ασθενών, το οποίο θα λαμβάνει πληροφορίες από τις διαγραφόμε-

νες τροχιές της κίνησης των ποδιών του χρήστη, τα αναγνωριζόμενα πρότυπα παθολογικής βάρδισης και τις αντίστοιχες χωρο-χρονικές παραμέτρους.

4. Ανάπτυξη πολιτικής ελέγχου για την ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης βάρδισης, η οποία θα λαμβάνει γνώση της συνολικής κινητικής κατάστασης του ασθενούς και της αντίστοιχης κατάταξής του, ώστε να προσαρμόζεται η κίνηση της πλατφόρμας ανά χρήστη.

1.3 Σχετική Βιβλιογραφία

1.3.1 Έξυπνες Πλατφόρμες Υποβοήθησης Βάρδισης

Η ανάπτυξη ρομποτικών πλατφόρμων υποβοήθησης είναι αποτέλεσμα της αυξημένης ανάγκης για υποστήριξη της κινητικότητας ευπαθών ομάδων [12]. Πιο συγκεκριμένα, η επιστημονική έρευνα επικεντρώθηκε στην αυτοματοποίηση τροχήλατων περιπατητήρων που αναφέρονται κυρίως σε ασθενείς και ηλικιωμένους μεσαίας/χαμηλής κινητικότητας με στόχο την αύξηση της ευστάθειας, την γνωσιακή υποβοήθηση πλοήγησης με την ανίχνευση εμποδίων, τη σταθεροποίηση της βάρδισης και την διευκόλυνση δημιουργίας ελιγμών [11]. Η ρομποτική πλατφόρμα PAMM είναι ένας έξυπνος περιπατητήρας για ηλικιωμένα άτομα, ο οποίος χρησιμοποιεί αισθητήρες βιοσημάτων για την παρακολούθηση της υγείας, την παροχή υποστήριξης και τη βοήθεια πλοήγησης με αποφυγή εμποδίων [13], ενώ το PAM-AID σχεδιάστηκε για την παροχή βοήθειας σε άτομα με τύφλωση [14]. Το GUIDO είναι ένα παράδειγμα ενεργού ρομποτικού βοηθού βάρδισης, το οποίο χρησιμοποιεί πληροφορία από αισθητήρα σόναρ για την ανίχνευση τοίχων και την παροχή βοήθειας πλοήγησης [15]. Το MARC είναι ένας περιπατητήρας τριών τροχών με κινητήρες, εξοπλισμένο με αισθητήρες δύναμης στις λαβές, αισθητήρες laser & IRF για τον εντοπισμό εμποδίων και τη παρακολούθηση της βάρδισης [16]. Το MIRAS είναι μια πλατφόρμα με λειτουργικότητες υποβοήθησης καθίσματος και σηκώματος από καρέκλα και υποστήριξης της στάσης με χρήση αισθητήρων δύναμης/ροπής [17]. Το Care-O-bot είναι ένας οικιακός βοηθός για υποβοήθηση κατά την μετακίνηση αλλά και τη μεταφορά αντικειμένων. Ως βοηθός βάρδισης χρησιμοποιεί δύο είδη λειτουργίας: α) έλεγχος απευθείας από τον χρήστη με υποβοηθούμενη αποφυγή εμποδίων, β) έλεγχος προς στόχο, όπου ο χρήστης ακολουθεί το ρομπότ σε μια προδιαγεγραμμένη τροχιά προς την τελική κατεύθυνση-στόχο [18]. Το iWalker είναι ένας περιπατητήρας για ηλικιωμένους, εξοπλισμένος με αισθητήρες αφής για άμεσο έλεγχο από τον χρήστη και αισθητήρες RFID για την παροχή βοήθειας πλοήγησης [19], ενώ το Walking Helper II ελέγχεται μέσω αισθητήρων δύναμης/ροπής [20].

Η πλατφόρμα υποβοήθησης SYMBIOSIS περιλαμβάνει μια τεχνική υπολογισμού παραμέτρων βάρδισης και αναγνώρισης της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-ρομπότ κατά την βάρδιση, χρησιμοποιώντας αισθητήρες δύναμης και υπερήχους [10]. Το To CAIROW σχεδιάστηκε για ασθενείς με νόσο του Πάρκινσον, στοχεύοντας στη μείωση των φαινομένων 'παγώματος' κατά τη βάρδιση και τις πτώσεις, με χρήση αισθητήρων δύναμης και μινι-laser για τον εντοπισμό των ποδιών του ασθενούς [21]. Το ASBGo, εξοπλισμένο με αισθητήρες υπέρυθρης ακτινοβολίας και αισθητήρες δύναμης, παρουσίασε λειτουργικότητες αναγνώρισης της πρόθεσης του χρήστη και υπολογισμό απόστασης χρήστη-πλατφόρμας για την πρόβλεψη πτώσεων [22]. Το JAIST είναι μια ρομποτική πλατφόρμα που χρησιμοποιεί δύο αισθητήρες laser για την ανίχνευση των ποδιών του χρήστη και την εφαρμογή ρομποτικού ελέγχου από την αλληλεπί-

δραση που προκύπτει από την κίνηση του χρήστη [23, 24]. Το ISR-AIWALKER είναι μια πρόσφατη υλοποίηση μιας ρομποτικής πλατφόρμας εξοπλισμένης με μια κάμερα στο ύψος των χερουλίων για την εξασφάλιση ασφαλούς λαβής από τον χρήστη, ενώ συνδυάζει μια IR και μια RGB-D κάμερα για την παρακολούθηση της βάδισης του χρήστη και την κατηγοριοποίηση της βάδισης σε παθολογική ή μη [25].

Το MOBOT αναπτύχθηκε στα πλαίσια χρηματοδοτούμενου ευρωπαϊκού προγράμματος [26], στοχεύοντας στην παροχή υποβοήθησης κατά τη βάδιση, προσαρμοζόμενη στο χρήστη και με γνώση του περιβάλλοντος. Για το σκοπό αυτό, το MOBOT είναι εξοπλισμένο με πολλούς αισθητήρες σε σχέση με τις πλατφόρμες που περιγράφηκαν ανωτέρω, περιλαμβάνοντας εμπρόσθιο και οπίσθιο αισθητήρα laser για την αποτύπωση του περιβάλλοντος χώρου πλοήγησης αλλά και την καταγραφή της βάδισης, αισθητήρες δύναμης/ροπής στις λαβές, δύο αισθητήρες Kinect RGB-D για την εξαγωγή της ανθρώπινης πόζας, και συστοιχία μικροφώνων για την καταγραφή φωνής. Από την επεξεργασία της πολυτροπικής πληροφορίας, το MOBOT ενσωματώνει λειτουργικότητες ενεργούς υποστήριξης σε χρήστες με χαμηλή/μέτρια κινητικότητα ή/και αντιστοίχια δυσκολία νοητικής αντίληψης, για χρήση σε οικιακά ή νοσοκομειακά περιβάλλοντα, με προνοητική και αυτόνομη δράση βασισμένη στην ενεργή παρακολούθηση της ανθρώπινης δραστηριότητας, προσαρμοσμένη υποστήριξη και αποφυγή πτώσεων μέσω της ανάλυσης της ανθρώπινης στάσης και της βάδισης, αλλά και γνωσιακή υποβοήθηση μέσω διαδραστικής αλληλεπίδρασης φωνής και χειρονομιών.

1.3.2 Τεχνικές Παρακολούθησης Ανθρώπινης Κίνησης

Η ανίχνευση και παρακολούθηση του ανθρώπου είναι ένα κοινό ερευνητικό θέμα και αναφέρεται στην ακριβή εκτίμηση της θέσης ενός ανθρώπου σε σχέση με διάφορους αισθητήρες, στα πλαίσια διαφορετικών εφαρμογών. Η παρακολούθηση, τα περιβάλλοντα καθημερινής διαβίωσης, οι κινητοί ρομποτικοί σύντροφοι και οι ρομποτικοί βοηθοί αποτελούν κάποιες από τις εφαρμογές που είναι απαραίτητη η παρακολούθηση του ανθρώπου [27–29]. Οι κάμερες χρησιμοποιούνται συνήθως για την ανίχνευση της ανθρώπινης δραστηριότητας [30]. Ωστόσο, πιο πρόσφατες έρευνες επικεντρώνονται στη χρήση αισθητήρων Laser Range Finder (LRF) για ανίχνευση, λόγω της απλής διαδιάστατης αναπαράστασης του κόσμου, του χαμηλότερου υπολογιστικού κόστους στην εξαγωγή χαρακτηριστικών και των ταχύτερων ρυθμών ανάγνωσης δεδομένων. Οι αρχικές προσεγγίσεις [31], χρησιμοποίησαν δεδομένα από πολλαπλά ακίνητα LRF, των οποίων τα δεδομένα ομαδοποιούνταν σε μπλοκ που αντιπροσωπεύουν ανθρώπους ή κινούμενα αντικείμενα. Ένα Φίλτρο Κάλμαν (Kalman Filter (KF)) χρησιμοποιήθηκε για την εξομάλυνση και την εκτίμηση των μονοπατιών κίνησης όταν το αντικείμενο αποκρύπτεται από όλους τους αισθητήρες. Στο [32] οι συγγραφείς παρουσίασαν μια μεθοδολογία για την παρακολούθηση πολλαπλών ατόμων με ένα κινητό ρομπότ χρησιμοποιώντας δεδομένα από ένα LRF που ήταν τοποθετημένο στο ρομπότ. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος υλοποιεί ένα Φίλτρο Κοινής Πιθανοτικής Συσχέτισης Δεδομένων (Joint Probabilistic Data Association Filter (JPDAF)) στα δείγματα ενός Φίλτρου Σωματιδίων (Particle Filter (PF)), για τη συσχέτιση των μετρήσεων με τα αντίστοιχα ανιχνευθέντα άτομα.

Μια μέθοδος παρακολούθησης πεζών που χρησιμοποιεί πολλαπλά στατικά LRF παρουσιάζεται στο [33]. Τα πόδια ανιχνεύονται μέσω αφαίρεσης παρασκηνίου και ομαδοποίησης γειτονικών σημείων laser. Ένα KF παρακολουθεί τα πόδια χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο βάδισης ανθρώπου βασισμένο στην εμφάνιση των κινούμενων ποδιών, δηλ. επιβάλλει προκαθορισμένες σταθερές ταχύτητες στο μοντέλο κίνησης των

ποδιών όταν τα πόδια είναι σε φάση στάσης/αίωρησης. Ωστόσο, η μέθοδος δεν μπορεί να χειριστεί αποκρύψεις. Ένας ανιχνευτής ανθρώπου για ένα κινούμενο ρομπότι παρουσιάζεται στο [34]. Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν ένα πλαίσιο Παρακολούθησης Πολλαπλών Υποθέσεων (Multi Hypothesis Tracking (MHT)) το οποίο ενσωματώνει ένα κινηματικό μοντέλο δυναμικής εναλλαγής για το αριστερό/δεξί πόδι ανάλογα με το πόδι που κινείται κάθε στιγμή. Ένα εκτεταμένο KF (EKF) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της κατάστασης των ποδιών. Το MHT πρέπει να επιλέγει συνεχώς το πιο πιθανό δυναμικό μοντέλο για να περιγράψει τις τρέχουσες παρατηρήσεις. Το πλαίσιο MHT αναλαμβάνει επίσης περιπτώσεις απόκρυψης δεδομένων για την αύξηση της ευρωστίας.

Μια συγχώνευση οπτικών και laser δεδομένων για ένα κινητό ρομπότι υποβοήθησης έχει υλοποιηθεί στο [35]. Οι συγγραφείς πρότειναν έναν αλγόριθμο ανίχνευσης ποδιών από τα δεδομένα LRF ανιχνεύοντας κατακόρυφες ακμές που θα μπορούσαν να αντιστοιχούν στα πόδια. Τα οπτικά δεδομένα χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση προσώπου. Οι ανιχνεύσεις από τους δύο αισθητήρες συνδυάζονται χρησιμοποιώντας την τεχνική πλησιέστερης σύνδεσης γειτονικών δεδομένων. Ο άνθρωπος παρακολουθείται έπειτα χρησιμοποιώντας ένα φίλτρο Unscented Kalman (UKF). Οι συγγραφείς έχουν δικαιολογήσει την επιλογή αυτού του φίλτρου παρακολούθησης στο [36], όπου έχουν συγκρίνει τα ανθρώπινα αποτελέσματα παρακολούθησης χρησιμοποιώντας PF, EKF & UKF, όσον αφορά την ακρίβεια και την ευρωστία των φίλτρων, ενώ στο [37] έχουν εξετάσει τα υπολογιστικά κόστη των μπεύζιανών φίλτρων. Στο [38], οι ίδιοι συγγραφείς έχουν επεκτείνει τη μεθοδολογία ανίχνευσης ποδιών, εξάγοντας συγκεκριμένα μοτίβα ποδιών (τα πόδια χωριστά, πρόσθιος βηματισμός και δύο πόδια μαζί/ένα μόνο πόδι). Ένα σύστημα παρακολούθησης πεζών για ένα κινητό ρομπότι παρουσιάζεται στο [39]. Το σύστημα χρησιμοποιεί ένα LRF για την ανίχνευση ζευγών ποδιών. Οι συγγραφείς ανέπτυξαν ένα χάρτη στατικού περιβάλλοντος για να διακρίνουν τους πεζούς από στατικά αντικείμενα. Οι πιθανές θέσεις των ποδιών ανιχνεύονται εντοπίζοντας τα τοπικά ελάχιστα από ένα ιστόγραμμα απόστασης. Τα στατικά αντικείμενα αφαιρούνται και οι θέσεις των νέων ποδιών συνδέονται με τις προηγούμενες με τη χρήση τεχνικής πλησιέστερου γείτονα. Οι συγγραφείς δεν χρησιμοποιούν κανένα φίλτρο για να εξομαλύνουν τις τροχιές ή για να εκτιμήσουν την κατάσταση των ποδιών κατά τις αποκρύψεις δεδομένων. Οι τροχιές που εντοπίστηκαν έχουν επικυρωθεί χρησιμοποιώντας οπτικούς δείκτες κεφαλής που είχαν φορεθεί από τα άτομα που συμμετείχαν στα πειράματά τους.

Στην εργασία [40], οι συγγραφείς παρουσιάζουν μια MHT προσέγγιση για την παρακολούθηση πολλαπλών ατόμων για ένα κινητό ρομπότι με χρήση δεδομένων LRF. Αυτό η προσέγγιση χρησιμοποιεί ένα KF για την παρακολούθηση των ποδιών χωριστά. Τα πόδια ανιχνεύονται χρησιμοποιώντας μια μέθοδο ενισχυμένης επιβλεπόμενης μάθησης για την εκμάθηση συστάδων δεδομένων που αναπαριστούν πόδια, όπως περιγράφεται στο [41]. Το MHT συνδέει προηγούμενες εντοπισμένες τροχιές με τρέχουσες, [42], ενώ στο [43] εφαρμόζουν ένα πολυτροπικό σύστημα παρακολούθησης ατόμων χρησιμοποιώντας δεδομένα LRF/RGB-D για μια κινούμενη πλατφόρμα, η οποία έχει υλοποιηθεί σε ROS [44], συγκρίνοντας τέσσερις μεθοδολογίες παρακολούθησης με υπολογισμό συγκεκριμένων μετρήσεων απόδοσης. Μια τεχνική ανίχνευσης θέσης πολλαπλών ατόμων παρουσιάζεται στο [45] για ένα κινητό ρομπότι που χρησιμοποιεί δύο επίπεδα αισθητήρων LRF που ανιχνεύουν τις περιοχές του θώρακος και των ποδιών, συνδέοντας και συγχρονίζοντας τις μετρήσεις των αισθητήρων για να εντοπίσουν τα άτομα.

Ένα πλαίσιο ανίχνευσης και παρακολούθησης ανθρώπου για ένα κινούμενο ρο-

μπότι υπηρεσίας που ακολουθεί και αλληλεπιδρά με τον άνθρωπο προτείνεται στο [46]. Τα πόδια ανιχνεύονται χρησιμοποιώντας ορισμένα χαρακτηριστικά, τα οποία αποκτιθήκαν μέσω πειραμάτων. Χρησιμοποιείται ένα μοντέλο ανθρώπινης βάδισης το οποίο προτείνει ότι τα πόδια παρουσιάζουν αρμονική κίνηση ενώ βρίσκονται σε φάση στάσης/ταλάντωσης. Ένας ρομποτικός περιπατητήρας παρουσιάζεται στο [47], με σκοπό την υποβοήθηση ηλικιωμένων κατά την αποκατάσταση, ωστόσο η παρουσιαζόμενη μεθοδολογία ανιχνεύει μόνο τα πόδια του χρήστη εφαρμόζοντας μια απλή μέθοδο τμηματοποίησης-χωρικής συσταδοποίησης. Για τον ρομποτικό περιπατητήρα που παρουσιάζεται στο [48], ο οποίος διαθέτει δύο LRFs, παρακολουθούνται τα πόδια του χρήστη ξεχωριστά με χρήση PF ενώ η μέση εκτιμώμενη θέση των ποδιών χρησιμοποιείται ως είσοδος σε έναν ελεγκτή PID.

Για τον ρομποτικό περιπατητήρα για ασθενείς με νόσο του Πάρκινσον, που παρουσιάζεται στο [49], το κινούμενο ρομπότι είναι εξοπλισμένο με ένα LRF για τη χαρτογράφηση της περιοχής περπατήματος, υποδεικνύοντας την ύπαρξη εμποδίων, ενώ ένα μικρό LRF αναγνωρίζει τις θέσεις των ποδιών και υπολογίζει το μήκος βήματος, την ταχύτητα και την επιτάχυνση κάθε ποδιού. Στη συνέχεια, ένα Κρυφό Μαρκοβιανό μοντέλο Hidden Markov Model (HMM) χρησιμοποιείται για την αναγνώριση των μοτίβων που ακολουθούν το βάδισμα, το πάγωμα της βάδισης και το φυσιολογικό βάδισμα για τους ασθενείς με Πάρκινσον. Το [50] παρουσιάζει ένα πλαίσιο σχεδιασμού για ένα αυτόνομο ρομπότι που ακολουθεί έναν άνθρωπο. Οι συγγραφείς χρησιμοποιούν έναν αισθητήρα Kinect και ένα LRF. Η παρακολούθηση αρχικοποιείται όταν ένας απομακρυσμένος χρήστης επιλέγει ένα άτομο μία εικόνα που παρέχεται από τη ροή δεδομένων του Kinect. Η θέση του κεφαλιού προβάλλεται στο επίπεδο του LRF που ανιχνεύει τα πόδια. Τα πόδια ανιχνεύονται μέσω κατακερματισμού των δεδομένων λέιζερ χρησιμοποιώντας κατώφλια Ευκλείδειων αποστάσεων και στη συνέχεια εξάγονται τα πρότυπα των ποδιών σύμφωνα με την εργασία που παρουσιάζεται στο [51], τα οποία είναι: ένα πόδι, δύο πόδια διαχωρισμένα και μία ενοποιημένη συστάδα σημείων για ένα άτομο. Η εκτίμηση κίνησης εκμεταλλεύεται ένα μοντέλο σταθερής ταχύτητας, ενώ σε περιπτώσεις απόκρυψης των ποδιών η Mahalanobis απόσταση χρησιμοποιείται για να εκτιμηθεί η θέση του κρυμμένου ποδιού, καθώς ο ανιχνευτής αναμένει ότι το πόδι θα επανεμφανιστεί στην ίδια θέση μετά από σύντομο χρονικό διάστημα.

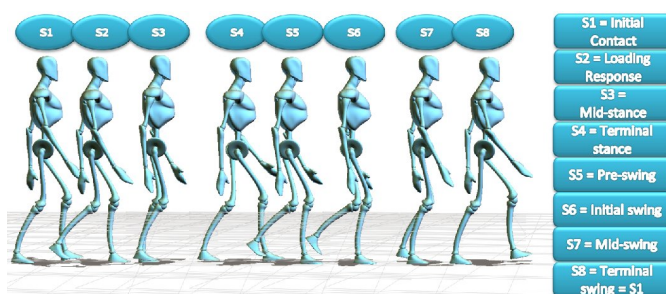
Ένα πλαίσιο παρακολούθησης των ποδιών για τον περιπατητήρα που χρησιμοποιείται για φυσική αποκατάσταση περιγράφεται στο [52]. Τα δεδομένα από ένα LRF προεπεξεργάζονται και περιορίζονται σε μια συγκεκριμένη περιοχή ενδιαφέροντος. Στη συνέχεια, υπολογίζονται οι μεταβάσεις των σημείων λέιζερ από σάρωση σε σάρωση και τα πρότυπα των ποδιών ανιχνεύονται βάσει γεωμετρικών χαρακτηριστικών. Μια άλλη κινητή πλατφόρμα που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της παθολογικής βάδισης παρουσιάζεται στο [53]. Οι χρήστες ανιχνεύονται με χρήση οπτικών δεκτών που τοποθετούνται στα πέλματα και τον κορμό τους μέσω ενός αισθητήρα Kinect. Η κινητή πλατφόρμα παρακολουθεί τον χρήστη με σταθερή απόσταση και υπολογίζει χωροχρονικές παραμέτρους βάδισης.

Η παρακολούθηση κεντροειδούς από εικόνες που προέρχονται από κάμερα μόνης οπής χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση ασθενών με Πάρκινσον στο [54]. Μια τεχνική MHT για ένα ρομπότι που ακολουθεί τον άνθρωπο παρουσιάζεται στο [55]. Το σύστημα χρησιμοποιεί ένα χάρτη πλέγματος πληρότητας του περιβάλλοντος και ένας αλγόριθμος ανίχνευσης κινούμενων σημείων με βάση το σχηματισμένο πλέγμα εντοπίζει κινούμενα αντικείμενα. Ένα αντίστροφο μοντέλο παρατήρησης διαφοροποιεί τα στατικά και δυναμικά μέρη σύμφωνα με ένα παγκόσμιο χάρτη πλέγματος που διατη-

ρείται. Για την ανίχνευση ανθρώπων χρησιμοποιούνται ορισμένα χαρακτηριστικά και ο ανθρώπινος στόχος παρακολουθείται από τον αλγόριθμο ΜΗΤ.

Ένα πλαίσιο για την ανίχνευση και παρακολούθηση των ανθρώπων παρουσιάζεται επίσης στο [56]. Ο σκοπός του συστήματος αυτού είναι να χρησιμοποιηθεί ενσωματωμένο σε ένα ρομποτικό αναπηρικό αμαξίδιο, προκειμένου να ενισχυθεί η συντροφικότητα των χρηστών του αμαξιδίου με άλλα άτομα, μετακινούμενοι μαζί τους. Οι συγγραφείς ανέπτυξαν ένα σύστημα που ανιχνεύει τα πόδια με τη συγκέντρωση σημείων LRF εντός ενός σταθερού ορίου απόστασης. Οι συστάδες σημείων ταξινομούνται ως ανθρώπινα/μη ανθρώπινα με βάση ένα σύνολο γεωμετρικών χαρακτηριστικών. Ένα KF παρακολουθεί τη θέση όλων των ομαδοποιημένων συστάδων και μια τεχνική συσχέτισης δεδομένων παγκόσμιου πλησιέστερου γείτονα ταιριάζει με τα ήδη ανιχνευθέντα αντικείμενα με νέες ανιχνεύσεις. Η παρακολούθηση ενός απόμου προκύπτει ως ο μέσος όρος των θέσεων των ανιχνευθέντων ποδιών. Η μέθοδος παρακολούθησης έχει επικυρωθεί χρησιμοποιώντας επισημειώσεις με το χέρι για την εξαγωγή δεδομένων επαλήθευσης.

1.3.3 Τεχνικές Ανάλυσης Ανθρώπινης Βάδισης



Σχήμα 1.5: Προσομοιωμένος κύκλος βάδισης ανθρώπου με επισημείωση των συνήθων εσωτερικών φάσεων.

Η αυτόματη αναγνώριση και ανάλυση της ανθρώπινης βάδισης είναι ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για πολλές ιατρικές / κλινικές εφαρμογές. Από ιατρικής άποψης, οι αλλαγές στο βάδισμα αποκαλύπτουν βασικές πληροφορίες για την ποιότητα ζωής των ανθρώπων. Αυτό έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον κατά την αναζήτηση αξιόπιστων πληροφοριών σχετικά με την εξέλιξη διαφόρων παθήσεων: (α) νευρολογικών ασθενειών όπως η σκλήρυνση κατά πλάκας ή η νόσος του Πάρκινσον, (β) συστηματικές ασθένειες όπως οι καρδιοπάθειες (στις οποίες επηρεάζεται σαφώς το βάδισμα), (γ) μεταβολές στη δυναμική της κινητικότητας λόγω επακόλουθων συμπτωμάτων από το εγκεφαλικό επεισόδιο και (δ) ασθένειες που προκαλούνται από τη γήρανση, οι οποίες επηρεάζουν ένα μεγάλο ποσοστό του πληθυσμού. Η ακριβής αξιόπιστη γνώση των χαρακτηριστικών της βάδισης σε δεδομένη χρονική στιγμή και ιδίως η παρακολούθηση και αξιολόγησή της με την πάροδο του χρόνου θα επιτρέψει την έγκαιρη διάγνωση ασθενειών αλλά των επιπλοκών τους, ενώ θα βοηθήσει και στην εξεύρεση της καλύτερης θεραπείας.

Οι παραδοσιακές κλίμακες που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση παραμέτρων βάδισης σε κλινικές συνθήκες είναι ημι-υποκειμενικές, και πραγματοποιούνται από ειδικούς που παρατηρούν την ποιότητα του βάδισης ενός ασθενούς, καθώς αυτός κάνει τον περίπατο του. Αυτό μερικές φορές ακολουθείται από μια έρευνα στην οποία

ο ασθενής καλείται να δώσει μια υποκειμενική αξιολόγηση της ποιότητας βάδισης του/της. Το μειονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι η υποκειμενικότητα των μετρήσεων, ιδιαίτερα όσον αφορά στην ακρίβεια, έχοντας αρνητική επίδραση στη διάγνωση, παρακολούθηση και θεραπεία των παθολογιών.

Σε αντίθεση με αυτό το υπόβαθρο, η πρόοδος στις νέες τεχνολογίες οδήγησε σε συσκευές και τεχνικές που επιτρέπουν μια αντικειμενική αξιολόγηση των διαφόρων παραμέτρων βάδισης, με αποτέλεσμα την αποτελεσματικότερη μέτρηση και την παροχή στους ειδικούς μεγάλου αριθμού αξιόπιστων πληροφοριών σχετικά με τη βάδιση των ασθενών. Αυτό μειώνει το περιθώριο σφάλματος που προκαλείται από υποκειμενικές τεχνικές.

Οι ερευνητικές προσεγγίσεις διακρίνονται ως προς το εάν χρησιμοποιούν φορητές ή μη φορητές συσκευές για την καταγραφή της ανθρώπινης κίνησης, [57]. Στην κατηγορία φορητών συσκευών, η οποία είναι η πιο κοινή προσέγγιση [58], βρίσκουμε μεθόδους ανάλυσης βάδισης χρησιμοποιώντας αισθητήρες πίεσης ποδιών (έξυπνα παπούτσια), [59], τις γωνίες αρθρώσεων και τις επιταχύνσεις με ρήση αισθητήρων όπως γυροσκόπια, επιταχυνσιόμετρα, αδρανειακοί αισθητήρες, [60–62]), μυογραφική δραστηριότητα από EMG-ηλεκτρομυογραφικά σήματα, [63]), κ.λ.π. Τα μη φορητά συστήματα για ανάλυση βάδισης χρησιμοποιούν συνήθως κάμερες, [64], ή χαλιά με αισθητήρες πίεσης, [65].

Πολλοί ερευνητές ασχολούνται με την ανάλυση της βάδισης χρησιμοποιώντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, στοχεύοντας στην ανίχνευση παθολογικών καταστάσεων που χρήζουν ιατρικής περίθαλψης, όπως η χρήση αραιής αναπαράστασης για την ανίχνευση προτύπων παθολογικής βάδισης ενδεικτικών της νόσου του Πάρκινσον [66]. Η ανάπτυξη ενός εργαλείου εκτίμησης της παθολογικής βάδισης χαμηλού κόστους παρουσιάζεται στην [67], όπου ο χρήστης του συστήματος ακολουθείται από μια ρομποτική πλατφόρμα εξοπλισμένη με μια κάμερα Kinect, η οποία ανιχνεύει κάποιους οπτικούς δείκτες που είναι τοποθετημένοι στα πέλματα του χρήστη και μέσω αυτών υπολογίζεται το μήκος βάδισης μέσω ανάλυσης Fourier. Ένα απλό σύστημα ανάλυσης βάδισης για έναν ρομποτικό περιπατητή υποβοήθησης ασθενών με Πάρκινσον αναφέρεται στο [68].

Το σύστημα GAITRite χρησιμοποιείται ευρέως για την ανίχνευση και ανάλυση παθολογιών της βάδισης [69, 70]. Το σύστημα GAITRite είναι ένα ηλεκτρονικό χαλί, μήκους 4.6 μέτρων, εξοπλισμένο με αισθητήρες πίεσης τοποθετημένων ανά 1.27 εκατοστά. Το σύστημα GAITRite παρέχει μετρήσεις για τις χωρικές και χρονικές παραμέτρους της βάδισης και χρησιμοποιείται συχνά για ιατρική διάγνωση. Πολλές ερευνητικές δουλειές χρησιμοποιούν το σύστημα GAITRite για την επαλήθευση των αποτελεσμάτων της ανάλυσης βάδισης [71].

Η ανάλυση της βάδισης μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων (Hidden Markov Models, HMM), τα οποία μπορούν να μοντελοποιήσουν τις δυναμικές ιδιότητες της βάδισης. Τα HMM χρησιμοποιούνται πλέον συχνά για τη μοντελοποίηση της βάδισης από δεδομένα προερχόμενα από φορητούς αισθητήρες, όπως γυροσκόπια τοποθετημένα πάνω στα πόδια [72], για την διάκριση των δράσεων βάδισης ή τρεξίματος [73], ενώ και δεδομένα, που έχουν συλλεχθεί από μονάδες μέτρησης αδρανείας (IMUs) τοποθετημένων στο ύψος του θώρακα, μοντελοποιούνται με HMM για την ανίχνευση δραστηριοτήτων πεζών ατόμων και την ταξινόμηση φάσεων βάδισης [74].

Τα HMM έχουν χρησιμοποιηθεί για την μοντελοποίηση του κανονικού ανθρώπινου κύκλου βάδισης [75], για την αναγνώριση της παθολογικής βάδισης χρησιμοποιώντας τις μεταβάσεις ανάμεσα στις φάσεις της βάδισης [76], για την εξαγωγή

παραμέτρων βάρδισης με χρήση αισθητήρα λείζερ [77, 78].

1.3.4 Στρατηγικές Ελέγχου για Ρομποτικούς Βοηθούς Κινητικότητας

Οι πρόσφατες υλοποιήσεις αρχιτεκτονικών ελέγχου για ρομποτικούς βοηθούς περιλαμβάνουν σχήματα ελέγχου με σύνθετη μηχανική ενδοτικότητα (admittance control), τα οποία αναπτύχθηκαν λαμβάνοντας ως είσοδο την εφαρμοζόμενη δύναμη του ατόμου προς τον ρομποτικό βοηθό [79], ενώ στην εργασία [13] ο ελεγκτής ενδοτικότητας ενσωματώνει πληροφορία και για την απόδοση του χρήστη σε σχέση με την απόσταση που κρατάει από εμπόδια κατά την κίνησή του, την απόκλιση του χρήστη από μια προκαθορισμένη τροχιά και μία ανάλυση για την σταθερότητα του χρήστη σε σχέση με τα σήματα δύναμης/ροπής που εξασκεί. Στην εργασία [80], οι συγγραφείς ανέπτυξαν έναν έλεγχο ενδοτικότητας για έναν παθητικό περιπατητήρα με σερβόμωβρα, ενώ χρησιμοποιεί μια λειτουργία για πρόληψη πτώσεων λαμβάνοντας υπόψιν την θέση και την ταχύτητα του χρήστη που μετράται από έναν αισθητήρα laser.

Μια στρατηγική ελέγχου για έναν ρομποτικό περιπατητήρα παρουσιάζεται στην εργασία [81]. Οι παράμετροι εισόδου του ελεγκτή είναι οι γραμμικές και γωνιακές ταχύτητες μαζί με την κατεύθυνση του ανθρώπου (μετρούμενων από φορητό αισθητήρα αδράνειας IMU) και του ρομπότι (μετρούμενων από αισθητήρα αδράνειας τοποθετημένου επί της πλατφόρμας). Οι παράμετροι αυτές ορίζουν την επιθυμητή απόσταση και γωνία της διάταξης ανθρώπου-ρομπότι. Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν επίσης Fourier Linear Combiner (FLC) και Weighted-Frequency FLC στα δεδομένα της βάρδισης, για τον υπολογισμό παραμέτρων βάρδισης όπως ο ρυθμός βάρδισης, το μήκος βήματος και η γραμμική ταχύτητα, χρησιμοποιώντας δεδομένα από έναν αισθητήρα LRF τοποθετημένου πάνω στον περιπατητή και συμμαγνύοντας αυτά με τα δεδομένα του αισθητήρα IMU, πραγματοποιώντας παράλληλα και φιλτράρισμα των παραμέτρων ελέγχου [82]. Ένας προσαρμοστικός έλεγχος από κοινού με τον χρήστη μιας ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης παρουσιάζεται στο [83], λαμβάνοντας ως είσοδο την εφαρμοζόμενη δύναμη/ροπή του χρήστη στις λαβές της πλατφόρμας με χρήση και μιας λειτουργικότητας αποφυγής εμποδίων.

1.4 Προσέγγιση Προβλήματος

Αναφορικά με το πρόβλημα του σχεδιασμού ενός συστήματος ευρύτερης παρακολούθησης της κατάστασης ενός χρήστη ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης, μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις είναι η επίτευξη διαρκούς και ακριβούς εκτίμησης της κίνησης του χρήστη, χωρίς το σύστημα να επηρεάζεται από τον περιβάλλοντα θόρυβο. Βασικό ζήτημα αποτελεί η ανάπτυξη μοντέλων κίνησης που θα μπορούν να περιγράψουν την πολυπλοκότητα και την μεταβλητότητα της παθολογικής βάρδισης.

Από την άλλη πλευρά η αυτόματη ανάλυση βάρδισης αποτελεί ένα άλλο σημαντικό σκέλος στο σχεδιασμό ενός προσαρμοζόμενου στο χρήστη ρομποτικού ελέγχου, τόσο για τη ρύθμιση συγκεκριμένων παραμέτρων του συστήματος ελέγχου, όσο και για την ιατρική παρακολούθηση της αποκατάστασης των ασθενών. Ακόμη μία επιδίωξη απορρέουσα της ανάλυσης βάρδισης, είναι η συστηματική κατάταξη του εκάστοτε ασθενούς σε συγκεκριμένες κλάσεις κινητικής δυσχέρειας, για την ενσωμάτωση της πληροφορίας αυτής στον ρομποτικό έλεγχο της πλατφόρμας υποβοήθησης.

Για τους ανωτέρω σκοπούς, στην παρούσα διατριβή αναλύθηκαν χιλιάδες χρονικά στιγμιότυπα δεδομένων laser αλλά και δεδομένα από σύστημα οπτικής καταγραφής

κίνησης για την μοντελοποίηση και την ανάλυση της παθολογικής βάδισης, εκμεταλλευόμενοι πειραματικά δεδομένα ασθενών. Διερευνήθηκαν μέθοδοι παρακολούθησης της βιβλιογραφίας και αντιπαρατέθηκαν με προτεινόμενες μεθόδους, οι οποίες στοχεύουν στην αποτελεσματική παρακολούθηση της ανθρώπινης βάδισης. Παράλληλα, μελετήθηκαν μέθοδοι κατηγοριοποίησης των ασθενών ανάλογα με τα χαρακτηριστικά βάδισης τους, προκειμένου να διερευνηθεί η αποτελεσματικότητα ενός συνολικού συστήματος παρακολούθησης και ανάλυσης της παθολογικής βάδισης, για τον χαρακτηρισμό της κινητικής παθογένειας ασθενών-χρηστών μιας ρομποτικής κινηματικής πλατφόρμας υποβοήθησης.

Ως προς την ανάπτυξη μιας αρχιτεκτονικής ελέγχου της ρομποτικής πλατφόρμας, υψίστης σημασίας είναι η προσαρμογή της ρομποτικής πλατφόρμας στις εξατομικευμένες ανάγκες του εκάστοτε χρήστη. Διαφορετικοί χρήστες της πλατφόρμας παρουσιάζουν διαφορετική παθολογία βάδισης, αντιδρούν στην αποκατάσταση κινητικότητας με διαφορετικό τρόπο, ενώ ακόμα και το περιβάλλον ή σωματική κούραση μπορούν να μεταβάλλουν τα πρότυπα της βάδισης. Επομένως, η ανάπτυξη μιας πολιτικής ελέγχου που θα προσαρμόζεται στο χρήστη είναι ουσιαστική ανάγκη. Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα διατριβή ασχολήθηκε τόσο με την ανάπτυξη ενός κλασσικού νόμου ελέγχου αλλά και μιας πιο μοντέρνας λύσης με χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων και ενισχυτικής μάθησης, με είσοδο πάντα τα δεδομένα ενός ανθρωποκεντρικού συστήματος παρακολούθησης.

1.5 Συνεισφορές

Στα πλαίσια της παρούσας διατριβής ερευνήθηκαν πολλαπλά ζητήματα που σχετίζονται με την ανάπτυξη ενός ανθρωποκεντρικού πλαισίου παρακολούθησης, εκμάθησης σημαντικών χαρακτηριστικών βάδισης, αλλά και μεθόδων λήψης αποφάσεων για την ανάπτυξη ενός προσαρμοζόμενου στο χρήστη ρομποτικού ελέγχου, μέσω της διαρκούς παρακολούθησης της βάδισης και της ανάλυσης της παθολογικής κατάστασης του χρήστη με χρήση δεδομένων από έναν αισθητήρα laser και μία κάμερα που είναι τοποθετημένα στη ρομποτική πλατφόρμα του Σχ. 1.3.

Ερευνήθηκαν διάφορα σχήματα παρακολούθησης βάδισης με Kalman Filter, Particle Filters και συνδυασμούς των μεθόδων αυτών με τεχνικές μηχανικής μάθησης. Αναλύθηκαν διάφορες τεχνικές χρήσης HMM για την αναγνώριση κύκλων βάδισης και την κατηγοριοποίηση της παθολογικής κατάστασης ασθενών που συμμετείχαν σε εκτενείς πειραματικές διαδικασίες.

Επιπρόσθετα, διερευνήθηκαν μέθοδοι ανάλυσης βάδισης από συστήματα οπτικής καταγραφής κίνησης με χρήση οπτικών δεικτών, για την εξαγωγή δεδομένων αληθείας, για την πειραματική επαλήθευση των προτεινόμενων μεθοδολογιών. Εξετάστηκαν και επαληθεύθηκαν όλες οι μεθοδολογίες με πλήθος καταγεγραμμένων πειραματικών δεδομένων που συλλέχθηκαν με τη συμμετοχή πραγματικών ασθενών. Το προτεινόμενο σχήμα ανάλυσης βάδισης αποδείχθηκε ικανό να παρέχει τις απαραίτητες πληροφορίες για την ανάλυση της κινητικής αδυναμίας των χρηστών της πλατφόρμας, ανάγοντάς το σε ένα μη παρεμβατικό εργαλείο για ιατρική διάγνωση και παρακολούθηση της αποκατάστασης, αλλά παράλληλα έχει τη δυναμική να ενσωματωθεί σε ένα γενικότερο σχήμα ρομποτικού ελέγχου με επίγνωση του περιβάλλοντος και των αναγκών του εκάστοτε χρήστη, αφού ελέγχθηκε πειραματικά ότι γενικά σχήματα ελέγχου δεν ευνοούν το ίδιο άτομα διαφορετική παθολογικής κλάσης.

Πρώτη σημαντική συνεισφορά της παρούσας εργασίας αποτελεί η δημιουργία ενός ενιαίου ανθρωποκεντρικού σχήματος εκτίμησης βάδισης, με την ταυτόχρονη

πρόβλεψη της κινηματικής κατάστασης των ποδιών και της ανάλυσης των κύκλων βάδισης, με χρήση τεχνικών πολλαπλών μοντέλων κίνησης και πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων. Το εργαλείο αυτό παρέχει τη δυνατότητα για ανάλυση σε πραγματικό χρόνο της βάδισης χρηστών με διαφορετικά κινηματικά χαρακτηριστικά και μπορεί να ενσωματωθεί σε έναν προσαρμοσμένο στον χρήστη ρομποτικό έλεγχο.

Στη συνέχεια της παρούσας διατριβής, μελετήθηκαν μοντέλα βαθιά μάθησης με νευρωνικά δίκτυα προκειμένου να εντοπιστούν ειδικές καταστάσεις αστάθειας των ασθενών κατά τη βάδιση. Δεύτερη ερευνητική συνεισφορά της παρούσας διατριβής αποτελεί η ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας πρόβλεψης φάσεων ασφαλούς βάδισης του ασθενούς, ενσωματώνοντας ειδικά αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα, τα Long Short-Term Memory (LSTM) δίκτυα, σε ένα σχήμα κωδικοποιητή-αποκωδικοποιητή. Το σχήμα αυτό χρησιμοποιεί δεδομένα από το σύστημα στοχαστικής εκτίμησης και ανάλυσης της βάδισης που προαναφέραμε, αλλά και της παρακολούθησης του κέντρου μάζας του σώματος μέσω της ανίχνευσης της πόζας του άνω μέρος του σώματος από δεδομένα RGB-D, για την πρόβλεψη φάσεων ασφαλούς ή επισφαλούς (με κίνδυνο πτώσης) βάδισης.

Με κύριο στόχο μας την ανάπτυξη ενός ανθρωποκεντρικού συστήματος ελέγχου της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης, με προσαρμογή στις ανάγκες του εκάστοτε χρήστη, αναπτύχθηκε αρχικά μια αρχιτεκτονική ελέγχου με βάση τον κλασικό νόμο ελέγχου σε σχηματισμό ηγέτη-οπαδού για τον έλεγχο της συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό, η οποία προσαρμόζε τις παραμέτρους ελέγχου ανάλογα με την κατηγοριοποίηση του χρήστη σε ειδικές κλάσεις παθολογικής βάδισης. Παρά τα ικανοποιητικά αποτελέσματα της μεθόδου αυτής, δεν περιείχε κάποια διαίσθηση σε σχέση με τις προθέσεις κίνησης του ασθενούς, ενώ η δυνατότητα προσαρμοστικότητας ήταν πολύ περιορισμένη. Για το λόγο αυτό, η τελευταία σημαντική συνεισφορά της παρούσας διατριβής αφορά στην ανάπτυξη μιας στρατηγικής λήψης αποφάσεων για τις δράσεις του ρομποτικού βοηθού, με χρήση μιας μεθόδου ενισχυτικής μάθησης βάσει μοντέλου. Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος αυτή αποτελεί μια καινοτόμο συνεισφορά στην επίλυση του προβλήματος της συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό, με την ανάπτυξη βαθιών νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της πρόθεσης κίνησης του ασθενούς στο χώρο και τη μοντελοποίηση μιας πολιτικής ελέγχου που λαμβάνει υπόψιν τις προθέσεις του ανθρώπου και προτείνει δράσεις ελέγχου για το ρομπότ με στόχο τη συζευγμένη πλοήγηση ανθρώπου-ρομπότ.

1.6 Οργάνωση του κειμένου

Στο κεφάλαιο 2 περιγράφονται οι βασικές έννοιες και οι μαθηματικοί φορμαλισμοί που απαιτούνται για την κατανόηση των ανεπτυγμένων μεθοδολογιών. Στο κεφάλαιο 3 περιγράφονται οι τεχνικές παρακολούθησης ποδιών. Αυτές είναι η χρήση Kalman Filter, απλών SIR-PF αλλά και η παρουσίαση μιας πιο εύρωστης μεθόδου με χρήση σχήματος πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων PDA-PF. Το κεφάλαιο 4 περιλαμβάνει τη θεωρία ανάλυσης βάδισης και την περιγραφή μεθόδων που αναπτύχθηκαν για την εκτίμηση των κύκλων βάδισης, τόσο με χρήση HMM από τα δεδομένα laser όσο και με την επεξεργασία των δεδομένων οπτικών δεικτών καταγραφής κίνησης. Το κεφάλαιο 5 περιγράφει την πρώτη κύρια συνεισφορά της διατριβής που ενσωματώνει τη μέθοδο PDA-PF σε ένα σχήμα κατάλληλης επιλογής του κινηματικού μοντέλου ανάλογα με τη φάση βάδισης, με ταυτόχρονη εκτίμηση της τρέχουσας φάσης βάδισης. Το κεφάλαιο 6 παρουσιάζει την ανάπτυξη του συστήματος εκτίμησης ευστάθειας

βάδισης με χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων, που αποτελεί τη δεύτερη ερευνητική συνεισφορά της διατριβής, ενώ το κεφάλαιο 7 ολοκληρώνει το μεθοδολογικό πλαίσιο που αναπτύχθηκε στην παρούσα διατριβή και αναφέρεται στις πολιτικές ελέγχου για τη συζευγμένη κίνηση ανθρώπου-ρομπότ. Πιο συγκεκριμένα, στο κεφάλαιο αυτό παρατίθεται και η τρίτη και τελευταία σημαντική συνεισφορά της παρούσας διατριβής με την παρουσίαση της μεθόδου ενισχυτικής μάθησης με χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων για την ανάπτυξη μιας ανθρωποκεντρικής πολιτικής ελέγχου για την ρομποτική πλατφόρμα. Τα υπόλοιπα κεφάλαια 8- 13 παρουσιάζουν εκτενείς πειραματικές αναλύσεις για την επαλήθευση των μεθοδολογιών που προτείνονται στην παρούσα εργασία. Τέλος, στο κεφάλαιο 14 αναφέρονται τα συμπεράσματά μας σχετικά με τις ανεπτυγμένες μεθοδολογίες και τις αντίστοιχες πειραματικές αναλύσεις, ενώ καταγράφονται και μελλοντικές κατευθύνσεις για την συνέχιση της έρευνας στο πλαίσιο των ρομποτικών βοηθών με επίκεντρο τον άνθρωπο.

□

Κεφάλαιο 2

Βασικοί Ορισμοί

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται βασικοί ορισμοί και έννοιες στα πλαίσια της στοχαστικής εκτίμησης και ειδικότερα γίνεται αναφορά σε βασικές μεθοδολογίες παρακολούθησης στόχων, με αφορμή τις οποίες αναπτύχθηκαν τα συστήματα παρακολούθησης ανθρώπου της παρούσας εργασίας.

2.1 Στοχαστική εκτίμηση

Το στοχαστικό φιλτράρισμα σχετίζεται με το πρόβλημα της συνεχούς εκτίμησης της κατάστασης ενός δυναμικού συστήματος χρησιμοποιώντας μια ακολουθία θορυβώδων μετρήσεων του συστήματος [84]. Για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιούμε μεταβλητές κατάστασης για την μοντελοποίηση του συστήματος χρησιμοποιώντας διακριτές τιμές χρόνου, ώστε να γίνει χρήση εξισώσεων διαφορών για την περιγραφή της εξέλιξης του συστήματος στο χρόνο, ενώ θεωρούμε ότι και οι μετρήσεις δίνονται σε διακριτό χρόνο. Στα προβλήματα παρακολούθησης στόχου το διάνυσμα κατάστασης ενδέχεται να περιλαμβάνει πληροφορία σχετικά με τα κινηματικά χαρακτηριστικά του στόχου. Το διάνυσμα μετρήσεων αναπαριστά θορυβώδεις μετρήσεις που σχετίζονται με το διάνυσμα κατάστασης, το οποίο είναι συνήθως μικρότερης διάστασης από το διάνυσμα κατάστασης.

Για την ανάλυση και την εξαγωγή συμπερασμάτων για το δυναμικό σύστημα, χρειάζονται τουλάχιστον δύο μοντέλα: το δυναμικό μοντέλο, ένα μοντέλο για την περιγραφή της εξέλιξης της κατάστασης σε σχέση με το χρόνο, και το μοντέλο παρατηρήσεων, το οποίο σχετίζει τις θορυβώδεις μετρήσεις με το διάνυσμα κατάστασης. Θεωρούμε ότι τα μοντέλα αυτά δίνονται σε πιθανοτική μορφή. Η πιθανοτική μορφοποίηση της εκτίμησης του διανύσματος κατάστασης και η ανάγκη για ανανέωση της πληροφορίας με την έλευση νέων μετρήσεων στηρίζει τη χρήση της Μπεϋζιανής θεωρίας.

Από Μπεϋζιανή άποψη, για την εκτίμηση της δυναμικής κατάστασης χρειάζεται η ύστερη (posterior) πυκνότητα πιθανότητας της κατάστασης, με βάση όλη την διαθέσιμη πληροφορία, και της ακολουθίας των ληφθέντων μετρήσεων. Εάν το σύστημα ή το μοντέλο παρατηρήσεων είναι μη-γραμμικό, τότε η ύστερη πυκνότητα είναι μη-Γκαουσιανή. Η ύστερη πυκνότητα μπορεί να θεωρηθεί ως η πλήρης λύση του προβλήματος εκτίμησης κατάστασης.

Στις περιπτώσεις που χρειάζεται ανανέωση της εκτίμησης κατάστασης κάθε φορά που λαμβάνεται μια νέα μέτρηση, τότε χρησιμοποιούνται αναδρομικά φίλτρα για την

εκτίμηση κατάστασης. Τα αναδρομικά φίλτρα περιλαμβάνουν δύο στάδια: πρόβλεψη και διόρθωση. Το στάδιο της πρόβλεψης θεωρεί το δυναμικό μοντέλο για να προβλέψει την πυκνότητα πιθανότητας της κατάστασης από την παρούσα χρονική στιγμή μέχρι την στιγμή της έλευσης της νέας μέτρησης. Το στάδιο της διόρθωσης λαμβάνει υπόψη τη νέα μέτρηση για να τροποποιήσει την πυκνότητα πρόβλεψης, με χρήση του θεωρήματος Bayes.

2.1.1 Ορισμός προβλήματος στοχαστικής εκτίμησης

Έστω $\mathbf{x}_k \in \mathcal{X}^{n_x}$ το διάνυσμα κατάστασης του στόχου που θέλουμε να παρακολουθήσουμε, όπου n_x είναι η διάσταση του διανύσματος κατάστασης και \mathcal{X} είναι το σύνολο των πραγματικών αριθμών, $k \in \mathbb{N}$ είναι ο δείκτης του χρόνου και \mathbb{N} είναι το σύνολο των φυσικών αριθμών. Η κατάσταση του στόχου εξελίσσεται σύμφωνα με το ακόλουθο διακριτό στοχαστικό μοντέλο:

$$\mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, W_{k-1}) \quad (2.1)$$

όπου f_{k-1} είναι γνωστή, πιθανώς μη γραμμική συνάρτηση εξέλιξης της κατάστασης \mathbf{x}_{k-1} και W_{k-1} είναι ο θόρυβος επεξεργασίας, οποίος μπορεί να αναφέρεται σε λάθη μοντελοποίησης ή μη διαπιστωμένες διαταραχές στο κινηματικό μοντέλο του στόχου. Ο στόχος του μη-γραμμικού φιλτραρίσματος είναι η αναδρομική εκτίμηση της κατάστασης \mathbf{x}_k από τις μετρήσεις $\mathbf{y}_k \in \mathcal{Y}^{n_y}$, όπου n_y είναι η διάσταση του διανύσματος παρατηρήσεων, όπου συνήθως ισχύει ότι $n_y < n_x$. Οι μετρήσεις σχετίζονται με το διάνυσμα κατάστασης του στόχου μέσω της εξίσωσης παρατήρησης:

$$\mathbf{y}_k = h_k(\mathbf{x}_k, V_k) \quad (2.2)$$

όπου h_k είναι γνωστή πιθανώς μη γραμμική συνάρτηση και V_k είναι ο θόρυβος των μετρήσεων. Οι θόρυβοι W_{k-1}, V_k θεωρούνται λευκοί θόρυβοι, με γνωστή πυκνότητα πιθανότητας και είναι αμοιβαία ανεξάρτητοι. Θεωρούμε ότι η αρχική κατάσταση του στόχου περιγράφεται από μια γνωστή πυκνότητα $p(\mathbf{x}_0)$ ανεξάρτητη από θόρυβο. Ψάχνουμε φιλτραρισμένες εκτιμήσεις του \mathbf{x}_k σε σχέση με την ακολουθία όλων των διαθέσιμων μετρήσεων $\mathbf{Y}_k = \{\mathbf{y}_i, i = 1, \dots, k\}$ έως τη χρονική στιγμή k . Από Μπεϋζιανή άποψη, το πρόβλημα έγκειται στην αναδρομική ποσοτικοποίηση κάποιου βαθμού πεποίθησης της κατάστασης \mathbf{x}_k τη στιγμή k , δεδομένων των μετρήσεων \mathbf{Y}_k έως τη στιγμή k . Επομένως, χρειάζεται να εκτιμήσουμε την πυκνότητα πιθανότητας $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$. Η αρχική πυκνότητα του διανύσματος κατάστασης $p(\mathbf{x}_0) \triangleq p(\mathbf{x}_0 | \mathbf{y}_0)$, όπου το \mathbf{y}_0 είναι ένα κενό σύνολο μετρήσεων. Καταρχήν η πυκνότητα $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$ μπορεί να εκτιμηθεί αναδρομικά με τα δύο στάδια στοχαστικής εκτίμησης: την πρόβλεψη και τη διόρθωση.

Έστω ότι η πυκνότητα πιθανότητας $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Y}_{k-1})$ τη στιγμή $k-1$ είναι διαθέσιμη. Τότε, το στάδιο της πρόβλεψης περιλαμβάνει τη χρήση του δυναμικού μοντέλου (2.1) για την απόκτηση της προτερης (prior) πυκνότητας πιθανότητας της κατάστασης \mathbf{x}_k τη στιγμή k μέσω της εξίσωσης Chapman-Kolmogorov:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Y}_{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (2.3)$$

όπου $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{Y}_{k-1}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ είναι μια μαρκοβιανή διαδικασία πρώτης τάξης, και το $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ είναι το πιθανοτικό μοντέλο της εξέλιξης της κατάστασης (ή αλλιώς πυκνότητα μετάβασης) που ορίζεται από την εξίσωση κατάστασης (2.1) του

συστήματος και με γνωστά στατιστικά στοιχεία του V_{k-1} . Την στιγμή k , μια νέα μέτρηση \mathbf{y}_k λαμβάνεται και εκτελείται το στάδιο της διόρθωσης, δηλαδή τη διόρθωση της πρότερης πυκνότητας μέσω του κανόνα του Μπέυζ:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k) &= p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_k, \mathbf{Y}_{k-1}) \\ &= \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{Y}_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1})}{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{Y}_{k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1})}{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{Y}_{k-1})} \end{aligned} \quad (2.4)$$

όπου $p(\mathbf{y}_k | \mathbf{Y}_{k-1}) = \int p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1}) d\mathbf{x}_k$ είναι σταθερά κανονικοποίησης που εξαρτάται από τη συνάρτηση πιθανοφάνειας $p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k)$ που ορίζεται από το μοντέλο παρατηρήσεων στη σχέση (2.2) και τα γνωστά στατιστικά στοιχεία του θορύβου μέτρησης V_k . Στο στάδιο διόρθωσης που δίνεται από τη σχέση (2.4) η μέτρηση \mathbf{y}_k , χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της ύστερης (posterior) πυκνότητας της τρέχουσας κατάστασης.

Η γνώση της ύστερης πυκνότητας $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$ μας δίνει τη δυνατότητα να υπολογίσουμε τη βέλτιστη εκτίμηση της κατάστασης σε σχέση με κάποιο κριτήριο. Για παράδειγμα, το ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Minimum Mean Square Error (MMSE)):

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{\text{MMSE}} \triangleq \mathbb{E} \{ \mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k \} = \int \mathbf{x}_k \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k) d\mathbf{x}_k \quad (2.5)$$

ενώ η μέγιστη ύστερη εκτίμηση (Maximum A Posteriori (MAP)) είναι η μέγιστη τιμή της κατανομής $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{\text{MAP}} \triangleq \arg \max_{\mathbf{x}_k} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k) \quad (2.6)$$

Η επαναληπτική διάδοση της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας, όπως αυτή δίνεται από τις σχέσεις (2.3) και (2.4) είναι μία προσεγγιστική λύση, αφού δεν το πρόβλημα δεν δύναται να επιλυθεί αναλυτικά.

2.2 Φίλτρο Κάλμαν - Kalman Filter

Το Φίλτρο Κάλμαν (Kalman Filter-KF) υποθέτει ότι η ύστερη πυκνότητα της κατάστασης σε κάθε χρονική στιγμή είναι Γκαουσιανή κατανομή και επομένως είναι δυνατόν να περιγραφεί ακριβώς και ολοκληρωτικά από δύο παραμέτρους: τη μέση τιμή και τη συνδιακύμανση της κατανομής. Εάν η πυκνότητα πιθανότητας $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Y}_{k-1})$ είναι Γκαουσιανή, μπορεί να αποδειχθεί ότι και η ύστερη πυκνότητα $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$ είναι Γκαουσιανή, δεδομένου ότι ικανοποιούνται τρεις βασικές υποθέσεις:

- οι ακολουθίες θορύβου W_{k-1} και V_k προέρχονται από Γκαουσιανές κατανομές με γνωστές παραμέτρους,
- η $f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, W_{k-1})$ είναι γνωστή γραμμική συνάρτηση των \mathbf{x}_{k-1} και W_{k-1} , και
- η $h_k(\mathbf{x}_k, V_k)$ είναι γνωστή γραμμική συνάρτηση των \mathbf{x}_k και V_k .

Επομένως, οι σχέσεις (2.1) και (2.2) γράφονται ως εξής:

$$\mathbf{x}_k = A_{k-1} \cdot \mathbf{x}_{k-1} + B_k \cdot \mathbf{u}_k + W_{k-1} \quad (2.7)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + V_k \quad (2.8)$$

όπου A_{k-1} (διάσταση $n_x \times n_x$) και \mathbf{H}_k είναι γνωστοί πίνακες που ορίζουν τις γραμμικές εξισώσεις των μοντέλων εξέλιξης και παρατήρησης, u_k είναι πιθανό σήμα εισόδου-ελέγχου του δυναμικού συστήματος και B_k ο πίνακας ελέγχου εισόδου. Οι τυχαίες ακολουθίες W_{k-1} και V_k προέρχονται από αμοιβαία ανεξάρτητες, μηδενικής μέσης τιμής, λευκές Γκαουσιανές κατανομές με συνδιακύμανση Q_{k-1} και R_k αντίστοιχα.

Το KF, από τις σχέσεις (2.3) και (2.4), μπορεί να περιγραφεί με τις ακόλουθες αναδρομικές σχέσεις:

$$p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Y}_{k-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_{k-1}; \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1}) \quad (2.9)$$

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_{k-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, P_{k|k-1}) \quad (2.10)$$

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k}, P_{k|k}) \quad (2.11)$$

όπου $\mathcal{N}(x; \mu, P)$ είναι Γκαουσιανή κατανομή της τυχαίας μεταβλητής x (εν προκειμένω, διανύσματος τυχαίων μεταβλητών), με μέση τιμή μ και συνδιακύμανση P :

$$\mathcal{N}(x; \mu, P) \triangleq |2\pi P|^{-1/2} \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu)^T P^{-1} (x - \mu) \right\} \quad (2.12)$$

Ο συμβολισμός M^T αναφέρεται στον ανάστροφο του πίνακα M . Οι απαραίτητες μέσες τιμές και συνδιακυμάνσεις του Φίλτρου Κάλμαν υπολογίζονται ως εξής:

- Πρότερη εκτίμηση κατάστασης:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = A_{k-1} \cdot \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + B_k \cdot \mathbf{u}_k \quad (2.13)$$

- Πρότερη εκτίμηση συνδιακύμανσης:

$$P_{k|k-1} = Q_{k-1} + A_{k-1} P_{k-1|k-1} A_{k-1}^T \quad (2.14)$$

- Ύστερη εκτίμηση κατάστασης:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k (\mathbf{y}_k - H_k \cdot \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (2.15)$$

- Ύστερη εκτίμηση συνδιακύμανσης:

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k S_k K_k^T \quad (2.16)$$

όπου

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \quad (2.17)$$

είναι η συνδιακύμανση του όρου ανανέωσης:

$$\mathbf{s}_k = \mathbf{y}_k - H_k \cdot \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (2.18)$$

και τέλος,

- το κέρδος Κάλμαν:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \quad (2.19)$$

Το KF υπολογίζει αναδρομικά τη μέση τιμή και τη συνδιακύμανση της Γκαουσιανής κατανομής που περιγράφει την ύστερη πυκνότητα $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$. Αυτή αποτελεί τη βέλτιστη λύση του προβλήματος παρακολούθησης στόχου, αν ισχύουν οι περιοριστικές υποθέσεις που ορίστηκαν αρχικά. Αυτό μάλιστα σημαίνει ότι κανείς αλγόριθμος δεν μπορεί να αποδώσει καλύτερα από το KF για γραμμικά συστήματα που περιγράφονται από Γκαουσιανές κατανομές. Στις περιπτώσεις όμως που δεν ικανοποιούνται οι συνθήκες για το KF, τότε χρειάζεται να χρησιμοποιήσουμε υπο-βέλτιστες μεθόδους, όπως τα Φίλτρα Σωματιδίων που θα περιγραφούν στη συνέχεια, τα οποία είναι κατάλληλα για εφαρμογές όπου τα μοντέλα είναι μη γραμμικά/μη Γκαουσιανά.

2.3 Φίλτρο Σωματιδίων - Particle Filter

Το Φίλτρο Σωματιδίων (Particle Filter - PF) είναι ένα ακολουθιακό (Monte Carlo (MC)) φίλτρο και είναι μια τεχνική για αναδρομικό Μπεϋζιανό φιλτράρισμα μέσω (MC) προσομοιώσεων [85]. Η βασική ιδέα είναι η αναπαράσταση της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας από ένα σύνολο τυχαίων δειγμάτων με συσχετισμένα βάρη και τον υπολογισμό των εκτιμήσεων μέσω αυτών των δειγμάτων (particles) και των βαρών. Όσο ο αριθμός των δειγμάτων γίνεται πολύ μεγάλος, τότε αυτή η (MC) τεχνική γίνεται ισοδύναμη αναπαράσταση της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας και το φίλτρο προσεγγίζει τη βέλτιστη Μπεϋσιανή εκτίμηση.

Έστω $\{\mathbf{x}_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ είναι ένα σύνολο τυχαίων δειγμάτων που χαρακτηρίζει την ύστερη πυκνότητα $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{1:k})$, όπου $\{\mathbf{x}_{0:k}^i, i = 1, \dots, N_s\}$ είναι το σύνολο των particles με συσχετισμένα βάρη $\{\omega_k^i, i = 1, \dots, N_s\}$ και $\{x_{0:k}\}$ είναι το σύνολο των διανυσμάτων κατάστασης έως την στιγμή k . Τα βάρη κανονικοποιούνται ώστε $\sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i = 1$. Τότε η ύστερη πυκνότητα τη στιγμή k μπορεί να προσεγγιστεί από τη σχέση:

$$p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \cdot \delta(\mathbf{x}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^i) \quad (2.20)$$

όπου $\delta(\cdot)$ το συναρτησιακό Dirac. Έχουμε επομένως μια διακριτή σταθμισμένη προσέγγιση της πραγματικής ύστερης πυκνότητας $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{1:k})$. Τα βάρη επιλέγονται βάσει της αρχής της δειγματοληψίας σημαντικότητας (Importance Sampling (IS)), που σημαίνει ότι τα δείγματα $\mathbf{x}_{0:k}^i$ έχουν αντληθεί από μια πυκνότητα σημαντικότητας «importance probability density function» $q(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{1:k})$ η οποία θέλουμε να είναι ανάλογη της ζητούμενης ύστερης κατανομής, άρα τα βάρη της σχέσης (2.20) ορίζονται ως η προσέγγιση:

$$\omega_k^i \propto \frac{p(\mathbf{x}_{0:k}^i | \mathbf{y}_{1:k})}{q(\mathbf{x}_{0:k}^i | \mathbf{y}_{1:k})} \quad (2.21)$$

Στην ακολουθιακή περίπτωση, σε κάθε επανάληψη τα δείγματα αποτελούν μία προσέγγιση της κατανομής $p(\mathbf{x}_{0:k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})$, ενώ θέλουμε να προσεγγίσουμε την κατανομή $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{1:k})$ με μια νέα ομάδα δειγμάτων. Αν η πυκνότητα σημαντικότητας έχει επιλεγεί με τέτοιο τρόπο, ώστε να παραγοντοποιείται:

$$q(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{1:k}) = q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{y}_{1:k}) \cdot q(\mathbf{x}_{0:k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1}) \quad (2.22)$$

τότε μπορούμε να λάβουμε δείγματα $\mathbf{x}_{0:k}^i \sim q(\mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{y}_{1:k})$, επαυξάνοντας κάθε ένα από τα υπάρχοντα δείγματα $\mathbf{x}_{0:k-1}^i \sim q(\mathbf{x}_{0:k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})$ με την νέα κατάσταση $\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{y}_{1:k})$.

Για να εξάγουμε την εξίσωση ανανέωσης των βαρών, πρώτα εκφράζουμε την κατανομή $p(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k})$ ως προς τις πιθανότητες $p(\mathbf{x}_{0:k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1})$, $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k)$, $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})$:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k}) &= \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{y}_{1:k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{y}_{1:k-1})}{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{y}_{1:k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{y}_{1:k-1})}{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})} \\ &\quad \times p(\mathbf{x}_{0:k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1}) \end{aligned} \quad (2.23)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})}{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})} \times p(\mathbf{x}_{0:k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1}) \\ &\propto p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{0:k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1}) \end{aligned} \quad (2.24)$$

Αντικαθιστώντας τις σχέσεις (2.22) και (2.24) στην (2.21), η ανανέωση των βαρών δίνεται με τον ακόλουθο τρόπο:

$$\begin{aligned} \omega_k^i &\propto \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^i) \cdot p(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i) \cdot p(\mathbf{x}_{0:k-1}^i|\mathbf{y}_{1:k-1})}{q(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{y}_{1:k}) \cdot q(\mathbf{x}_{0:k-1}^i|\mathbf{y}_{1:k-1})} \\ &= \omega_{k-1}^i \cdot \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^i) \cdot p(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{y}_{1:k})} \end{aligned} \quad (2.25)$$

Επιπλέον, αν $q(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{y}_{1:k}) = q(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)$, τότε η πυκνότητα σημαντικότητας γίνεται μόνο εξαρτημένη από τα \mathbf{x}_{k-1} και \mathbf{y}_k . Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο στην κοινή περίπτωση, όπου απαιτείται η φιλτραρισμένη εκτίμηση του $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ κάθε χρονική στιγμή. Τότε, χρειάζεται να αποθηκεύονται μόνο τα \mathbf{x}_k^i , ενώ δεν χρειάζονται τα $\mathbf{x}_{0:k-1}^i$ και το ιστορικό των παρατηρήσεων $\mathbf{y}_{1:k-1}$. Τα τροποποιημένα βάρη υπολογίζονται έτσι από τη σχέση:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \cdot \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^i) \cdot p(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)} \quad (2.26)$$

και η φιλτραρισμένη ύστερη πυκνότητα $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ μπορεί να προσεγγιστεί από:

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k}) \propto \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \cdot \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (2.27)$$

όπου τα βάρη ω_k^i δίνονται από τη σχέση (2.26). Αποδεικνύεται ότι καθώς $N_s \rightarrow \infty$, η προσέγγιση (2.27) πλησιάζει την ύστερη πυκνότητα πιθανότητας $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$. Η εφαρμογή αυτή του PF καλείται Sequential Importance Sampling PF (SIS-PF).

2.3.1 Πρόβλημα Εκφυλισμού

Ένα κοινό πρόβλημα του SIS-PF είναι το φαινόμενο του εκφυλισμού, το οποίο εμφανίζεται όταν έπειτα από κάποιες επαναλήψεις όλα τα particles έχουν αποκτήσει αμελητέο μέγεθος εκτός από ένα particle του δείγματος. Έχει δειχθεί στο [86] ότι η διακύμανση των βαρών σημαντικότητας μπορεί μόνο να αυξάνεται με το χρόνο, άρα είναι αδύνατο να αποφευχθεί το πρόβλημα του εκφυλισμού. Το φαινόμενο αυτό αναφέρεται στο γεγονός ότι αφιερώνεται μεγάλη υπολογιστική προσπάθεια για την ανανέωση particles των οποίων η συμβολή στον υπολογισμό της προσέγγισης της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ είναι σχεδόν μηδενική. Ένα κατάλληλο

μέτρο εκφυλισμού του αλγορίθμου είναι το αποτελεσματικό μέγεθος δείγματος N_e , το οποίο ορίζεται ως εξής:

$$N_e = \frac{N_s}{1 + \text{Var}(\omega_k^{*i})} \quad (2.28)$$

όπου το $\omega_k^{*i} = p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{y}_{1:k}) / q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, y_k)$ καλείται "πραγματικό βάρος". Ωστόσο αυτό δεν μπορεί να εκτιμηθεί επακριβώς, επομένως υπολογίζουμε μια εκτίμηση \hat{N}_e :

$$\hat{N}_e = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^2} \quad (2.29)$$

όπου το ω_k^i είναι το κανονικοποιημένο βάρος που δίνεται από τη σχέση (2.25). Από τη χρήση του αποτελεσματικού μεγέθους δείγματος προκύπτει ότι αν το $N_e \leq N_s$ και η τιμή του N_e είναι μικρή τότε υπάρχει σοβαρός εκφυλισμός. Σαφώς ο εκφυλισμός των particles είναι ένα ανεπιθύμητο πρόβλημα και επιλογή ενός αρκετά μεγάλου δείγματος N_s οδηγεί σε άλλα προβλήματα. Επομένως, για την αντιμετώπιση του φαινομένου του εκφυλισμού χρησιμοποιούνται συνήθως δύο μέθοδοι, α) καλή επιλογή της πιθανοφάνειας σημαντικότητας, β) η επαναδειγματοληψία.

(α) *Καλή επιλογή της πιθανοφάνειας σημαντικότητας* Η πρώτη μέθοδος αντιμετώπισης του εκφυλισμού σχετίζεται με την καλή επιλογή της πιθανοφάνειας σημαντικότητας $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)$ για την ελαχιστοποίηση της διακύμανσης των βαρών $\text{Var}(\omega_k^{*i})$ ώστε η ποσότητα N_e να μεγιστοποιηθεί. Έχειδειχθεί [86] ότι η βέλτιστη πιθανοφάνεια σημαντικότητας, που ελαχιστοποιεί την διακύμανση των πραγματικών βαρών ω_k^{*i} , δεδομένων των \mathbf{x}_{k-1}^i και \mathbf{y}_k είναι:

$$\begin{aligned} q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)_{opt} &= p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k) \\ &= \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k-1}^i) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)} \end{aligned} \quad (2.30)$$

Αντικαθιστώντας την (2.30) στην (2.25) προκύπτει η σχέση:

$$\begin{aligned} \omega_k^i &\propto \omega_{k-1}^i \cdot p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i) \\ &= \omega_{k-1}^i \int p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^j) p(\mathbf{x}_k^j | \mathbf{x}_{k-1}^i) d\mathbf{x}_k^j. \end{aligned} \quad (2.31)$$

Αυτή η επιλογή πυκνότητας σημαντικότητας είναι η βέλτιστη αφού για \mathbf{x}_{k-1}^i , το βάρος ω_k^i λαμβάνει την ίδια τιμή, ανεξαρτήτως του δείγματος που μπορεί να ληφθεί από την κατανομή $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)_{opt}$. Αυτό σημαίνει ότι, δεδομένου του \mathbf{x}_{k-1}^i , η μεταβλητότητα των βαρών είναι μηδενική, δηλαδή η μεταβλητότητα των διαφορών ω_k^i από διαφορετικά δείγματα \mathbf{x}_k^i . Ωστόσο δύο προβλήματα της επιλογής της βέλτιστης πιθανοφάνειας σημαντικότητας είναι ότι πρέπει να λάβουμε δείγματα από την κατανομή $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)$ και ότι πρέπει να υπολογίζεται σε κάθε βήμα το ολοκλήρωμα της σχέσης (2.31), προβλήματα τα οποία δεν είναι επιλύσιμα με ευθύ τρόπο.

(β) *Καλή επιλογή της πιθανοφάνειας σημαντικότητας* Η άλλη μέθοδος με την οποία μπορούμε να εξαλείψουμε τα προβλήματα εκφυλισμού είναι η επαναδειγματοληψία δειγμάτων κάθε φορά που παρατηρείται σημαντικός εκφυλισμός, δηλαδή όποτε η τιμή N_e είναι μικρότερο από ένα κατώφλι N_T . Η βασική ιδέα της επαναδειγματοληψίας είναι η εξαίρεση των particles που έχουν μικρό βάρος και

να αντικατασταθούν με αυτά που έχουν μεγάλο βάρος. Η διαδικασία περιλαμβάνει την δημιουργία νέου συνόλου δειγμάτων $\{\mathbf{x}_k^{i*}\}$ επαναδειγματοληπώντας (με αντικατάσταση) N_s φορές από μια προσεγγιστική διακριτή αναπαράσταση της πυκνότητας $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ που δίνεται από τη σχέση:

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (2.32)$$

έτσι ώστε η πιθανότητα $Pr(\mathbf{x}_k^{i*} = \mathbf{x}_k^i) = \omega_k^i$. Το τελικό δείγμα είναι ουσιαστικά ανεξάρτητες και όμοια κατανεμημένες τυχαίες μεταβλητές της διακριτής πυκνότητας (2.32). Άρα, τα βάρη τίθενται ίσα με $\omega_k^i = 1/N_s$.

2.3.2 Ακολουθιακή Επαναδειγματοληψία Σημαντικότητας (Sequential Importance Resampling - SIR)

Το SIR φίλτρο είναι μια Monte Carlo μέθοδος που μπορεί να εφαρμοστεί σε επαναληπτικά μπεϋζιανά προβλήματα φιλτραρίσματος. Οι υποθέσεις που πρέπει να ικανοποιούνται είναι πολύ χαλαρές. Τα δυναμικά μοντέλα (2.1) και (2.2) πρέπει να είναι γνωστά, ενώ θα πρέπει να μπορούμε να λάβουμε δείγματα από τις κατανομές του θορύβου W_{k-1} και από την πρότερη πυκνότητα πιθανότητας. Τέλος, η συνάρτηση της πιθανοφάνειας $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k)$ πρέπει να μπορεί να υπολογιστεί σημειακά (pointwise evaluation) έστω και μέχρι την αναλογικότητα. Ο αλγόριθμος SIR μπορεί εύκολα να προκύψει από τον SIS με την κατάλληλη επιλογή της πιθανοφάνειας σημαντικότητας $q(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)$ ώστε να είναι ίση με την πρότερη πυκνότητα πιθανότητας $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^i)$ και με την εισαγωγή της επαναδειγματοληψίας σε κάθε χρονική στιγμή. Με την επιλογή της πιθανοφάνειας σημαντικότητας να είναι ίση με την πρότερη πυκνότητα $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^i)$, εννοείται ότι λαμβάνουμε δείγματα $\mathbf{x}_k^i \sim p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^i)$, που μπορεί να υπολογιστεί λαμβάνοντας πρώτα δείγμα από την κατανομή θορύβου $W_{k-1}^i \sim p(W_{k-1})$ και έπειτα υπολογίζεται η σχέση $\mathbf{x}_k^i = f_k(\mathbf{x}_{k-1}^i, W_{k-1}^i)$. Με αυτήν την επιλογή της πιθανοφάνειας σημαντικότητας τότε τα βάρη μπορούν να προκύψουν από τη σχέση:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^i) \quad (2.33)$$

Όμως εφόσον η επαναδειγματοληψία εφαρμόζεται κάθε χρονική στιγμή και λαμβάνουμε $\omega_{k-1}^i = 1/N_s \forall i$, επομένως η σχέση (2.33) απλοποιείται σε: $\omega_k^i \propto p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^i)$

Επειδή η πιθανοφάνεια σημαντικότητας για το φίλτρο SIR είναι ανεξάρτητη των μετρήσεων, εξαιρετικά το χώρο καταστάσεων χωρίς γνώση των μετρήσεων. Επομένως, αυτό το φίλτρο μπορεί να αποδειχθεί αναποτελεσματικό και ευαίσθητο σε ακραίες καταστάσεις. Επιπλέον, εφόσον η επαναδειγματοληψία εφαρμόζεται σε κάθε επανάληψη, αυτό μπορεί να οδηγήσει σε γρήγορη απώλεια της ποικιλία των particles. Ωστόσο, η μέθοδος SIR έχει το πλεονέκτημα ότι τα βάρη σημαντικότητας μπορούν εύκολα να υπολογιστούν και μπορούμε εύκολα να λάβουμε δείγματα από την πυκνότητα σημαντικότητας.

Στα πλαίσια της παρούσας διατριβής, χρησιμοποιήθηκαν τα προαναφερθέντα στοχαστικά φίλτρα σε συνδυασμό με μοντέλα μηχανικής μάθησης για την αποτελεσματικότερη παρακολούθηση του ανθρώπου. Συγκεκριμένα στα ακόλουθα κεφάλαια, θα αναλύσουμε όλες τις μεθοδολογίες και επεκτάσεις που αναπτύχθηκαν στη βάση της στοχαστικής εκτίμησης τόσο με φίλτρα Κάλμαν, όσο και με Particle Filters.

□

Κεφάλαιο 3

Μεθοδολογίες Παρακολούθησης Ποδιών Ανθρώπου κατά τη Βάδιση

Στο κεφάλαιο αυτό ορίζεται μαθηματικά το πρόβλημα της παρακολούθησης των ποδιών του χρήστη της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης του Σχήματος 1.3. Περιγράφονται οι μεθοδολογίες παρακολούθησης που αναπτύχθηκαν στο πλαίσιο της επίλυσης του προβλήματος αυτού ώστε να φτάσουμε στην δημιουργία ενός συστήματος ακριβούς παρακολούθησης των ποδιών του χρήστη της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης βάδισης χρησιμοποιώντας δεδομένα που καταγράφονται από τον αισθητήρα laser που είναι τοποθετημένος πάνω στην ρομποτική πλατφόρμα.

3.1 Μαθηματική Περιγραφή Προβλήματος

Το πρόβλημα της παρακολούθησης των ποδιών του χρήστη ενός έξυπνου ρομποτικού περιπατητήρα έγκειται στην εκτίμηση κάθε χρονική στιγμή της κινηματικής κατάστασης των ποδιών, ανεξάρτητα από το εάν υπάρχει περιβαλλοντικός θόρυβος στα δεδομένα είτε περιπτώσεις αποκρύψεων δεδομένων. Έστω \mathbf{x}_k^f η κατάσταση κάθε ποδιού, όπου $f \in \{\text{left}, \text{right}\}$ ο δείκτης αριστερού/δεξιού ποδιού για κάθε χρονική στιγμή k . Ο χώρος κατάστασης αποτελείται από το διάνυσμα των καρτεσιανών συντεταγμένων των θέσεων των ποδιών $\mathbf{p}_k^f = [x \ y]^T$ και του αντίστοιχου διανύσματος ταχυτήτων $\mathbf{v}_k^f = [v_x \ v_y]^T$. Άρα, το διάνυσμα κατάστασης για το f πόδι συμβολίζεται ως:

$$\mathbf{x}_k^f = [\mathbf{p}_k^{fT} \ \mathbf{v}_k^{fT}]^T \quad (3.1)$$

Το πρόβλημα της παρακολούθησης στοχεύει στην επαναληπτική εκτίμηση της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας της κατάστασης και περιλαμβάνει:

1. το στάδιο πρόβλεψης $p(\mathbf{x}_k^f | \mathbf{x}_{k-1}^f)$, όπου η κατάσταση διαδίδεται χρονικά σύμφωνα με το δυναμικό μοντέλο, δηλαδή μια πυκνότητα πιθανότητας που ορίζει την χρονική εξέλιξη της κατάστασης από την εξίσωση μετάβασης κατάστασης:

$$\mathbf{x}_k^f = g_k^f(\mathbf{x}_{k-1}^f, \mathbf{W}_{k-1}^f) \quad (3.2)$$

όπου η g_k^f είναι μια πιθανώς μη-γραμμική συνάρτηση που περιγράφει το δυναμικό μοντέλο κίνησης του f ποδιού και \mathbf{W}_{k-1}^f είναι ο θόρυβος επεξεργασίας μοντελοποιημένος ως λευκή Γκαουσιανή κατανομή με συνδιακύμανση $\Sigma_{\mathbf{W}_{k-1}^f}$.

2. το στάδιο διόρθωσης, όπου η εκτίμηση της κατάστασης διορθώνεται με βάση κάποιες μετρήσεις y_k . Οι παρατηρήσεις προέρχονται από έναν αισθητήρα LRF ο οποίος είναι τοποθετημένος στην αρχή των αξόνων και περιλαμβάνουν μετρήσεις από τα πόδια του χρήστη όσο και από τον περιβάλλοντα χώρο. Οι παρατηρήσεις που σχετίζονται με κάθε πόδι δίνονται από το μοντέλο παρατήρησης:

$$\mathbf{y}_k^f = h_k^f(\mathbf{x}_k^f, \mathbf{V}_k^f) \quad (3.3)$$

όπου h_k^f είναι μια πιθανώς μη γραμμική εξίσωση και το \mathbf{V}_k^f είναι ένα διάνυσμα θορύβου των μετρήσεων με ανεξάρτητα και πανομοιότυπα κατανεμημένα στοιχεία.

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος της παρακολούθησης των ανθρώπινων ποδιών αναπτύχθηκαν και παρουσιάζονται στην συνέχεια τρεις μέθοδοι. Πρώτη μέθοδος: μια βασική μέθοδος παρακολούθησης που χρησιμοποιεί Kalman Filter για την εκτίμηση των καταστάσεων και των δύο ποδιών και K-means συσταδοποίηση για την ανίχνευση των ποδιών από τις παρατηρήσεις. Δεύτερη μέθοδος: δύο SIR-PFs για την παρακολούθηση των ποδιών ξεχωριστά (χωρίς πιθανοτική συσχέτιση μεταξύ τους). Τρίτη μέθοδος: η μεθοδολογία PDA-PF, όπου θεωρούμε ότι το πρόβλημα της παρακολούθησης των ποδιών ανάγεται σε πρόβλημα παρακολούθησης αλληλεπιδρώντων στόχων. Οι αντίστοιχες μεθοδολογίες περιγράφονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες.

3.2 Παρακολούθηση με Φίλτρο Kalman και K-means συσταδοποίησης

Αυτή η μέθοδος είναι ένα επαναληπτικό σύστημα με μια ουσιαστική αλληλεπίδραση μεταξύ των σταδίων εντοπισμού και παρακολούθησης των ποδιών του χρήστη χρησιμοποιώντας ένα Kalman Filter, όπως ορίστηκαν στην ενότητα 2.2. Πιο συγκεκριμένα, η μεθοδολογία αυτή χρησιμοποιεί K-means [87] συσταδοποίηση και Kalman Filter για την εκτίμηση των κεντρικών θέσεων και ταχυτήτων του αριστερού και δεξιού ποδιού του χρήστη κατά μήκος των αξόνων, και έχει περιγραφεί στην εργασία μας [76].

Το διάνυσμα κατάστασης περιλαμβάνει 8 μεταβλητές:

$$\mathbf{x}_k = \left[\mathbf{p}_k^{leftT} \quad \mathbf{p}_k^{rightT} \quad \mathbf{v}_k^{leftT} \quad \mathbf{p}_k^{rightT} \right]^T \quad (3.4)$$

όπως αυτά ορίστηκαν στην Ενότητα 3.1, όπου $\mathbf{p}_k^f, \mathbf{v}_k^f$ ορίζονται στη σχέση (3.1). Για το μοντέλο κίνησης, θεωρούμε τα πόδια ως δυναμικά σημεία και χρησιμοποιούμε την επιτάχυνσή τους ως είσοδο ελέγχου. Εφόσον δεν μπορούμε να έχουμε άμεση επίδραση στην επιτάχυνση (παράγεται από τον χρήστη), αλλά και ελλείπει μετρήσεών της, θεωρούμε ότι η επιτάχυνση είναι ο θόρυβος διαδικασίας. Στην παρούσα μεθοδολογία, θεωρούμε ότι η επιτάχυνση βάρδισης διατηρεί τα ίδια στατιστικά χαρακτηριστικά καθ'όλη τη διάρκεια της βάρδισης.

Χρησιμοποιούμε δε τις βασικές συναρτήσεις του Kalman Filter, ορίζοντας το γραμμικό δυναμικό μοντέλο της κίνησης των ποδιών ως:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{W}_k \quad (3.5)$$

για κάθε χρονική στιγμή k , όπου \mathbf{x}_k είναι το διάνυσμα κατάστασης, \mathbf{u}_k είναι το διάνυσμα εισόδου, A είναι η μήτρα μετάβασης κατάστασης (state transition matrix), B είναι η μήτρα εισόδου και \mathbf{W}_k είναι ο θόρυβος επεξεργασίας, περιγραφόμενος ως κανονική κατανομή $p(\mathbf{W}_k) \sim \mathcal{N}(0, Q)$, όπου Q η μήτρα συνδιακύμανσης του θορύβου επεξεργασίας.

Το διάνυσμα παρατηρήσεων \mathbf{y}_k της πραγματικής κατάστασης ανανεώνεται με βάση την εξίσωση παρατήρησης:

$$\mathbf{y}_k = H\mathbf{x}_k + \mathbf{V}_k \quad (3.6)$$

όπου H η μήτρα παρατηρήσεων, η οποία προβάλλει τον πραγματικό χώρο καταστάσεων στο χώρο παρατηρήσεων, και \mathbf{V}_k είναι ο θόρυβος παρατηρήσεων, με κανονική κατανομή $p(\mathbf{V}_k) \sim \mathcal{N}(0, R)$, όπου R η μήτρα συνδιακύμανσης του θορύβου παρατηρήσεων. Οι μήτρες συνδιακύμανσης των αντίστοιχων θορύβων Q, R του φίλτρου περιγράφονται παρακάτω.

Η μήτρα μεταβάσεων καταστάσεων A κωδικοποιεί την κινηματική της κίνησης των ποδιών, η μήτρα εισόδου B εισάγει την επίδραση της επιτάχυνσης στη θέση και ταχύτητα των ποδιών κατά μήκος των αξόνων, ενώ η μήτρα παρατηρήσεων H δηλώνει ότι οι μόνες παρατηρήσιμες παράμετροι είναι οι θέσεις των ποδιών. Οι ανωτέρω μήτρες λαμβάνουν την ακόλουθη μορφή αντιστοίχως:

$$A = \begin{bmatrix} I_4 & A_1 \\ \emptyset_4 & I_4 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} \quad H = [I_4 \quad \emptyset_4] \quad (3.7)$$

όπου $A_1 = \Delta T \cdot I_4$, $B_1 = (\Delta T^2/2) \cdot I_4$, $B_2 = \Delta T \cdot I_4$, I_4 είναι ένας 4×4 ταυτοτικός πίνακας, \emptyset_4 είναι ένας 4×4 μηδενικός πίνακας και ΔT είναι το χρονικό διάστημα μεταξύ δύο διαδοχικών χρονικών στιγμιοτύπων σάρωσης του laser.

Έχουμε μοντελοποιήσει την επιτάχυνση ως μια τυχαία μεταβλητή που ακολουθεί μια μηδενικής μέσης τιμής κανονική κατανομή. Η κανονική κατανομή της επιτάχυνσης $\mathcal{N}(0, C)$ ορίστηκε πειραματικά και περιγράφει την αβεβαιότητα της επιτάχυνσης κατά τη διάρκεια της βάρδισης. Ο πίνακας συνδιακύμανσης C είναι ένας 4×4 διαγώνιος πίνακας με διαγώνια στοιχεία $\sigma_{a_x^L}^2, \sigma_{a_y^L}^2, \sigma_{a_x^R}^2, \sigma_{a_y^R}^2$, τα οποία είναι οι διακυμάνσεις των επιταχύνσεων των ποδιών κατά μήκος των αξόνων. Η επιτάχυνση επηρεάζει το μοντέλο ως θόρυβος. Εφόσον χρησιμοποιούμε την μεταβλητότητα της εισόδου του συστήματος μέσω του πίνακα C για να ορίσουμε τον θόρυβο επεξεργασίας, ο πίνακας Q υπολογίζεται από τη σχέση: $Q = B \cdot C \cdot B^T$. Οι τυπικές αποκλίσεις του διανύσματος θορύβου μετρήσεων \mathbf{V}_k κατά μήκος των αξόνων είναι $V_{x_k}^2$ και $V_{y_k}^2$ και για τα δύο πόδια, τα οποία είναι τα διαγώνια στοιχεία του 4×4 διαγώνιου πίνακα R .

Η φάση εντοπισμού των ποδιών παρέχει στο Kalman Filter το διάνυσμα παρατηρήσεων \mathbf{y}_k με τον ακόλουθο τρόπο. Σε κάθε χρονική στιγμή, τα ακατέργαστα δεδομένα που παρέχονται σε πολικές συντεταγμένες μετατρέπονται σε καρτεσιανές. Στη φάση προ-επεξεργασίας, ορίζουμε ένα παράθυρο παρατήρησης, δηλαδή μια ορθογώνια περιοχή στο επίπεδο σάρωσης του laser, στην οποία αναμένουμε να βρίσκεται ο χρήστης σε σχέση με την ρομποτική πλατφόρμα. Τη χρονική στιγμή $k = 1$, το παράθυρο παρατήρησης αρχικοποιείται με κάποιες προκαθορισμένες αρχικές διαστάσεις, ενώ τις επόμενες χρονικές στιγμές το παράθυρο προσαρμόζεται, όπως θα περιγραφεί στη συνέχεια. Χρησιμοποιούμε μια απλή μέθοδο εξαγωγής του παρασκηνίου βασισμένη σε κάποια κριτήρια κατωφλίωσης. Τα σημεία που δεν εντοπίζονται εντός του παραθύρου απορρίπτονται, ενώ τα εναπομείναντα χωρίζονται σε ομάδες σύμφωνα με τις Ευκλείδειες αποστάσεις διαδοχικών σημείων, και κάθε ομάδα σημείων αποτελεί κάποιο ανιχνευθέν αντικείμενο.

Εάν κάποια από τις ομάδες laser σημείων περιλαμβάνει λιγότερα σημεία από έναν συγκεκριμένο αριθμό, τότε απορρίπτεται. Εάν καταλήξουμε με δύο υποψήφιες ομάδες (περιπτώσεις περισσότερων ή καμιάς υποψήφιας ομάδας αναφέρονται παρακάτω) που θα μπορούσαν να αντιστοιχούν σε πόδια, αυτές χρησιμοποιούνται στα πλαίσια μιας K-means++ συσταδοποίησης [88], για να ταξινομήσουμε αριστερό και δεξί πόδι. Αντί να χρησιμοποιήσουμε το υψηλά θορυβώδες κεντροειδές της κάθε συστάδας που δίνεται από τον αλγόριθμο K-means, κάνουμε την παραδοχή ότι τα ανθρώπινα πόδια μπορούν να αναπαρασταθούν με κύκλους στο οριζόντιο επίπεδο. Επομένως, χρησιμοποιούμε μη-γραμμική προσαρμογή κύκλου με ελάχιστα τετράγωνα στις συστάδες που αντιστοιχούν στο αριστερό και στο δεξί πόδι, θεωρώντας μια σταθερή προκαθορισμένη ακτίνα, ώστε να προσεγγίσουμε τις θέσεις των κέντρων των ποδιών. Με τον τρόπο αυτό έχουμε μια καλή αναπαράσταση των ποδιών, κάτι που μπορεί να μειώσει την επίδραση των παραμορφώσεων του σχήματος των ομάδων laser σημείων. Τα ανιχνευθέντα κέντρα των ποδιών αποτελούν το διάνυσμα παρατηρήσεων y_k για το Kalman Filter.

Κάθε χρονική στιγμή, οι προβλέψεις για τις θέσεις των ποδιών από το Kalman Filter χρησιμοποιούνται σαν εισοδοί στον αλγόριθμο K-means. Γύρω από κάθε προβλεπόμενη θέση τοποθετούμε ένα μικρότερο παράθυρο σε αρχικό μέγεθος ανάλογο της επιφάνειας του κύκλου που παριστάνει τα πόδια, το οποίο αναπροσαρμόζεται επίσης, αυξάνοντας ή μειώνοντας το ανάλογο με την διακύμανση που ορίζεται από την πρότερη μήτρα συνδιακύμανσης του Kalman Filter. Από τα δύο επιμέρους παράθυρα των ποδιών, ορίζουμε ένα γενικότερο παράθυρο παρατήρησης στο επίπεδο, και τότε τα ανιχνευθέντα ακατέργαστα δεδομένα μέσα στο παράθυρο παρατήρησης είναι έτοιμα να περάσουν το στάδιο της προ-επεξεργασίας.

Οι περιπτώσεις στις οποίες το ένα πόδι αποκρύπτεται από το άλλο είτε συνυπάρχουν πόδια από άλλο άτομο μέσα στο παράθυρο παρατήρησης, μπορούν να διακόψουν ή να διαβάλλουν τη φάση εντοπισμού και να καταλήξουμε σε αδυναμία παρακολούθησης των ποδιών. Για την αντιμετώπιση περιπτώσεων απώλειας εντοπισμού παρατηρήσεων και για να μπορέσει να συνεχιστεί η φάση της παρακολούθησης, ακολουθούμε μόνο την φάση της πρόβλεψης του Kalman Filter. Επομένως, χρησιμοποιούμε το προβλεπόμενο διάνυσμα κατάστασης $\hat{x}_{k|k-1}$ και την πρότερη εκτιμώμενη μήτρα συνδιακύμανσης $P_{k|k-1}$ ως την εκτίμηση που προωθείται στο επόμενο βήμα, απορρίπτοντας όλες της μετρήσεις της χρονικής στιγμής k . Ωστόσο, αν η απώλεια εντοπισμού συνεχίσει να συμβαίνει για ένα προκαθορισμένο χρονικό διάστημα τότε επαναρχικοποιούμε τον αλγόριθμο.

3.3 Παρακολούθηση με Φίλτρα Σωματιδίων Ακολουθιακής Επαναδειγματοληψίας Σημαντικότητας (SIR-PFs)

Η μεθοδολογία αυτή περιλαμβάνει δύο PFs για την εκτίμηση της θέσης και ταχύτητας κάθε ποδιού ξεχωριστά χρησιμοποιώντας την τεχνική Φίλτρων Σωματιδίων Ακολουθιακής Επαναδειγματοληψίας Σημαντικότητας [85]. Η μέθοδος αυτή αποτελεί μια εφαρμογή της γενικής θεωρίας των PFs, όπως αυτή περιγράφηκε στην ενότητα §2.3 (δεν γίνεται χρήση πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων).

3.3.1 Αρχικοποίηση

Ένα σύνολο από N_s particles για κάθε πόδι αρχικοποιούνται για την χρονική στιγμή $k = 1$. Ο χώρος κατάστασης κάθε particle είναι ίδιος με τον χώρο κατάστασης κάθε ποδιού, δηλαδή περιλαμβάνει τις παραμέτρους της θέσης και της ταχύτητας του $i^{\text{στου}}$ particle, για $i = 1, \dots, N_s$, σύμφωνα με τον ορισμό του διανύσματος κατάστασης από τη σχέση (3.1), οπότε το διάνυσμα κατάστασης των particles είναι:

$$\mathbf{x}_k^{f,i} = [\mathbf{p}_k^{f,i} \quad \mathbf{v}_k^{f,i}]^T = [x \quad y \quad v_x \quad v_y]^T \quad (3.8)$$

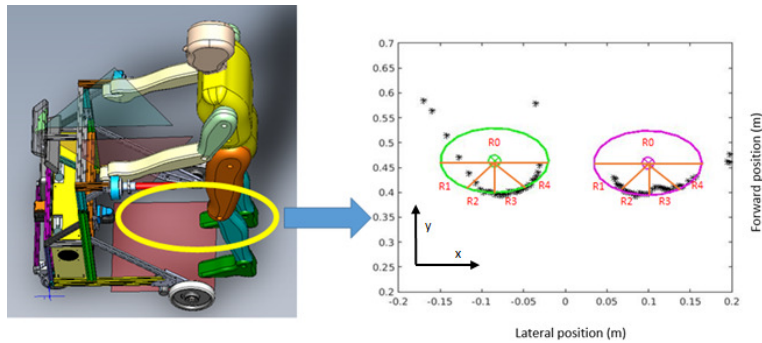
Οι θέσεις των particles $\mathbf{p}_k^{f,i}$ αρχικοποιούνται ώστε να είναι ίσες με την αρχική θέση των ποδιών σε σχέση με τη ρομποτική πλατφόρμα. Κατά την αρχικοποίηση, ορίζουμε ένα αρχικό προκαθορισμένων διαστάσεων παράθυρο παρατήρησης στο επίπεδο. Μόνο τα σημεία laser που εμπίπτουν εντός του παραθύρου παρατήρησης θεωρούνται ως δυνατές παρατηρήσεις των ποδιών. Φιλτράρουμε τα σημεία σύμφωνα με κάποια σημεία κατωφλίωσης και εφαρμόζουμε μια αρχική K-means συσταδοποίηση για τον καθορισμό των συστάδων σημείων του αριστερού και δεξιού ποδιού. Έπειτα εφαρμόζουμε μη-γραμμική προσαρμογή κύκλου σταθερής ακτίνας με ελάχιστα τετράγωνα στις συστάδες που αντιστοιχούν στα πόδια για τον υπολογισμό των θέσεων των κέντρων των ποδιών. Κάνουμε ξανά την παραδοχή ότι το σχήμα των ποδιών στο επίπεδο βάδισης προσομοιάζουν με κύκλο. Τα ανιχνευθέντα κέντρα των ποδιών θα αρχικοποιήσουν τα διανύσματα θέσεως $\mathbf{p}_k^{f,i}$ των particles. Τα διανύσματα ταχυτήτων $\mathbf{v}_k^{f,i}$ των particles αρχικοποιούνται με την άντληση N_s δειγμάτων από ένα Μοντέλο Μίγματος Γκαουσιανών κατανομών (GMM) [87] μηδενικής μέσης τιμής. Υποθέτουμε ότι τα πόδια είναι ακίνητα μπροστά στην πλατφόρμα κατά την αρχικοποίηση. Επομένως, τα particles κάθε ποδιού αρχικοποιούνται στην ίδια θέση αλλά με διαφορετικές αρχικές ταχύτητες.

Τα βάρη $\omega_k^{f,i}$ των particles κάθε ποδιού αρχικοποιούνται ώστε να είναι ίσα με: $1/N_s$, όπου $i = 1, \dots, N_s$. Η αρχική ύστερη εκτίμηση προσεγγίζεται από το ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα MMSE που δίνεται από τη σχέση (2.5), άρα η ύστερη εκτίμηση της κατάστασης κάθε ποδιού τη στιγμή k είναι \mathbf{x}_k^f , όπως ορίζεται στη σχέση (3.1).

3.3.2 Χρονική Διάδοση των Particles

Σε κάθε χρονική στιγμή $k = 2, \dots, T$ (όπου T δηλώνει το συνολικό χρόνο παρακολούθησης), η κατάσταση των particles εξελίσσεται χρονικά χρησιμοποιώντας το ακόλουθο κινηματικό μοντέλο. Αντλούμε νέα δείγματα ταχυτήτων για τα particles κάθε ποδιού από ένα GMM δύο μιγμάτων. Έχουμε εκπαιδεύσει δύο GMMs, τα οποία περιγράφουν τις ταχύτητες των ποδιών αντίστοιχα κατά μήκος των αξόνων. Η διαφοροποίηση σε σχέση με την κοινή πρακτική, είναι το γεγονός ότι τα εκτιμώμενα διανύσματα ταχύτητας \mathbf{v}_{k-1}^f για την χρονική στιγμή $k - 1$ χρησιμοποιούνται ως μέση τιμή για το αντίστοιχο GMM ταχύτητας για την άντληση νέων δειγμάτων. Συνεπώς, οι ταχύτητες των particles ξεκινούν από την εκτιμώμενη ταχύτητα \mathbf{v}_{k-1}^f της χρονικής στιγμής $k - 1$ και εξαπλώνονται με βάση τη μεταβλητότητα που υποβάλλουν τα μίγματα κατανομών των αντίστοιχων GMMs. Έστω $\mathbf{v}_k^{f,i}$ η ταχύτητα του $i^{\text{στου}}$ δείγματος ταχύτητας που αντλήθηκε από το αντίστοιχο GMMs για τη χρονική στιγμή k . Επομένως, η θέση του i -particle διαδίδεται χρονικά σύμφωνα με την εξίσωση:

$$\mathbf{p}_k^f = \mathbf{p}_{k-1}^f + \mathbf{v}_k^{f,i} \cdot \Delta k \quad (3.9)$$



Σχήμα 3.1: Παράδειγμα της κυκλικής αναπαράστασης των ποδιών από τα σημεία laser σε σχέση με το πλαίσιο συντεταγμένων του αισθητήρα. Αριστερά: ο CAD σχεδιασμός του περιπατητήρα. Δεξιά: η αναπαράσταση των ανιχνευμένων σημείων laser με σύμβολα μαύρα άστρα, οι πράσινοι και μωβ κύκλοι παριστάνουν το δεξί και αριστερό πόδι αντίστοιχα. Οι επιγραφές $R0$, $R1$, $R2$, $R3$, $R4$ δηλώνουν τα σημεία κατάπτωσης του κύκλου σε επιμέρους περιοχές (τα όρια των περιοχών σχεδιάστηκαν με πορτοκαλί γραμμές) βάση των οποίων υπολογίζεται η πιθανοφάνεια παρατηρήσεων για το σύστημα παρακολούθησης με PF.

3.3.3 Ανανέωση Βαρών & Υπολογισμός Πιθανοφάνειας Παρατηρήσεων

Τα βάρη των particles $\omega_k^{f,i}$ πρέπει να ανανεώνονται κάθε χρονική στιγμή k σύμφωνα με τις αντίστοιχες παρατηρήσεις y_k , μέσω του υπολογισμού της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων $p(y_k | x_k^i)$, όπως περιγράφεται στην ενότητα §2.3. Οι παρατηρήσεις είναι οι καρτεσιανές συντεταγμένες των θέσεων των σημείων laser που εντοπίζονται εντός της ορθογώνιας επιφάνειας ενός παραθύρου παρατήρησης ποδιού προκαθορισμένων διαστάσεων, το οποίο κεντράρεται κάθε φορά γύρω από την εκτιμώμενη θέση του αντίστοιχου ποδιού για την χρονική στιγμή $k - 1$. Θεωρούμε ότι κάθε particle είναι ένα πιθανό κέντρο ποδιού και ως εκ τούτου αναμένουμε ότι οι παρατηρήσεις θα βρίσκονται σε μια κυκλική περιφέρεια γύρω από αυτό το κέντρο. Επομένως, η πιθανοφάνεια παρατηρήσεων που θα δώσει και τα βάρη στα particles υπολογίζεται με βάση τους παράγοντες που περιγράφονται παρακάτω.

1. Η κατανομή των σημείων laser που εντοπίζονται πάνω σε κυκλική περιφέρεια δεδομένου του αντίστοιχου κέντρου (δηλ. του αντίστοιχου particle): Στο Σχήμα 5.2 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα της κυκλικής αναπαράστασης των ποδιών από τα σημεία laser όπως φαίνονται σε σχέση με τον αισθητήρα laser. Στα δεξιά του σχήματος απεικονίζονται τα εντοπισμένα σημεία laser που αναπαρίστανται με μαύρα αστέρια, ενώ οι πράσινοι και μωβ κύκλοι αποτελούν την κυκλική αναπαράσταση του δεξιού και αριστερού ποδιού αντίστοιχα σε σχέση με τον αισθητήρα laser. Οι ετικέτες $R0$, $R1$, $R2$, $R3$, $R4$ αναπαριστούν μια κατάπτωση του κύκλου σε περιοχές (τα όρια των περιοχών αυτών απεικονίζονται με πορτοκαλί γραμμές στο σχήμα), με βάση τις οποίες έχουμε υπολογίσει την πυκνότητα πιθανότητας στο σύστημα παρακολούθησης με τα Particle Filters. Συγκεκριμένα, χωρίσαμε οριζόντια τον κύκλο σε δύο ημικύκλια. Τα σημεία laser του άνω ημικύκλιου $R0$ δεν συνεισφέρουν στον υπολογισμό της πιθανο-

φάνειας παρατηρήσεων. Το κάτω ημικύκλιο χωρίζεται σε τέσσερις περιοχές ($R1, \dots, R4$) ίσου γωνιακού εύρους. Σε αυτές τις περιοχές, υπολογίσαμε τις κανονικές κατανομές των Ευκλείδειων αποστάσεων των σημείων laser της κάθε περιοχής σε σχέση με το αντίστοιχο κέντρο-particle. Έστω ότι το \mathbf{d}_{R_m} είναι το διάνυσμα των ευκλείδειων αποστάσεων των σημείων laser από το αντίστοιχο κέντρο του κύκλου για την R_m περιοχή, όπου $m = 1, \dots, 4$. Επομένως, τα σημεία σε κάθε περιοχή R_m περιγράφονται με μία κανονική κατανομή των αποστάσεων από το κέντρο $\mathcal{N}(\mathbf{d}_{R_m} | \mu_{R_m}, \Sigma_{R_m})$, όπου μ_{R_m} είναι η μέση απόσταση και Σ_{R_m} είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης.

2. Το πλήθος των σημείων laser που ανήκουν στην κυκλική περιφέρεια του κάθε particle: Μέσω πειραματικών δοκιμών, ορίσαμε μια συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας με κανονικό πυρήνα, η οποία συμβολίζεται ως λ_i για κάθε particle με $i = 1, \dots, N_s$, η οποία περιγράφει την πιθανοφάνεια του αριθμού των σημείων laser που ανιχνεύονται πάνω στην κυκλική επιφάνεια να είναι ικανά να αναπαραστήσουν ένα πόδι ως προς το i^{th} particle.

Επομένως, κάθε particle μπορεί να θεωρηθεί ως πιθανό κέντρο ποδιού σε σχέση με τις παρατηρήσεις \mathbf{y}_k^f του κάθε ποδιού και υπολογίζουμε την πιθανοφάνεια παρατηρήσεων σύμφωνα με την ακόλουθη συνάρτηση:

$$p(\mathbf{y}_k^f | \mathbf{x}_k^{f,i}) = \lambda_i \cdot \sum_{m=1}^4 \pi_{R_m} \cdot \mathcal{N}(\mathbf{d}_{R_m} | \mu_{R_m}, \Sigma_{R_m}) \quad (3.10)$$

Στη συνάρτηση πιθανοφάνειας (3.10), θεωρούμε ως π_{R_m} , τα βάρη που σταθμίζουν τη σημαντικότητα της πιθανοφάνειας των τεσσάρων περιοχών, τα οποία ορίστηκαν πειραματικά έτσι ώστε οι περιοχές $R1$ & $R4$, οι οποίες εμφανίζουν συχνότερα ακραίες τιμές έχουν πιθανοφάνεια μικρότερης σημαντικότητας από τις εσωτερικές περιοχές $R2$ & $R3$. Όλες οι παράμετροι στη σχέση (3.10) έχουν καθοριστεί πειραματικά.

3.3.4 Επαναδειγματοληψία και Ύστερη Εκτίμηση

Στα πλαίσια του SIR-PF, χρησιμοποιούμε την τεχνική της συστηματικής επαναδειγματοληψίας [89], όπου αυτή απαιτείται σύμφωνα με όσα περιγράφηκαν στην ενότητα §2.3. Τέλος, η ύστερη εκτίμηση κατάστασης προσεγγίζεται με το MMSE όπως ορίστηκε στη σχέση (2.5).

3.4 Παρακολούθηση με Φίλτρα Σωματιδίων και Πιθανοτική Συσχέτιση Δεδομένων (PDA-PF)

Για ένα εύρωστο σύστημα παρακολούθησης το οποίο θα μπορεί να αντιμετωπίσει καταστάσεις αποκρύψεως δεδομένων και περιπτώσεις περιβαλλοντικού θορύβου, αναπτύξαμε μια πιο επιτηδευμένη μεθοδολογία η οποία ορίζει την χρήση δύο PFs τα οποία συνδέονται πιθανοτικά μέσω πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων, η οποία θα ονομάζεται ως εξής PDA-PF. Στη μεθοδολογία PDA-PF χρησιμοποιούμε επίσης μια Metropolis-Hastings (MH) τεχνική επαναδειγματοληψίας [90, 91], ενώ τα στάδια αρχικοποίησης και η στρατηγική για τη χρονική διάδοση των particles είναι όμοια με αυτά που περιγράφονται στις υπο-ενότητες 3.3.1 και 3.3.2 αντίστοιχα. Στα επόμενα, θα αναλυθούν οι συνεισφορές της παρούσας μεθοδολογίας και η διαφοροποίηση της από την προηγούμενη ως προς τον υπολογισμό της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων με χρήση τώρα της τεχνικής πιθανοτικής δειγματοληψίας δεδομένων (αναφερόμενη ως

PDA), και ενός σχήματος ΜΗ επαναδειγματοληψίας [90, 92] και εκτίμησης της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας της κατάστασης των ποδιών του χρήστη της ρομποτικής πλατφόρμας.

3.4.1 Συσχέτιση δεδομένων και Υπολογισμός Πιθανοφάνειας Παρατηρήσεων

Ένας από τους βασικότερους στόχους είναι ο σωστός συσχετισμός του κάθε ποδιού με την αντίστοιχη ομάδα σημείων laser που αποτελούν το διάνυσμα παρατηρήσεων του \mathbf{y}_k^f , όπου $f = \{left, right\}$ ο δείκτης για το αριστερό/δεξί πόδι. Το πρόβλημα φυσικά είναι σύνθετο, αφού τα πόδια δεν έχουν μεμονωμένες παρατηρήσεις, αλλά συστάδες σημείων laser οι οποίες διαμορφώνουν τις παρατηρήσεις. Μάλιστα, μια συστάδα σημείων laser που αντιπροσωπεύει ένα πόδι έχει μεταβλητό αριθμό σημείων από μέτρηση σε μέτρηση, παραμορφώσιμο σχήμα και περιέχει ακραία σημεία.

Για το λόγο αυτό, εμπνευστήκαμε από τη θεωρία συσχέτισης δεδομένων [32, 93], και θεωρήσαμε ότι τα πόδια είναι δύο αλληλεπιδρόντες στόχοι και συνεπώς, εφαρμόσαμε μια τεχνική συσχέτισης δεδομένων, ώστε να συνδέσουμε κάθε πόδι με την πιο αντιπροσωπευτική συστάδα σημείων laser, αλλά και να διατηρήσουμε τη σύζευξη των ποδιών του ίδιου χρήστη. Σε αυτήν την περίπτωση λοιπόν, ορίζεται ένα παράθυρο παρατήρησης, με διαστάσεις που έχουν προκύψει πειραματικά, ώστε η επιφάνεια του παραθύρου να ταιριάζει με την επιφάνεια που καλύπτει το πόδι στο επίπεδο του laser. Το παράθυρο αυτό, σε αντίθεση με όσα περιγράφηκαν στην ενότητα 3.3.3, τίθεται γύρω από κάθε particle, έτσι ώστε κάθε ένα από τα δείγματα αυτά $\mathbf{x}_k^{f,i}$ να συσχετίζεται με μια διαφορετική συστάδα σημείων laser $\mathbf{y}_k^{f,i}$. Επειδή μάλιστα στην υλοποίησή μας η πρότερη πυκνότητα πιθανότητας της κατάστασης θεωρείται ίση με την προτεινόμενη κατανομή, τα βάρη των particles είναι ανάλογα της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων [85]:

$$\omega_k^{f,i} \propto p(\mathbf{y}_k^{f,i} | \mathbf{x}_k^{f,i}) \quad (3.11)$$

όπως προκύπτει και από την σχέση (2.21). Ωστόσο κάθε φορά που ψάχνουμε για το εν δυνάμει διάνυσμα παρατηρήσεων που αντιστοιχεί σε κάθε particle του ενός ποδιού, παράλληλα εξαιρούμε τα σημεία laser τα οποία βρίσκονται στην γειτονιά της ύστερης εκτιμώμενης κατάστασης του άλλου ποδιού από τη χρονική στιγμή $k - 1$. Με τον τρόπο αυτό, αποτρέπουμε τα particles των δύο ποδιών να συσχετισθούν με το ίδιο διάνυσμα παρατήρησης.

Για τον υπολογισμό της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων χρησιμοποιούμε τους παράγοντες που ορίστηκαν στην ενότητα 3.3.3, μόνο που τώρα το κάθε particle i σχετίζεται με μια διαφορετική συστάδα σημείων laser που αποτελεί το δικό του διάνυσμα παρατηρήσεων $\mathbf{y}_k^{f,i}$, ενώ εισάγεται και μια πιθανότητα συσχέτισης των δύο ποδιών.

Πιθανοτική Συσχέτιση των ποδιών

Στην εκτίμηση της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων λαμβάνουμε υπόψιν μας μια πιθανότητα συσχέτισης των δύο ποδιών που αναφέρεται στην Ευκλείδεια απόστασή τους, έστω δ_f . Η απόσταση αυτή ορίζεται ως η ευκλείδεια απόσταση του εκάστοτε particle του ενός ποδιού ως προς την θέση του έτερου ποδιού την χρονική στιγμή $k - 1$. Αντιμετωπίζουμε τα πόδια ως δύο αλληλεπιδρόντες στόχους και συνεπώς εισάγουμε μια πιθανότητα συσχέτισης β_i , η οποία μοντελοποιείται από μία Γάμμα κατανομή:

$$\beta_i(\delta) = \frac{1}{\Gamma(\mu)} \cdot \delta^{\mu-1} \cdot e^{-\delta}, \quad 0 < \delta < \inf \quad (3.12)$$

με παράμετρο $\mu \in (0, \inf)$ Αυτή η πιθανότητα κανονικοποιεί την πιθανοφάνεια παρατηρήσεων του ενός ποδιού σε σχέση με το άλλο, μέσω της εκτίμησης της πιθανοφάνειας της ευκλείδειας απόστασης των δύο ποδιών. Η επιλογή της Γάμμα κατανομής προέκυψε έπειτα από πειραματικές δοκιμές. Στην παρούσα υλοποίηση, υπολογίσαμε πόσο πιθανή είναι η απόσταση του i -particle του ενός ποδιού σε σχέση με την ύστερη εκτίμηση θέσης του άλλου ποδιού τη στιγμή $k - 1$. Με την εισαγωγή της πιθανότητας συσχέτισης, καταφέρνουμε να ελέγξουμε τις σχετικές εκτιμώμενες θέσεις των δύο ποδιών, συμβάλλοντας καθοριστικά στην αντιμετώπιση καταστάσεων όπως η απόκρυψη δεδομένων ή το θορυβώδες περιβάλλον. Συμπεριλαμβάνοντας, λοιπόν, την πιθανότητα συσχέτισης β_i για το $i^{\sigma\tau o}$ particle, η πιθανοφάνεια παρατηρήσεων της σχέσης (3.10) μετατρέπεται στην ακόλουθη συνάρτηση:

$$p(\mathbf{y}_k^{f,i} | \mathbf{x}_k^{f,i}) = \beta_i \cdot p(\mathbf{y}_k^{f,i} | \mathbf{x}_k^{f,i}) \quad (3.13)$$

Άρα, το i βάρος ισούται με: $\omega_k^{f,i} = \omega_{k-1}^{f,i} \cdot p(\mathbf{y}_k^{f,i} | \mathbf{x}_k^{f,i})$. Ακολουθώντας όλα τα βάρη κανονικοποιούνται σε $\hat{\omega}_k^{f,i}$ για όλα τα particles $j = 1, \dots, N_s$ σύμφωνα με τη σχέση:

$$\hat{\omega}_k^{f,i} = \frac{\omega_k^{f,i}}{\sum_{j=1}^{N_s} \omega_k^{f,j}} \quad (3.14)$$

3.4.2 Metropolis-Hastings Επαναδειγματοληψία

Όπως έχει ήδη αναλυθεί στην ενότητα §2.3, ο εκφυλισμός των βαρών συμβαίνει συχνά, δηλαδή περιπτώσεις που τα περισσότερα particles έχουν απειροελάχιστα μικρά βάρη και μόνο ελάχιστα particles έχουν σημαντικά βάρη. Έχουμε προαναφέρει ότι λύση του προβλήματος αυτού είναι η χρήση της SIR στρατηγικής επαναδειγματοληψίας των βαρών των particles [85, 89], για την εξάλειψη των particles με τα υπερυψηλά βάρη και την αντίστοιχη ισοστάθμιση των βαρών του πληθυσμού των particles για την αποφυγή του εκφυλισμού. Παρόλα αυτά, αυτή η μέθοδος επαναδειγματοληψίας εισάγει ένα νέο πρόβλημα, το πρόβλημα της *πτωχοποίησης των δειγμάτων*, όπου συγκεντρώνονται πολλά αντίγραφα των particles με υψηλή πιθανοφάνεια, γεγονός που στερεί την ποικιλότητα και μεταβλητότητα του δείγματος. Για την αντιμετώπιση των προβλημάτων αυτών, αρχικά κάθε χρονική στιγμή ελέγχουμε εάν το ενεργό μέγεθος δείγματος $N_e^f = 1 / \sum_{i=1}^{N_s} \hat{\omega}_k^{f,i}$ είναι μικρότερο από το κατώφλι $N_{thr} = N_s/2$. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος της πτωχοποίησης του δείγματος καθάυτου χρησιμοποιήσαμε μία MCMC [90, 94] τεχνική επαναδειγματοληψίας, ειδικότερα ένα σχήμα MH επαναδειγματοληψίας [92]. Εάν λοιπόν χρειάζεται MH επαναδειγματοληψία, εφαρμόζουμε έναν τυχαίο περίπατο στην τρέχουσα κατάσταση των particles, παρέχοντας νέα particles $*\mathbf{x}_k^{f,i}$. Εν συνεχεία, υπολογίζουμε την πιθανοφάνεια παρατηρήσεων των νέων particles $p(\mathbf{y}_k^{f,i} | *\mathbf{x}_k^{f,i})$ σύμφωνα με τη μεθοδολογία που περιγράφηκε ανωτέρω στην Ενότητα 3.4.1, η οποία με τη σειρά της παρέχει τα νέα βάρη: $*\hat{\omega}_k^{f,i}$. Έχοντας τα παλιά ζεύγη των particles και των βαρών τους $(\mathbf{x}_k^{f,i}, \hat{\omega}_k^{f,i})$ και τα νέα ζεύγη $(*\mathbf{x}_k^{f,i}, *\hat{\omega}_k^{f,i})$, εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο MH [91].

Με τη χρήση του MH αλγορίθμου κατά την επαναδειγματοληψία, επιδιώκουμε να κάνουμε μια MCMC μετάβαση από την κατάσταση $\mathbf{x}_k^{f,i}$ στην $*\mathbf{x}_k^{f,i}$ η οποία υπάγεται σε μία πιθανότητα αποδοχής, χρησιμοποιώντας μια προτεινόμενη κατανομή $q_{MH}(\mathbf{x}_k^{f,i}, *\mathbf{x}_k^{f,i})$ η οποία επιλέγεται να είναι ίση με την πρότερη κατανομή $p(\mathbf{x}_k^{f,i})$.

Η προτεινόμενη πυκνότητα πιθανότητας περιλαμβάνει GMMs για τη θέση και την ταχύτητα των ποδιών κατά μήκος των αξόνων, τα οποία εκπαιδεύτηκαν πειραματικά. Στα πλαίσια της Μπεϋζιανής εκτίμησης, αναλύουμε την ύστερη εκτίμηση ως εξής: $p(\mathbf{x}_k^{f,i} | \mathbf{y}_k^{f,i}) \propto p(\mathbf{x}_k^{f,i}) \cdot p(\mathbf{y}_k^{f,i} | \mathbf{x}_k^{f,i})$. Με τον τρόπο αυτό η πιθανότητα μιας MCMC κίνησης $a(\mathbf{x}_k^{f,i}, * \mathbf{x}_k^{f,i})$, όπου $a(\mathbf{x}_k^{f,i}, * \mathbf{x}_k^{f,i}) \in (0, 1)$, υπολογίζεται από:

$$a(\mathbf{x}_k^{f,i}, * \mathbf{x}_k^{f,i}) = \min \left[\frac{p(\mathbf{y}_k^{f,i} | * \mathbf{x}_k^{f,i})}{p(\mathbf{y}_k^{f,i} | \mathbf{x}_k^{f,i})}, 1 \right] \quad (3.15)$$

Εφαρμόζοντας τη βασική τεχνική δειγματοληψίας αποδοχής-απόρριψης (rejection sampling), από μια ομοιόμορφη κατανομή $U(0, 1)$, αντλούμε τυχαίες μεταβλητές $c \sim U(0, 1)$. Εάν $c < a(\mathbf{x}_k^{f,i}, * \mathbf{x}_k^{f,i})$, πρέπει να αντικαταστήσουμε το $i^{\text{στο}}$ ζευγάρι $(\mathbf{x}_k^{f,i}, \hat{\omega}_k^{f,i})$ με το νέο $(* \mathbf{x}_k^{f,i}, * \hat{\omega}_k^{f,i})$.

3.4.3 Ύστερη εκτίμηση κατάστασης

Για την ύστερη εκτίμηση του διανύσματος κατάστασης $p(\mathbf{x}_k^f | \mathbf{y}_k^f)$, βρίσκουμε το particle με το υψηλότερο βάρος και με βάση αυτό συλλέγουμε τα ‘καλύτερα’ particles, δηλαδή αυτά των οποίων τα βάρη είναι μεγαλύτερα ή ίσα του 80% του μέγιστου βάρους:

$$S = \arg \max_i [\hat{\omega}_k^{f,i} \geq 0, 8 \cdot \max(\hat{\omega}_k^{f,i})] \quad (3.16)$$

όπου s είναι ο δείκτης των ‘καλύτερων’ particles, δηλαδή $s \in S \subseteq \{1, \dots, N_s\}$, όπου S είναι το σύνολο των ‘καλύτερων’ particles. Με αυτόν τρόπο έχουμε ένα δυναμικό σύστημα, το οποίο δεν λαμβάνει υπόψιν του τα particles που μπορεί να παρακολουθούν ακραία σημεία και θα μπορούσαν να ‘μολύνουν’ την ύστερη εκτίμηση, επομένως λαμβάνουμε πιο λείες εκτιμήσεις. Εν τέλει, η ύστερη εκτίμηση της κατάστασης κάθε ποδιού προσεγγίζεται από τον σταθμισμένο μέσο των ‘καλύτερων’ particles, όπου $s \in S$ ο δείκτης αυτών:

$$p(\mathbf{x}_k^f | \mathbf{y}_k^f) = \frac{\left(\sum_s \mathbf{x}_k^{f,s} \cdot \hat{\omega}_k^{f,s} \right)}{\left(\sum_s \hat{\omega}_k^{f,s} \right)} \quad (3.17)$$

□

Κεφάλαιο 4

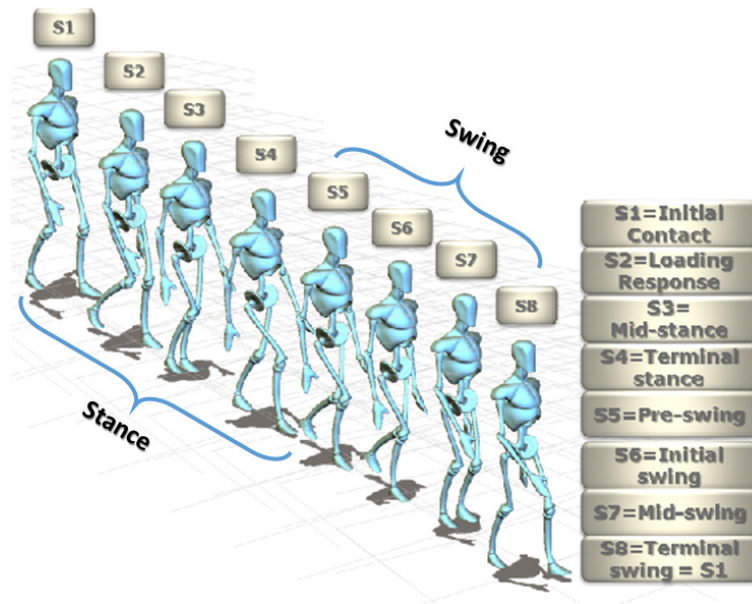
Μέθοδοι Ανάλυσης Ανθρώπινης Βάδισης

Σε αυτό το κεφάλαιο αναλύεται η θεωρία της ανθρώπινης βάδισης η οποία αποτέλεσε την έμπνευση για την ανάπτυξη ενός αυτόματου συστήματος αναγνώρισης της ανθρώπινης βάδισης και εξαγωγής παραμέτρων που χρησιμοποιούνται ευρέως σε ιατρικές διαγνώσεις. Περιγράφεται επίσης ένα ακόμα αυτόματο σύστημα ανάλυσης βάδισης με χρήση δεδομένων που συλλέχθηκαν από ένα σύστημα καταγραφής οπτικών δεικτών.

4.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο Ανάλυσης Ανθρώπινης Βάδισης

Η ανάλυση της ανθρώπινης βάδισης βασίζεται στην περιοδική κίνηση των ποδιών από τη μία θέση υποστήριξης στην επόμενη [95]. Αυτή η περιοδική κίνηση είναι η ουσία της παλινδρομικής (κυκλικής) φύσης της βάδισης και ορίζει έναν κύκλο βάδισης. Υπάρχουν δύο κύριες περίοδοι σε έναν κύκλο βάδισης [96]: (α) η στάση, όταν το ένα πόδι βρίσκεται σε επαφή με το έδαφος και (β) η αιώρηση, όταν το ίδιο πόδι δεν είναι πλέον σε επαφή με το έδαφος και εκτελεί εμπρόσθια ταλάντευση, προετοιμαζόμενο για την επόμενη επαφή του με το έδαφος. Ο κύκλος βάδισης όμως μπορεί να χωριστεί και σε επιμέρους οκτώ φάσεις, όπως φαίνεται και στο Σχ. 4.1. Αυτή η κατάτμηση φάσεων είναι ικανοποιητικά γενικευμένη ώστε να μπορεί να εφαρμοστεί στα περισσότερα είδη βάδισης, αποτελούμενη από πέντε φάσεις κατά τη διάρκεια της στάσης και τρεις κατά την αιώρηση. Οι φάσεις αυτές ορίζονται πάντα με αναφορά στο ένα εκ των δύο ποδιών (αριστερό ή δεξί), που φαίνονται στο Σχ. 4.1, είναι κατά σειρά οι ακόλουθες και περιγράφονται ως ποσοστά επί της συνολικής διάρκειας ενός κύκλου βάδισης:

1. **Initial contact** (0%) - **[IC]** - Heel strike (**HS**) Η αρχική επαφή ή αλλιώς η πρόσκρουση πτέρνας αρχικοποιεί τον κύκλο της βάδισης και σηματοδοτεί τη στιγμή κατά την οποία το κέντρο μάζας του σώματος βρίσκεται στο χαμηλότερο σημείο.
2. **Loading response** (0-10%) - **[LR]** - Foot-flat (**FF**) Η φάση φόρτωσης ή αλλιώς πατήματος του πέλματος η οποία ολοκληρώνεται όταν όλη η επιφάνεια του πέλματος ακουμπάει το έδαφος.



Σχήμα 4.1: Εσωτερικές φάσεις του φυσιολογικού ανθρώπινου κύκλου βάδισης με εμφανή τη διάκριση των περιόδων στάσης (stance)/ αιώρησης (swing).

3. **Midstance** (10-30%) - **[MS]** - Η μέση στάση συμβαίνει όταν το αιωρούμενο πόδι περνάει δίπλα από το πόδι στήριξης και το κέντρο μάζας του σώματος βρίσκεται στο υψηλότερο σημείο.
4. **Terminal stance** (30-50%) - **[TS]** - **Heel-off (HO)** Η τερματική φάση της στάσης ή αλλιώς η απογείωση πτέρνας συμβαίνει καθώς η πτέρνα χάνει την επαφή της με το έδαφος και η εκκίνηση δίνεται από τους τρικέφαλους μύες, οι οποίοι προκαλούν την κάμψη στο σημείο του αστραγάλου.
5. **Preswing** (50-60%) - **[PW]** - **Toe-off (TO)** Η προ-αιώρηση ή αλλιώς η απογείωση του πέλματος τερματίζει την περίοδο στάσης αφού το πόδι δεν είναι πλέον σε επαφή με το έδαφος.
6. **Initial Swing** (60-70%) - **[IW]** - Η αρχική αιώρηση είναι η φάση που ξεκινάει αμέσως μόλις το πόδι χάσει την επαφή του με το έδαφος και ενεργοποιεί τους μύες κάμψης των μηρών για να επιταχύνουν το πόδι προς τα εμπρός.
7. **Midswing** (70-85%) - **[MW]** - Η μέση αιώρηση περιγράφει τη φάση κατά την οποία το αιωρούμενο πόδι διέρχεται δίπλα από το πόδι στήριξης, και αντιστοιχεί στη φάση μέσης στάσης για το άλλο πόδι.
8. **Terminal swing** (85-100%) - **[TW]** - Η τελική αιώρηση είναι η φάση της επιβράδυνσης κατά την οποία οι μύες επιβραδύνουν το πόδι ώστε να σταθεροποιήσουν το πέλμα σε προετοιμασία για την νέα πρόσκρουση πτέρνας.

Για την περίπτωση της αυτοματοποιημένης ανάλυσης βάδισης που θα περιγραφεί παρακάτω, χρησιμοποιήσαμε τις επτά φάσεις βάδισης, αφού η φάση *TW* προκαλεί το αντίστοιχο ερέθισμα με τη φάση *IC* και επομένως τις αντιμετωπίζουμε ως όμοιες.

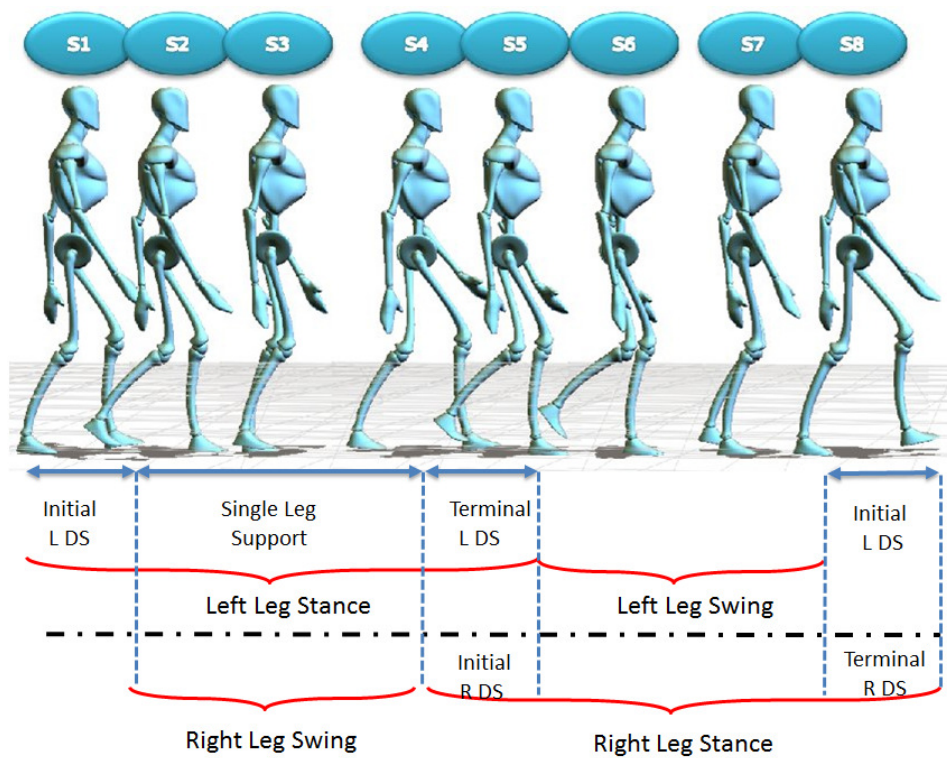
Σύμφωνα με την ανάλυση στο [96], μπορούμε εναλλακτικά να χωρίσουμε την περίοδο στάσης σε τρία επιμέρους χρονικά διαστήματα: την αρχική περίοδο διπλής στήριξης (initial Double Support, **DS**), την περίοδο μονής στήριξης, κατά την οποία το ένα μόνο άκρο βρίσκεται σε επαφή με το έδαφος, και την τελική περίοδο διπλής στήριξης, όπως φαίνεται και στο Σχ. 4.2. Η αρχική περίοδος DS ξεκινάει με την φάση αρχικής επαφής και είναι η χρονική περίοδος όπου και τα δύο πόδια είναι ταυτόχρονα σε επαφή με το έδαφος. Η περίοδος μονής στήριξης αντιστοιχεί στο χρόνο όταν το ένα πόδι είναι σε φάση στήριξης ενώ το άλλο αιωρείται. Η τελική περίοδος DS ξεκινάει με τη φάση HS του αντίθετου ποδιού και ολοκληρώνεται όταν το μέχρι πρότινος πόδι στήριξης μπει σε φάση αιώρησης.

Σε κάθε κύκλο βάρδισης μπορούμε να υπολογίσουμε συγκεκριμένες παραμέτρους με αναφορά στον αντίστοιχο κύκλο βάρδισης του αριστερού ή του δεξιού ποδιού, οι οποίες είναι χρήσιμες για την ιατρική διάγνωση συσχετιζόμενων με την βάρδιση παθολογικών καταστάσεων [57, 97]. Υπολογίζονται οι ακόλουθες χωρικές και χρονικές παράμετροι βάρδισης:

1. **μήκος διασκεψισμού (stride length):** η απόσταση που διανύουν και τα δύο πόδια σε έναν κύκλο βάρδισης,
2. **χρόνος διασκεψισμού (stride time):** η διάρκεια ενός κύκλου βάρδισης,
3. **χρόνος στάσης (stance time):** η διάρκεια της περιόδου στάσης ενός κύκλου βάρδισης,
4. **χρόνος αιώρησης (swing time):** η διάρκεια της περιόδου αιώρησης ενός κύκλου βάρδισης,
5. **μήκος αριστερού βήματος (left step length):** η απόσταση που καλύπτει ένας αριστερός βηματισμός σε έναν κύκλο βάρδισης,
6. **μήκος δεξιού βήματος (right step length):** η απόσταση που καλύπτει ένας δεξιός βηματισμός σε έναν κύκλο βάρδισης,
7. **χρόνος αριστερού βήματος (left step time):** η χρονική διάρκεια ενός αριστερού βηματισμού,
8. **χρόνος δεξιού βήματος (right step time):** η χρονική διάρκεια ενός δεξιού βηματισμού,
9. **χρόνος διπλής στήριξης (DS time):** η χρονική διάρκεια της περιόδου διπλής στήριξης,
10. **ταχύτητα βάρδισης (gait speed):** η μέση ταχύτητα βάρδισης σε έναν κύκλο βάρδισης.

4.2 Ανάλυση βάρδισης με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα από δεδομένα λείζερ

Τα χρονικά δεδομένα μπορούν να μοντελοποιηθούν με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (Hidden Markov Models, HMM) [98]. Τα HMM είναι εύκολα στο σχεδιασμό και τη χρήση τους, αλλά και στην εκπαίδευση και την βαθμολόγησή τους μέσω βέλτιστων αλγορίθμων, όπως η μέγιστη πιθανοφάνεια, η Viterbi κωδικοποίηση. Στα HMM μόνο



Σχήμα 4.2: Εναλλακτική αναπαράσταση του κύκλου ανθρώπινης βάδισης με αναφορά στις περιόδους μονής και διπλής στήριξης.



Σχήμα 4.3: Σύστημα Ανάλυσης Βάδισης με την εξαγωγή παραμέτρων με χρήση HMM.

η έξοδος του μοντέλου είναι ορατή στον παρατηρητή και οι καταστάσεις, που αντιστοιχούν σε φυσικά γεγονότα, δεν είναι παρατηρήσιμες, με άλλα λόγια είναι κρυφές [99]. Η ευελιξία των HMM τα καθιστά χρήσιμα στην εξαγωγή προτύπων σχετικών με ανθρώπινες δραστηριότητες. Πέραν από την κυρίαρχη εφαρμογή τους στην αναγνώριση φωνής [100], τα HMM χρησιμοποιούνται επίσης και σε πολυάριθμα προβλήματα αναγνώρισης προτύπων, όπως η ανάλυση βιολογικών ακολουθιών [101], η αναγνώριση χειρονομιών [102], η ανάλυση ανθρώπινης δραστηριότητας [103] και η βιομετρική αναγνώριση βάδισης [104–106]. Με τα HMM μπορούμε να επιτύχουμε ανάλυση βάδισης, αφού τα HMM μπορούν να μοντελοποιήσουν τις δυναμικές ιδιότητες της βάδισης.

Σύμφωνα με την θεωρία της ανάλυσης βάδισης, κάθε κύκλος βάδισης μπορεί να περιλαμβάνει 7 φάσεις, όπως φαίνεται στο Σχ. 4.1, αφού πρακτικά έχουμε θεωρήσει ότι η φάση TW είναι ισοδύναμο έναυσμα με τη φάση IC, οπότε θεωρούνται ταυτόσημες φάσεις. Αυτές οι 7 φάσεις μπορούν να ορίσουν τις 7 κρυφές καταστάσεις για το HMM, το οποίο ανιχνεύει τους κύκλους βάδισης και τις ενδιάμεσες φάσεις, ενώ παράλληλα HMM χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση των περιόδων DS, Σχ. 4.2.

Οι καταστάσεις των HMM για το χρόνο $t = 1, 2, \dots, T$, όπου T είναι ο συνολικός χρόνος, είναι οι τιμές των κρυφών μεταβλητών $s_t = i \in \mathbf{S}$, για $i = 1, \dots, 7$, όπου $1 \equiv IC/TW$, $2 \equiv LR$, $3 \equiv MS$, $4 \equiv TS$, $5 \equiv PW$, $6 \equiv IW$, και $7 \equiv MW$. Ως παρατηρήσεις χρησιμοποιούμε τις ύστερες εκτιμήσεις των ποδιών του χρήστη της ρομποτικής πλατφόρμας, όπως αυτές εκτιμούνται από το σύστημα παρακολούθησης ποδιών. Το Σχ. 4.3 απεικονίζει την αλληλουχία των βασικών σταδίων επεξεργασίας δεδομένων που ακολουθούνται για την εξαγωγή παραμέτρων βάδισης από HMM. Κάθε νέα χρονική στιγμή τα δεδομένα laser εισέρχονται στο σύστημα παρακολούθησης. Οι εκτιμώμενες καταστάσεις των ποδιών εισέρχονται στο προτεινόμενο HMM που αναλύεται παρακάτω. Από την χρονική κατάτμηση των κύκλων βάδισης εξαγωγή τις παραμέτρους βάδισης, οι οποίες απαιτούνται για την αξιολόγηση και τον χαρακτηρισμό της παθολογικής κατάστασης του χρήστη της ρομποτικής κινηματικής πλατφόρμας υποβοήθησης.

Οι παρατηρήσεις του HMM τη στιγμή t αναπαρίστανται με το διάνυσμα $O_t = [\mathbf{x}_L^T \ \mathbf{x}_R^T \ Dlegs]^T$, όπου \mathbf{x}_f ορίστηκε στη σχέση (3.1) και $Dlegs$ είναι η απόσταση μεταξύ των δύο ποδιών. Τα δεδομένα παρατηρήσεων μοντελοποιούνται με τη χρήση ενός GMM.

Σύμφωνα με τη θεωρία των HMM, ο πίνακας μεταβάσεων ορίζεται ως $A = \{a_{ij}\}$, όπου $a_{ij} = P[s_{t+1} = j | s_t = i]$, για $1 \leq i, j \leq M$ και M είναι το πλήθος των καταστάσεων, δηλαδή το στοιχείο (i, j) του πίνακα αναπαριστά την πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση i τη δεδομένη χρονική στιγμή στην κατάσταση j την επόμενη χρονική στιγμή. Στην φυσιολογική βάδιση οι φάσεις της βάδισης διαδέχονται η μία την επόμενη ακολουθιακά. Επομένως, το HMM του κύκλου βάδισης είναι ένα μοντέλο εξέλιξης

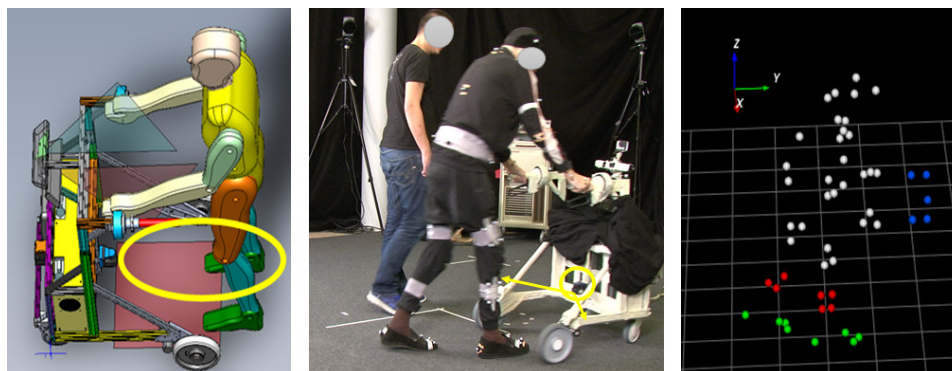
καταστάσεων από αριστερά-προς-τα-δεξιά. Αυτή η τοπολογία μοντέλου σημαίνει ότι οι μόνες δυνατές μεταβάσεις από την κατάσταση i είναι είτε να παραμείνει στην ίδια κατάσταση είτε να μεταβεί σε επόμενη κατάσταση. Ωστόσο, πρέπει να σημειωθεί ότι κατά την παθολογική βάδιση κάποιες φάσεις βάδισης παραλείπονται και επομένως η αριστερά-προς-τα-δεξιά τοπολογία επιτρέπει περισσότερες εμπρόσθιες μεταβάσεις μεταξύ των καταστάσεων $s_1 - s_4$ και $s_5 - s_7$. και μόνο μια οπίσθια μετάβαση από την κατάσταση s_7 στην s_1 για την ανίχνευση ενός νέου κύκλου βάδισης. Ο πιθανοτικός πίνακας μεταβάσεων, αλλά και οι πρότερες πιθανότητες καταστάσεων (δηλαδή το διάνυσμα των πιθανοτήτων P_{ii} ότι το σύστημα βρίσκεται στην κατάσταση i για την αρχική χρονική στιγμή t_1), εκτιμώνται χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Viterbi [99].

Η χρονική κατάτμηση των φάσεων σε κάθε αναγνωρισμένο κύκλο βάδισης χρησιμοποιείται για την εξαγωγή παραμέτρων από τα δεδομένα laser. Χρησιμοποιούμε δύο παράλληλα HMM, ένα HMM με αναφορά σε κάθε πόδι, για να αναγνωρίσουμε τους αριστερούς και δεξιούς κύκλους βάδισης. Με τον τρόπο αυτό μπορούμε να εξαγάγουμε τις ακόλουθες παραμέτρους βάδισης για κάθε πόδι όπως έχουν οριστεί και στην παράγραφο §4.1:

- **stride length**, ως την απόσταση που διένυσαν τα πόδια σε έναν κύκλο βάδισης, ο οποίος ανιχνεύεται κάθε φορά που αναγνωρίζεται εκ νέου η φάση IC,
- **stride time**: η αντίστοιχη διάρκεια του κύκλου βάδισης, δηλαδή το χρονικό διάστημα που θα αναγνωριστεί η φάση IC μέχρι την στιγμή που θα αναγνωριστεί εκ νέου η φάση IC αφού έχουν διαδεχθεί οι ενδιάμεσες φάσεις,
- **stance time**: η διάρκεια της περιόδου στάσης σε έναν κύκλο βάδισης, δηλαδή το χρονικό διάστημα μεταξύ των φάσεων **IC** και **PW** (Σχ. 4.1),
- **swing time**: η διάρκεια της περιόδου αιώρησης σε έναν κύκλο βάδισης, δηλαδή το χρονικό διάστημα μεταξύ των φάσεων **PW** και του επόμενου **IC**,
- **left step length**: η απόσταση που καλύπτει ένας αριστερός βηματισμός στον κύκλο βάδισης,
- **right step length**: η απόσταση που καλύπτει ένας δεξιός βηματισμός στον κύκλο βάδισης,
- **left step time**: η χρονική διάρκεια του αριστερού βηματισμού,
- **right step time**: η χρονική διάρκεια του δεξιού βηματισμού,
- **double support**: το χρονικό διάστημα κατά το οποίο οι αναγνωρισμένες περιόδους στάσης του αριστερού και δεξιού ποδιού επικαλύπτονται και αντιστοιχούν στις περιόδους διπλής στήριξης (Σχ. 4.2),
- **gait speed**: αποτελεί την ταχύτητα σε έναν διασκελισμό, δηλαδή υπολογίζεται ως το πηλίκο του stride length προς το stride time.

4.3 Ανάλυση Βάδισης με δεδομένα από σύστημα οπτικής καταγραφής κίνησης

Η χρήση του συστήματος οπτικής καταγραφής κίνησης VICON προέκυψε από την ανάγκη μοντελοποίησης της ανθρώπινης στάσης και κίνησης και για λόγους επαλήθευσης των μεθοδολογιών που αναπτύξαμε. Αναπτύξαμε ένα σύστημα αυτόματης

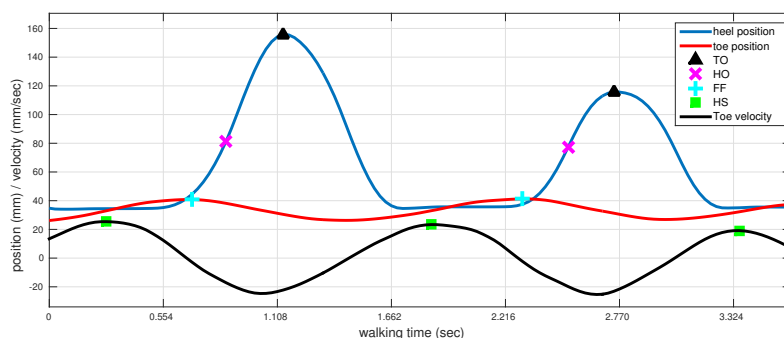


Σχήμα 4.4: Αριστερά: Μια CAD αναπαράσταση του σχηματισμού ρομποτικής πλατφόρμας-υποστηριζόμενου ανθρώπου. Μέσον: Ένα στιγμιότυπο από την πειραματική σκηνή. Ένας ασθενής με τα κανονικά του ρούχα φορά ένα σύνολο οπτικών δεικτών ενώ περπατάει με φυσική υποστήριξη ενός παθητικού τροχήλατου περιπατητήρα εξοπλισμένου με αισθητήρες για καταγραφή δεδομένων. Δεξιά: Μια αναπαράσταση των οπτικών δεικτών από το σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Οι δείκτες πτέρνας και άκρων δακτύλων σηματοδοτούνται με πράσινο, οι δείκτες των κνημών με κόκκινο και οι δείκτες του περιπατητή με μπλε.

ανίχνευσης φάσεων βάδισης από τα δεδομένα οπτικής καταγραφής κίνησης, με βάση τους αλγόριθμους που παρουσιάζονται στις εργασίες [61, 107]. Στο Σχ. 4.4 παρουσιάζεται ένα στιγμιότυπο του χώρου όπου εκτελέστηκαν τα πειράματα. Απεικονίζεται ένας ασθενής που περπατάει με φυσική υποστήριξη του περιπατητή, ενώ φοράει ένα σετ οπτικών δεικτών. Στα αριστερά της εικόνας απεικονίζεται μια CAD αναπαράσταση του σχηματισμού ρομποτικής πλατφόρμας- υποστηριζόμενου ανθρώπου, ενώ στα δεξιά απεικονίζεται μια αναπαράσταση των οπτικών δεικτών από το σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Οι δείκτες πτέρνας και άκρων δακτύλων σηματοδοτούνται με πράσινο, οι δείκτες των κνημών με κόκκινο και οι δείκτες του τροχήλατου περιπατητήρα με μπλε. Για την αυτόματη αναγνώριση των φάσεων βάδισης χρησιμοποιούμε έναν δείκτη στην πτέρνα και τρεις δείκτες στα άκρα των δακτύλων σε κάθε πόδι. Η ακόλουθη προσέγγιση αποτελεί μια μέθοδο κανόνων με χρήση κατωφλίων.

4.3.1 Προ-επεξεργασία των δεδομένων δεικτών

Παρόλο που το σύστημα καταγραφής κίνησης παρέχει τρισδιάστατη πληροφορία, λαμβάνουμε υπόψιν μόνον την κίνηση των δεικτών στην κάθετη διεύθυνση προς το επίπεδο βάδισης, δηλαδή κατά μήκος του άξονα z όπως φαίνεται και στο Σχ. 4.4. Ιδιαίτερα ενδιαφερόμαστε για την κάθετη τροχιά κίνησης των δεικτών της πτέρνας και των άκρων των δακτύλων και στην κάθετη ταχύτητα των τελευταίων. Εφαρμόζεται γραμμική παρεμβολή στα ανεπεξέργαστα δεδομένα δεικτών, για την ανάκτηση της μέγιστης δυνατής πληροφορίας από κάθε δείκτη (απώλεια πληροφορίας συμβαίνει εξαιτίας αποκρύψεων, ή λόγω ανακλάσεων των δεικτών, κ.ά.). Εν συνεχεία, επαναδειγματοληπτούμε ομοιόμορφα τις ροές δεδομένων, έτσι ώστε να συγχρονίσουμε τον ρυθμό καρέ του συστήματος VICON με αυτόν του αισθητήρα laser ο οποίος καταγρά-



Σχήμα 4.5: Οι τροχιές της πτέρνας (μπλε γραμμή), των άκρων δακτύλων (κόκκινη γραμμή) και της ταχύτητας των άκρων δακτύλων (μαύρη γραμμή) με επισημειωμένες τις ανιχνευθείσες φάσεις: HS, FF, HO & TO.

φει την κίνηση των ποδιών στο επίπεδο βάδισης όπως φαίνεται και στο Σχ. 1.3. Ως εκ τούτου, φιλτράρουμε βαθυπερατά τα δεδομένα χρησιμοποιώντας ένα φίλτρο Butterworth με συχνότητα αποκοπής 7Hz [107], και επιπλέον εξομαλύνουμε τα δεδομένα με ένα φίλτρο κινητού μέσου όρου με ένα εύρος 10 καρτέ. Μετά το φιλτράρισμα και την εξομάλυνση, λαμβάνουμε τις τροχιές της πτέρνας, ενώ για την τροχιά των άκρων δακτύλων συνδυάζουμε τους τρεις δείκτες των άκρων δακτύλων υπολογίζοντας τον διάμεσό τους για κάθε χρονική στιγμή, δίνοντας την τελική κάθετη τροχιά των άκρων δακτύλων. Επιπλέον, υπολογίζουμε και την αντίστοιχη ταχύτητα, η οποία υπολογίζεται ως η πρώτη παράγωγος των θέσεων των άκρων δακτύλων, η οποία υπολογίζεται με εξισώσεις πεπερασμένων διαφορών.

4.3.2 Ανίχνευση φάσεων βάδισης

Έχοντας υπολογίσει τις τροχιές κάθετης κίνησης της πτέρνας και των άκρων δακτύλων αλλά και την ταχύτητα των άκρων δακτύλων στην κάθετη διεύθυνση, είναι δυνατόν να υπολογιστούν συγκεκριμένες φάσεις βάδισης, οι οποίες είναι καθοριστικές για την ανίχνευση των κύκλων βάδισης, των περιόδων στάσης και αιώρησης αλλά και των περιόδων διπλής στήριξης. Πιο συγκεκριμένα, μπορούμε να εξάγουμε τις ακόλουθες φάσεις: HS (heel strike), FF (foot flat), HO (heel off) & TO (toe off), οι οποίες περιγράφονται στην ενότητα 4.1. Στο Σχ. 4.5 απεικονίζονται οι τροχιές της πτέρνας (μπλε γραμμή), των άκρων δακτύλων (κόκκινη γραμμή) και της ταχύτητας των άκρων δακτύλων (μαύρη γραμμή) με επισημειωμένες τις ανιχνευθείσες φάσεις, οι οποίες είναι σημαντικές για την ανάλυση της μεθόδου.

Οι φάσεις TO αντιστοιχούν στις κορυφές της τροχιάς της πτέρνας, απεικονιζόμενες ως μαύρα τρίγωνα στο Σχ. 4.5. Πριν από κάθε TO φάση, αναζητούμε εντός ενός χρονικού παραθύρου ορισμένης διάρκειας για τη φάση HO. Η φάση HO εντοπίζεται στα σημεία όπου η τροχιά της πτέρνας ξεπερνά ένα κατώφλι. Αυτό το κατώφλι είναι προσαρμόσιμο ανά ασθενή και προκύπτει από τον μέσο όρο των τιμών των κοιλάδων της τροχιάς της πτέρνας συν μια σταθερά 40 χιλ. (η σταθερά τέθηκε σύμφωνα με την εργασία [61]). Οι φάσεις HO αναπαρίστανται με τα μοθ "x" στο Σχ. 4.5. Από την άλλη πλευρά, μια φάση HS λαμβάνει χώρα όταν η ταχύτητα άκρων δακτύλων φτάνει σε τοπικό μέγιστο, μέσα σε ένα ακόμη χρονικό παράθυρο μετά από κάθε φάση TO.

Στο Σχ. 4.5, οι φάσεις HS επισημαίνονται με τα πράσινα τετράγωνα. Τέλος, η φάση FF ανιχνεύεται μεταξύ των φάσεων HS και μιας επακόλουθης φάσης HO, στα σημεία για τα οποία η ταχύτητα των άκρων δακτύλων προσεγγίζει την τιμή μηδέν με αρνητική κλίση και ταυτόχρονα η θέση των άκρων δακτύλων είναι περίπου ίση με τη θέση της πτέρνας με μια μικρή σχετική απόκλιση (που καθορίστηκε πειραματικά). Η φάση FF απεικονίζεται ως κυανός σταυρός στο Σχ. 4.5. Η ως άνω περιγραφείσα μεθοδολογία εφαρμόστηκε για τους δείκτες και των δύο ποδιών.

Αφού εξαχθούν οι κρίσιμες φάσεις της βάδισης, ένας κύκλος βάδισης ορίζεται μεταξύ δύο διαδοχικών φάσεων HS, ενώ η περίοδος στάσης αρχίζει με την φάση HS και ολοκληρώνεται ακριβώς πριν από κάθε φάση TO και η περίοδος αιώρησης ξεκινάει με τη φάση TO και ολοκληρώνεται με την ανίχνευση του επόμενου HS. Η περίοδος διπλής στήριξης μπορεί να υπολογισθεί ως το χρονικό διάστημα από το HS του ενός ποδιού έως το HO του αντίθετου ποδιού και αντίστροφα.

□

Κεφάλαιο 5

Εκτίμηση Επαυξημένης Κατάστασης Ανθρώπινης Βάδισης

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται η μεθοδολογία εκτίμησης επαυξημένης κατάστασης ανθρώπου (augmented human state estimation) με χρήση PF επαναληπτικού πολλαπλού μοντέλου και πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων. Η ανίχνευση και παρακολούθηση του ανθρώπου αποτελεί ένα επίκαιρο ερευνητικό θέμα, και αναφέρεται στην ακριβή εκτίμηση της θέσης του ανθρώπου σε σχέση με διάφορους αισθητήρες. Η επιτήρηση, τα έξυπνα περιβάλλοντα διαβίωσης, οι ρομποτικοί σύντροφοι και οι ρομποτικοί βοηθοί είναι μερικές μόνο από τις εφαρμογές όπου η παρακολούθηση ανθρώπων είναι απαραίτητη [27-29]. Συνοψίζοντας τα όσα αναφέρθηκαν στην Ενότητα §1.3, η πρόσφατη έρευνα επικεντρώνεται στη χρήση αισθητήρων απόστασης laser (LRF) για ανίχνευση, λόγω της απλής διασποράς αναπαράστασης του κόσμου, του χαμηλότερου υπολογιστικού κόστους στην εξαγωγή χαρακτηριστικών και των ταχύτερων ρυθμών πλαισίων. Ανακεφαλαιώνοντας τις εργασίες παρακολούθησης ανθρώπων με χρήση πιθανοτικής ή μη συσχέτισης δεδομένων, στην εργασία [32] παρουσιάζεται μια μέθοδος για την παρακολούθηση πολλών ατόμων χρησιμοποιώντας δεδομένα από έναν αισθητήρα LRF που είναι τοποθετημένος πάνω σε μια κινητή ρομποτική πλατφόρμα, και η παρακολούθηση γίνεται με τη χρήση JPDAF, για τη συσχέτιση των μετρήσεων με τους αντίστοιχους παρακολουθούμενους ανθρώπους· μια μέθοδος για την παρακολούθηση πεζών χρησιμοποιώντας πολλαπλά στατικά LRF παρουσιάζεται στην εργασία [33], όπου ένα Φίλτρο Κάλμαν παρακολουθεί τα πόδια με ένα μοντέλο κίνησης που αναγνωρίζει με κατώφλια τις περιόδους στάσης/αιώρησης και επιβάλλει προκαθορισμένες ταχύτητες ανάλογα με την περίοδο της βάδισης. Στην εργασία [34] παρουσιάζεται μια μεθοδολογία παρακολούθησης ενός ατόμου για μια κινούμενη ρομποτική πλατφόρμα. Η παρακολούθηση γίνεται με χρήση ενός σχήματος πολλαπλών υποθέσεων παρακολούθησης (MHT) με ένα εναλλασσόμενο δυναμικό μοντέλο βάδισης για το δεξί και το αριστερό πόδι στα πλαίσια ενός επεκταμένου Φίλτρου Κάλμαν. Στην εργασία [40] παρουσιάζεται μια τεχνική για παρακολούθηση ατόμων με MHT από δεδομένα LRF για ένα κινούμενο ρομπότ. Η τεχνική αυτή χρησιμοποιεί Φίλτρα Κάλμαν για την μεμονωμένη παρακολούθηση των ποδιών και η μέθοδος MHT συσχετίζει προηγούμενες τροχιές με νέες εκτιμήσεις [42]. Μια μεθοδολογία για ένα

κινούμενο ρομπότ υπηρεσίας που ακολουθεί και αλληλεπιδρά με ανθρώπους παρουσιάζεται στην εργασία [46]. Ένας ρομποτικός περιπατητής παρουσιάζεται στην [48], ο οποίος είναι εξοπλισμένος με δύο LRF, κάθε ένα από τα οποία ανιχνεύει καθένα από τα πόδια του χρήστη τα οποία και παρακολουθεί PFs.

Πιο πρόσφατα, στην εργασία [108] παρουσιάζεται μία μέθοδος όπου δύο παράλληλα Επαναληπτικά Πολλαπλά Μοντέλα (Interacting Multiple Model-IMM) UKFs χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση ανθρώπου για ένα ρομποτικό σύντροφο. Το σχήμα IMM ενσωματώνει δύο κινηματικά μοντέλα, ένα για στροφές και ένα για ευθεία πορεία. Η IMM μέθοδος χρησιμοποιείται συχνά για την παρακολούθηση στόχων που παρουσιάζουν αλλαγές στην κίνησή τους, η οποία δεν μπορεί να περιγραφεί με ένα σταθερό μοντέλο κίνησης. Αποτελεί και μία τεχνική που συνδέεται στενά με τα προβλήματα συσχέτισης δεδομένων. Παρόλο που οι περισσότερες εφαρμογές IMM χρησιμοποιούν συστοιχίες φίλτρων που τρέχουν παράλληλα για την ακριβή παρακολούθηση του στόχου [108], τα PFs μπορούν εύκολα να ενσωματωθούν στο IMM σχήμα για την παρακολούθηση στόχων [109]. Εφαρμογές του συνδυασμού IMM-PF χρησιμοποιούνται επίσης για παρακολούθηση πολλαπλών στόχων με πιθανοτικές συσχετίσεις [110], καθώς επίσης και στα πεδία διάγνωσης σφαλμάτων και ταυτοποίησης συστημάτων [111].

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται μια νέα μεθοδολογία παρακολούθησης της βάδισης με χρήση δύο PFs για την παρακολούθηση των ποδιών και πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων PDA για τη συσχέτιση των δύο ποδιών στο ίδιο άτομο. Ένα IMM σχεδιάζεται ως ένα μαρκοβιανό μοντέλο πρώτης τάξης, χρησιμοποιώντας ως καταστάσεις συγκεκριμένες φάσεις βάδισης όπως αυτές ορίζονται στη θεωρία της ανάλυσης βάδισης (βλ. Ενότητα 4.1). Το IMM καθοδηγεί την επιλογή του κατάλληλου μοντέλου κίνησης για τα particles του κάθε ποδιού. Επιπλέον, μια επαυξημένη εκτίμηση της κατάστασης του ανθρώπου, που σχετίζεται με την αντίστοιχη φάση της βάδισης, παρέχεται με τη χρήση του αλγορίθμου Viterbi. Αυτή η επαυξημένη εκτίμηση της κατάστασης βάδισης του ανθρώπου είναι η πρότερη πιθανότητα που οδηγεί τη μαρκοβιανή δειγματοληψία από το IMM για την επιλογή του μοντέλου κίνησης για την επόμενη χρονική στιγμή. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται προέρχονται από τον αισθητήρα LRF που είναι τοποθετημένος πάνω στη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης κίνησης του Σχ. 1.3. Ο αλγόριθμος αυτός μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση ατόμων που παρουσιάζουν παθολογική βάδιση, δηλαδή η βάδισή τους αποκλίνει από την οριζόμενη ως φυσιολογική, καθώς και εν γένει για την παρακολούθηση ατόμων που η βάδισή τους μεταβάλλεται στο χρόνο (π.χ. λόγω κούρασης), αλλά και σε περιπτώσεις όπου εμφανίζεται συνωσιτισμός πεπλεγμένων δεδομένων παρακολούθησης της βάδισης ενός ατόμου, π.χ. όταν πολλά άτομα κινούνται κοντά στον ίδιο χώρο, αφού σε όλες αυτές τις περιπτώσεις η επιλογή του σωστού μοντέλου κίνησης σε συνδυασμό με την μέθοδο PDA βοηθά στην συνεχή και απρόσκοπτη παρακολούθηση του ίδιου ατόμου.

Η παρούσα μεθοδολογία συνηφαίνει με την στόχευση για γενικότερες εφαρμογές παρακολούθησης βάδισης, π.χ. η επαυξημένη εκτίμηση κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης παρέχει σε πραγματικό χρόνο τις απαραίτητες πληροφορίες για ανάλυση βάδισης, σε αντίθεση με την προηγούμενη τεχνική που περιγράφηκε στην Ενότητα 4.2 η οποία προωθεί δέσμες εκτιμώμενων τροχιών στα HMM [77], αυξάνοντας συνεπώς το απαιτούμενο υπολογιστικό κόστος. Μια ανάλυση βάδισης σε πραγματικό χρόνο θα μπορούσε να οδηγήσει στην κατάλληλη προσαρμοστικότητα-ανα-χρήση της στρατηγικής ελέγχου για μια ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης κίνησης σε μια γενικότερη αρχιτεκτονική ελέγχου με γνώση του περιβάλλοντος [112]. Επιπλέον, η

εκτίμηση της επαυξημένης κατάστασης του ανθρώπου μπορεί να παρέχει την απαραίτητη πληροφορία για ταυτοποίηση ατόμων και το 'κλειδίωμα' της διαδικασίας παρακολούθησης σε ένα άτομο με ένα συγκεκριμένο μοντέλο κίνησης κι επομένως είναι μια μεθοδολογία που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση και ταυτοποίηση πολλαπλών ατόμων. Μια μεθοδολογία ταυτοποίησης ατόμων μέσω βάδισης παρουσιάζεται στην εργασία [113], όπου μέθοδοι Βαθιάς Μάθησης χρησιμοποιούνται σε εικόνες ενέργειας διαφόρων ατόμων. Ωστόσο, κατά τη γνώση της συγγράφουσας, δεν υπάρχει αντίστοιχη μεθοδολογία στην τρέχουσα βιβλιογραφία που να εφαρμόζει τεχνική παρακολούθησης και ταυτοποίησης ατόμων ως εκτίμηση επαυξημένης κατάστασης ατόμων από δεδομένα laser.

5.1 Περιγραφή Προβλήματος

Το πρόβλημα που καλούμαστε να λύσουμε αποτελεί την εκτέλεση αποτελεσματικής και αξιόπιστης παρακολούθησης ποδιών και επίσης εκτίμηση της κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης, δηλαδή επαυξημένη εκτίμηση ανθρώπινης κατάστασης (ταυτόχρονη εκτίμηση της κατάστασης των ποδιών και της αντίστοιχης φάσης της βάδισης). Η εκτιμώμενη κατάσταση της ανθρώπινης βάδισης παρέχει τη δυνατότητα εξαγωγής συμπερασμάτων για το επιθυμητό μοντέλο κίνησης του συστήματος παρακολούθησης ποδιών. Για την παρακολούθηση ποδιών, στοχεύουμε να εκτιμήσουμε την κινηματική κατάσταση των ποδιών κάθε χρονική στιγμή, ανεξάρτητα από τυχόν αποκρύψεις δεδομένων και του θορυβώδους περιβάλλοντος.

Έστω $\mathbf{x}_{f,k}$ η κατάσταση κάθε ποδιού, όπου $f \in \{\text{left}, \text{right}\}$ κάθε χρονική στιγμή k . Ο χώρος καταστάσεων περιλαμβάνει το διάνυσμα καρτεσιανών συντεταγμένων των θέσεων των ποδιών $\mathbf{p}_{f,k} = [x \ y]^T$ και το αντίστοιχο διάνυσμα ταχυτήτων $\mathbf{v}_{f,k} = [v_x \ v_y]^T$. Επομένως, το διάνυσμα κατάστασης του κάθε ποδιού ορίζεται ως:

$$\mathbf{x}_{f,k} = [\mathbf{p}_{f,k}^T \ \mathbf{v}_{f,k}^T]^T \quad (5.1)$$

Για την εκτίμηση της κατάστασης ανθρώπινης βάδισης, χρειάζεται να εκτιμούμε την εκάστοτε φάση βάδισης. Η φάση της βάδισης είναι μια διακριτή μεταβλητή, που ορίζεται ως θ_k και αντλείται από ένα σύνολο διακριτών καταστάσεων $\Theta = \{s_1, \dots, s_M\}$, όπου M είναι το πλήθος των φάσεων βάδισης. Η μετάβαση μεταξύ αυτών των καταστάσεων καθορίζεται από μια μαρκοβιανή αλυσίδα πρώτης τάξης, όπου η πιθανότητα μετάβασης μεταξύ δύο καταστάσεων ορίζεται ως:

$$a_{ij} = P(\theta_k = s_j | \theta_{k-1} = s_i), \forall s_i, s_j \in \Theta \quad (5.2)$$

όπου $i, j = 1, \dots, M$.

Επομένως το πρόβλημα επαυξάνεται στην εκτίμηση της επαυξημένης ανθρώπινης κατάστασης $\{\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k\}$, δηλαδή τον υπολογισμό της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας $p(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k | \mathbf{y}_k)$, όπου \mathbf{y}_k είναι το διάνυσμα παρατηρήσεων τη χρονική στιγμή k . Οι εκτιμήσεις των καταστάσεων των ποδιών υπολογίζονται ως η περιθώρια κατανομή της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας:

$$p(\mathbf{x}_{f,k} | \mathbf{y}_k) = \sum_{i=1}^M p(\mathbf{x}_{f,k} | \theta_k = s_i, \mathbf{y}_k) \cdot p(\theta_k = s_i | \mathbf{y}_k) \quad (5.3)$$

Δεδομένης αυτής της παραπάνω διατύπωσης, το πρόβλημα της παρακολούθησης των ποδιών είναι μια επαναληπτική μέθοδος εκτίμησης δύο βημάτων:

1. *πρόβλεψη*, όπου η κατάσταση εξελίσσεται χρονικά σύμφωνα με το δυναμικό μοντέλο $p(\mathbf{x}_{f,k}|\mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_k)$, δηλαδή την κατανομή που περιγράφει την εξέλιξη της κατάστασης σύμφωνα με την εξίσωση χρονικής μετάβασης καταστάσεων:

$$\mathbf{x}_{f,k} = g_{f,k}(\mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_k, \mathbf{W}_f) \quad (5.4)$$

όπου $g_{f,k}$ είναι μια πιθανώς μη-γραμμική συνάρτηση διακριτού χρόνου που περιγράφει τα δυναμικά χαρακτηριστικά της κίνησης των ποδιών δοσμένης της φάσης βάδισης θ_k και \mathbf{W}_f είναι ο θόρυβος διαδικασίας για κάθε φάση που μοντελοποιείται ως λευκή Γκαουσιανή κατανομή με πίνακα συνδιακύμανσης $\Sigma_{\mathbf{W}_f}$.

2. *διόρθωση*, όπου η εκτίμηση κατάστασης ανανεώνεται σύμφωνα με τις παρατηρήσεις \mathbf{y}_k . Οι παρατηρήσεις, που παρέχονται από ένα LRF που βρίσκεται στο κέντρο των αξόνων, περιλαμβάνουν μετρήσεις για τη θέση των ποδιών του ατόμου μαζί με περιβάλλοντα θόρυβο. Οι παρατηρήσεις που σχετίζονται με κάθε πόδι περιγράφονται από την εξίσωση παρατηρήσεων:

$$\mathbf{y}_{f,k} = h_{f,k}(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k, \mathbf{V}_f) \quad (5.5)$$

όπου $h_{f,k}$ είναι μια πιθανώς μη-γραμμική συνάρτηση και \mathbf{V}_f είναι το διάνυσμα θορύβου μετρήσεων τα στοιχεία του οποίου είναι ανεξάρτητα και ομοιότυπα κατανεμημένα.

Για την εκτίμηση της κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης, χρειάζεται να υπολογιστεί η περιθώρια κατανομή της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας:

$$p(\theta_k|\mathbf{y}_k) = \int p(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k|\mathbf{y}_k) d\mathbf{x}_{f,k} \quad (5.6)$$

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος επαυξημένης εκτίμησης, προτείνουμε ένα IMM που περιγράφει την κατάσταση βάδισης του ανθρώπου, αλλά επιπλέον προτείνει ένα συγκεκριμένο μοντέλο κίνησης για τα πόδια. Επομένως, το IMM ενσωματώνεται στην μεθοδολογία παρακολούθησης ποδιών. Στην παρούσα προσέγγιση, επιλύουμε το πρόβλημα της παρακολούθησης των ποδιών ως πρόβλημα αλληλεπιδρώντων στόχων. Εκτιμούμε τις καταστάσεις των ποδιών $\mathbf{x}_{f,k}$ κάθε χρονική στιγμή k , εφαρμόζοντας πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων PDA στη φάση διόρθωσης του στοχαστικού φίλτραρίσματος με το συσχετισμό κάθε ποδιού στο 'σωστό' διάνυσμα παρατηρήσεων $\mathbf{y}_{f,k}$ και κρατάει τα πόδια συζευγμένα. ε τον τρόπο αυτό, αντιμετωπίζουμε προβλήματα αποκρύψεων ποδιών και του θορυβώδους περιβάλλοντος. Η εκτίμηση της κατάστασης βάδισης προκύπτει από την κοινή πιθανοφάνεια και των δύο ποδιών με τη χρήση του αλγορίθμου αποκωδικοποίησης Viterbi, λαμβάνοντας υπόψιν την Μαρκοβιανή Αλυσίδα του IMM που περιγράφει τις μεταβάσεις μεταξύ των καταστάσεων βάδισης.

5.2 IMM-PDA-PF Μεθοδολογία

5.2.1 Επαναληπτικό Πολλαπλό Μοντέλο IMM για την Παρακολούθηση Βάδισης

Το IMM ορίστηκε σύμφωνα με τις αρχές της ανάλυσης βάδισης του ανθρώπου [96]. Όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα §4.1 υπάρχουν δύο περίοδοι σε έναν κύκλο

Πίνακας 5.1: Ορισμός Καταστάσεων Βάδισης

$s_1 = \text{LDS}$	Αριστερή διπλή στήριξη
$s_2 = \text{LS/RW}$	Αριστερή στάση/ Δεξιά Αιώρηση
$s_3 = \text{RDS}$	Δεξιά διπλή στήριξη
$s_4 = \text{RS/LW}$	Δεξιά στάση/ Αριστερή Αιώρηση

Ορισμός δυνατών καταστάσεων βάδισης του IMM.

βάδισης: η στάση και η αιώρηση. Η περίοδος στάσης υποδιαιρείται σε τρία επιμέρους χρονικά διαστήματα: την αρχική διπλή στήριξη (initial Double Support (DS)), την περίοδο μονής στήριξης (single leg support) και την τελική περίοδο διπλής στήριξης (terminal DS), Σχήμα 4.2. Η αρχική διπλή στήριξη ξεκινάει με ένα HS και είναι το χρονικό διάστημα στην αρχή του κύκλου βάδισης όπου και τα δύο πόδια είναι σε επαφή με το έδαφος. Η περίοδος μονής στήριξης είναι το χρονικό διάστημα όταν το ένα πόδι είναι στη φάση στάσης και το άλλο πόδι αιωρείται. Η τελική περίοδος διπλής στήριξης είναι το διάστημα που ξεκινάει με HS του αντίθετου ποδιού και ολοκληρώνεται όταν το προηγούμενος στάσιμο πόδι αρχίζει να αιωρείται. Επομένως, ο κύκλος βάδισης μπορεί να θεωρηθεί ως ένα μοντέλο αλληλεπίδρασης, δηλαδή όταν το ένα πόδι είναι σε στάση το αντίθετο πόδι αιωρείται.

Με αυτό το σκεπτικό, ορίσαμε ένα Μαρκοβιανό μοντέλο πρώτης τάξης, όπως αυτό που απεικονίζεται στο Σχήμα 5.1, να είναι το IMM για το μοντέλο μεταβάσεων της ανθρώπινης βάδισης. Στο σχήμα 5.1 ορίζονται οι καταστάσεις της ανθρώπινης βάδισης, δηλαδή οι διακριτές καταστάσεις $s_i \in \Theta$, $i = 1, \dots, 4$ και οι δυνατές μεταβάσεις a_{ij} μεταξύ τους ορίζονται από τη σχέση (5.2). Οι καταστάσεις βάδισης περιγράφονται στον πίνακα 5.1.

Κάθε κατάσταση s_i αναφέρεται και στα δύο πόδια και επιβάλλει διαφορετικά δυναμικά μοντέλα. Συγκεκριμένα, κάθε κατάσταση s_i χαρακτηρίζεται από ένα σύνολο κατανομών μιγμάτων Γκαουσιανών για τις ταχύτητες (GMMs), τα οποία μεταβάλουν την πιθανότητα μετάβασης $p(\mathbf{x}_{f,k} | \mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_k = s_i)$, σύμφωνα με τα δυναμικά χαρακτηριστικά που διέπουν την κατάσταση s_i . Για το λόγο αυτό, στο στάδιο πρόβλεψης χρησιμοποιείται το προτεινόμενο μοντέλο μετάβασης καταστάσεων $p(\mathbf{x}_{f,k} | \mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_k)$ για τον υπολογισμό της προβλεπόμενης πυκνότητας πιθανότητας: $p(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k | \mathbf{y}_{k-1})$:

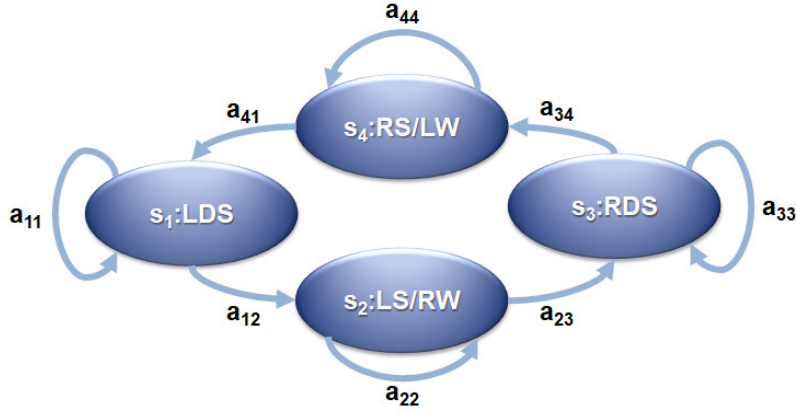
$$p(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k | \mathbf{y}_{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_{f,k}, \mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_k | \mathbf{y}_{k-1}) d\mathbf{x}_{f,k-1} = \int \sum_{\theta_{k-1}} p(\mathbf{x}_{f,k} | \mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_k) \cdot p(\theta_k | \theta_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_{k-1} | \mathbf{y}_{k-1}) d\mathbf{x}_{f,k-1} \quad (5.7)$$

όπου η $p(\theta_k | \theta_{k-1})$ ορίζεται στη σχέση (5.2) για το IMM βάδισης και η $p(\mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_{k-1} | \mathbf{y}_{k-1})$ είναι η ύστερη κοινή εκτίμηση κατάστασης τη χρονική στιγμή $(k-1)$.

Τη στιγμή k , ένα νέο διάνυσμα παρατηρήσεων \mathbf{y}_k λαμβάνεται και τότε η ύστερη εκτίμηση υπολογίζεται ως εξής:

$$p(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k | \mathbf{y}_k) = \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{f,k}, \theta_k) \cdot p(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k | \mathbf{y}_{k-1})}{\int \sum_{\theta_k} p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{f,k}, \theta_k) \cdot p(\mathbf{x}_{f,k}, \theta_k | \mathbf{y}_{k-1})} \quad (5.8)$$

όπου $p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{f,k}, \theta_k)$ είναι η δεσμευμένη ως προς την κατάσταση βάδισης πιθανοφάνεια των παρατηρήσεων κατά τη φάση διόρθωσης.



Σχήμα 5.1: Το IMM βάδισης ορισμένο ως ένα Μαρκοβιανό μοντέλο πρώτης τάξης, το οποίο αναπαριστά τις δυνατές καταστάσεις της ανθρώπινης βάδισης (βλ. Πίνακα 5.1).

5.2.2 Εκτίμηση Κατάστασης Ανθρώπινης Βάδισης

Επειδή το μοντέλο μεταβάσεων του IMM της βάδισης αναφέρεται στην κίνηση και των δύο ποδιών, για την εκτίμηση της κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης $p(\theta_k | \mathbf{y}_k)$ όπως αυτή ορίζεται στη σχέση (5.6), χρειάζεται να λάβουμε υπόψιν τις εκτιμώμενες καταστάσεις και των δύο ποδιών $\mathbf{x}_{f,k}$. Επομένως, ορίζουμε τον ανθρωποκεντρικό χώρο κατάστασης: $\mathbf{x}_k^H = \mathbf{x}_{left,k} - \mathbf{x}_{right,k}$ και υπολογίζουμε την κοινή πιθανοφάνεια, δηλαδή η σχέση (5.6) γράφεται ως εξής:

$$p(\theta_k | \mathbf{y}_k) = \int p(\mathbf{x}_k^H, \theta_k | \mathbf{y}_k) d\mathbf{x}_k^H \quad (5.9)$$

Για την εκτίμηση της (5.9), ορίστηκαν GMMs που σχετίζονται με την κοινή κατανομή των δύο ποδιών, δηλαδή για το ανθρωποκεντρικό διάνυσμα καταστάσεων \mathbf{x}_k^H για κάθε κατάσταση s_i στο IMM βάδισης και υπολογίζονται οι δεσμευμένες πιθανότητες το μοντέλο να είναι στην κατάσταση $\theta_k = s_j$, δεδομένων του ανθρωποκεντρικού διανύσματος κατάστασης \mathbf{x}_k^H και του διανύσματος παρατηρήσεων \mathbf{y}_k τη χρονική στιγμή k που υπολογίζεται ως:

$$L_k = \begin{cases} p(\theta_k = s_j | \mathbf{x}_k^H, \mathbf{y}_k, \theta_{k-1} = s_i), & \text{για } j \in \{i, i+1\} \\ 0, & \text{για } j \notin \{i, i+1\} \end{cases} \quad (5.10)$$

Τα αποτελέσματα της σχέσης (5.10) χρησιμοποιούνται ως πιθανότητες εκπομπής L_k για τον αλγόριθμο Viterbi οπισθοδιάδοσης ενός χρονικού βήματος [114], δηλαδή η εκτίμηση κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης προέρχεται από τη λύση μέγιστης ύστερης πιθανοφάνειας (MAP) για το χρονικό διάστημα $(k-1, k)$:

$$\hat{\theta}_k^{MAP} = \arg \max_{\mathbf{x}_{k-1:k}^H} (L_k) \quad (5.11)$$

Η MAP εκτίμηση της σχέσης (5.11) επιλύεται χρησιμοποιώντας βελτιστοποίηση μέσω δυναμικού προγραμματισμού από τον αλγόριθμο Viterbi. Στην ακόλουθη ενότητα περιγράφεται ο τρόπος με τον οποίο το IMM ενσωματώνεται στην μεθολογία

παρακολούθησης ποδιών που χρησιμοποιεί δύο PFs με πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων (PDA-PF), [78].

5.2.3 IMM-PFs με πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων για την παρακολούθηση ποδιών

Η μεθοδολογία ενσωματώνει δύο φίλτρα για την εκτίμηση της θέσης και της ταχύτητας κάθε ποδιού ξεχωριστά και την πιθανοτική τους συσχέτιση. Τα particles αντιπροσωπεύουν δείγματα της ύστερης πυκνότητας πιθανότητας των καταστάσεων ποδιών $\mathbf{x}_{left,k}$ και $\mathbf{x}_{right,k}$ κάθε χρονική στιγμή k για το αριστερό και δεξί πόδι αντίστοιχα. Κάθε διάνυσμα κατάστασης αποτελείται από τις καρτεσιανές συντεταγμένες της θέσης και της ταχύτητας των ποδιών κατά μήκος των αξόνων. Η μέθοδος καλύπτει τη βασική μεθοδολογία φίλτρων σωματιδίων [85], περιλαμβάνοντας την αρχικοποίηση, την χρονική εξέλιξη, την ανανέωση των βαρών των particles, επαναδειγματοληψία και την ύστερη εκτίμηση.

Αρχικοποίηση

Την αρχική χρονική στιγμή $k = 1$, αρχικοποιούμε ένα σύνολο N particles για κάθε πόδι. Έστω ότι η θέση του n -particle, για $n = 1, \dots, N$, ορίζεται ως το διάνυσμα: $\mathbf{p}_{f,k}^n = [x \ y]^T$ και το διάνυσμα ταχύτητάς του: $\mathbf{v}_{f,k}^n = [v_x \ v_y]^T$, όπου $f \in \{left, right\}$. Οι καταστάσεις των particles ορίζεται ως:

$$\mathbf{x}_{f,k}^n = [\mathbf{p}_{f,k}^n{}^T \ \mathbf{v}_{f,k}^n{}^T]^T \quad (5.12)$$

Μόνο για τον σκοπό της αρχικοποίησης, ανιχνεύουμε τις αρχικές θέσεις των ποδιών σε σχέση με τη ρομποτική πλατφόρμα μέσα σε ένα παράθυρο παρατήρησης και διακρίνουμε το αριστερό από το δεξί πόδι χρησιμοποιώντας K-means συσταδοποίηση και προσαρμογή κύκλων στις συστάδες. Οι θέσεις των particles αρχικοποιούνται ίσες με τις ανιχνευθείσες θέσεις. Αντλούνται επίσης N δείγματα ταχυτήτων των ποδιών από αρχικές κατανομές GMM μηδενικών μέσων τιμών (θεωρούμε ότι και τα δύο πόδια είναι ακίνητα μπροστά από το ρομπότ για την αρχικοποίηση). Τα βάρη των particles $\omega_k^{f,n}$ του κάθε ποδιού αρχικοποιούνται ίσα με: $1/N$, για $n = 1, \dots, N$. Η αρχική ύστερη εκτίμηση προσεγγίζεται από το ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα:

$$\mathbf{x}_{f,k} = \sum_{n=1}^N \omega_{f,k}^n \cdot \mathbf{x}_{f,k}^n = [\mathbf{p}_{f,k}{}^T \ \mathbf{v}_{f,k}{}^T]^T \quad (5.13)$$

Αναφορικά με την εκτίμηση της κατάστασης της ανθρώπινης βάρδισης, και μόνο για το σκοπό της αρχικοποίησης, αποκλίνουμε από τη σχέση (5.10), με την έννοια ότι υπολογίζουμε τις πιθανότητες ως $L_1 = p(\theta_1 = s_j | \mathbf{x}_k^H)$, $\forall s_j \in \Theta$. Η αρχική εκτίμηση της κατάστασης της ανθρώπινης βάρδισης θ_1 προκύπτει από την μέγιστη πιθανοφάνεια: $\hat{\theta}_1 = \arg \max(L_1)$.

IMM χρονική εξέλιξη των particles

Για τις χρονικές στιγμές $k = 2, \dots, T$ (όπου T είναι ο συνολικός χρόνος παρακολούθησης) οι καταστάσεις των particles εξελίσσονται χρονικά λαμβάνοντας υπόψιν το IMM και τις πιθανότητες μεταβάσεων καταστάσεων $p(\mathbf{x}_{f,k} | \mathbf{x}_{f,k-1}, \theta_k)$. Χρησιμοποιούμε Markov Chain Monte Carlo δειγματοληψία χρησιμοποιώντας το IMM μοντέλο μεταβάσεων για τη λήψη N δειγμάτων για την κατάσταση βάρδισης τη χρονική στιγμή k ,

οριζόμενη ως θ_k^n , δεδομένης της εκτιμώμενης κατάστασης βάδισης τη χρονική στιγμή $k - 1$: $\hat{\theta}_{k-1}$. Κάθε κατάσταση βάδισης θ_k^n επιβάλλει ένα διαφορετικό μοντέλο κίνησης για το αντίστοιχο n-particle του κάθε ποδιού σύμφωνα με το αντίστοιχο GMM ταχυτήτων που περιγράφει την αντίστοιχη κατάσταση s_i . Το επιλεγμένο GMM της αντίστοιχης κατάστασης βάδισης θ_k^n κεντράρεται γύρω από τις προηγούμενες εκτιμώμενες ταχύτητες $\mathbf{v}_{f,k-1}$. Έστω $\mathbf{v}_{f,k}^n$ το $n^{\text{στο}}$ δείγμα ταχύτητας που αντλήθηκε από το αντίστοιχο GMM της κατάστασης βάδισης θ_k^n τη χρονική στιγμή k . Τότε, το διάνυσμα θέσης του n-particle εξελίσσεται χρονικά σύμφωνα με την εξίσωση:

$$\mathbf{p}_{f,k}^n = \mathbf{p}_{f,k-1} + \mathbf{v}_{f,k}^n \cdot \Delta t \quad (5.14)$$

όπου $\mathbf{p}_{f,k-1}$, είναι η ύστερη εκτίμηση πιθανότητας του διανύσματος θέσης κάθε ποδιού για τη χρονική στιγμή $k - 1$.

IMM-PDA υπολογισμός πιθανοφάνειας παρατηρήσεων

Ένας από τους βασικούς στόχους είναι η σωστή συσχέτιση κάθε ποδιού με την αντίστοιχη συστάδα σημείων laser $\mathbf{y}_{f,k}$, όπου $f \in \{left, right\}$. Το πρόβλημα, ωστόσο, είναι ότι τα πόδια δεν έχουν μια μοναδική παρατήρηση, αλλά συστάδες από σημεία laser που σχηματίζουν τα διανύσματα παρατηρήσεων. Η συστάδα σημείων laser που αναπαριστά κάθε πόδι έχει μεταβαλλόμενο αριθμό σημείων, παραμορφώσιμο σχήμα και συχνά περιλαμβάνει ακραία σημεία. Λαμβάνοντας έμπνευση από τις μεθοδολογίες συσχέτισης δεδομένων [93], θεωρούμε τα πόδια ως αλληλεπιδρώντες στόχους και εφαρμόζουμε συσχέτιση δεδομένων για την συσχέτιση κάθε ποδιού με την πιο αντιπροσωπευτική συστάδα σημείων laser, αλλά και την διατήρηση του σχηματισμού των ποδιών που αντιστοιχούν στο ίδιο άτομο, λαμβάνοντας υπόψιν τον IMM σχεδιασμό.

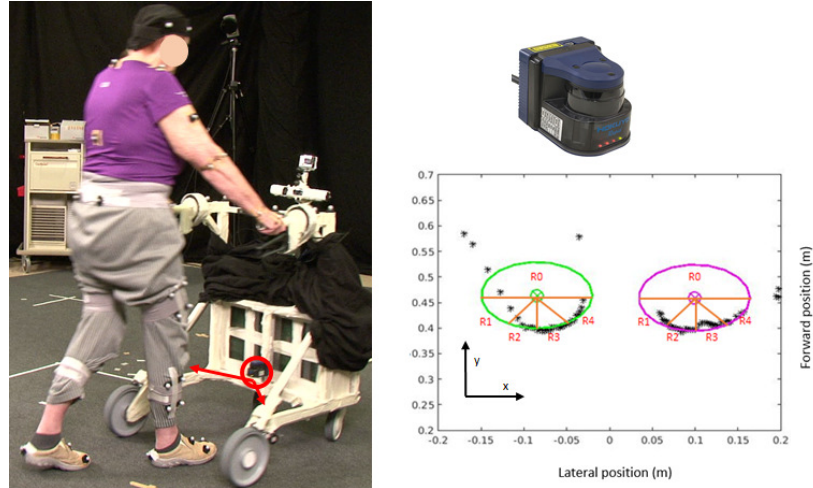
Κάθε χρονική στιγμή k , τα βάρη των particles πρέπει να ανανεωθούν σύμφωνα με τις τρέχουσες παρατηρήσεις. Οι παρατηρήσεις είναι οι καρτεσιανές συντεταγμένες των θέσεων των σημείων laser στο οριζόντιο επίπεδο. Στην παρούσα μεθοδολογία, χρησιμοποιούμε ένα παράθυρο παρατήρησης για κάθε πόδι, το οποίο έχει οριστεί πειραματικά ως μια ορθογώνια περιοχή ορισμένων διαστάσεων, που κεντράρεται γύρω από κάθε particle, έτσι ώστε κάθε δείγμα $\mathbf{x}_{f,k}^n$ να σχετίζεται με μια διαφορετική συστάδα σημείων laser $\mathbf{y}_{f,k}^n$. Δεδομένης της διατύπωσης του IMM, τα βάρη των particles εξαρτώνται από την δεσμευμένη ως προς την κατάσταση βάδισης πιθανοφάνεια παρατηρήσεων:

$$\omega_{f,k}^n = \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{f,k}^n, \theta_k^n) \cdot p(\theta_k^n | \hat{\theta}_{k-1})}{\int \sum_{\theta_k^n} p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{f,k}^n, \theta_k^n) \cdot p(\theta_k^n | \hat{\theta}_{k-1})} \quad (5.15)$$

Χειριζόμαστε κάθε particle ως ένα πιθανό κέντρο ποδιού και αναμένουμε τις παρατηρήσεις να βρίσκονται στην κυκλική περιφέρεια ορισμένης ακτίνας γύρω από αυτό το κέντρο. Θέτουμε, λοιπόν, το παράθυρο παρατήρησης γύρω από το n-particle, και έτσι συσχετίζεται με τις αντίστοιχες παρατηρήσεις, δηλαδή τα σημεία laser $\mathbf{y}_{f,k}^n$ που εντοπίζονται εντός του παραθύρου. Η πιθανοφάνεια παρατηρήσεων που θα δώσει τα βάρη των particles υπολογίζεται σύμφωνα με τους ακόλουθους τρεις παράγοντες:

1. Η κατανομή των σημείων laser στην κυκλική περιφέρεια δοσμένου του κέντρου (δηλ. του εκάστοτε particle): Στο Σχήμα 5.2 παρουσιάζεται η συμβολική κυκλική αναπαράσταση των ποδιών δοσμένων των σημείων laser σε σχέση με τον αισθητήρα laser. Πιο συγκεκριμένα, στα δεξιά του Σχήματος 5.2, δίνεται μια απεικόνιση των εντοπισμένων σημείων laser με μαύρα άστρα, ενώ οι πράσινοι και μοβ κύκλοι αντιστοιχούν

στην κυκλική αναπαράσταση του δεξιού και αριστερού ποδιού αντίστοιχα. Οι ετικέτες R_0, R_1, R_2, R_3, R_4 αντιπροσωπεύουν την κατάτμηση του κύκλου σε επιμέρους περιοχές (τα όρια των περιοχών αυτών επισημαίνονται με πορτοκαλί γραμμές) βάσει των οποίων υπολογίζουμε την πιθανοφάνεια παρατηρήσεων της μεθόδου IMM-PDA-PF.



Σχήμα 5.2: Παράδειγμα της συμβολικής κυκλικής αναπαράστασης των ποδιών δοσμένων των σημείων laser σε σχέση με τον αισθητήρα laser. Αριστερά: ένα στιγμιότυπο ενός ασθενούς που περπατάει με τη βοήθεια της πλατφόρμας υποβοήθησης. Ο αισθητήρας Hokuyo LRF καταγράφει βάδισης. Δεξιά: απεικόνιση των εντοπισμένων σημείων laser, των κυκλικών αναπαραστάσεων των ποδιών και οι περιοχές βάσει των οποίων υπολογίζουμε την πιθανοφάνεια παρατηρήσεων της μεθόδου IMM-PDA-PF.

Χωρίζουμε οριζόντια τον κάθε κύκλο σε δύο ημικύκλια. Τα σημεία laser του άνω ημικυκλίου R_0 δεν συνεισφέρουν στην πιθανοφάνεια παρατηρήσεων. Το κάτω ημικύκλιο χωρίζεται σε τέσσερις περιοχές (R_1, \dots, R_4) ίσου γωνιακού εύρους. Υπολογίζουμε τις κανονικές κατανομές των Ευκλείδειων αποστάσεων των σημείων laser της κάθε περιοχής σε σχέση με το εκάστοτε κέντρο. Έστω \mathbf{d}_{R_m} είναι το διάνυσμα των αποστάσεων των σημείων laser για την περιοχή R_m για $m \in 1, \dots, 4$. Για το λόγο αυτό, κάθε περιοχή R_m περιγράφεται από την κανονική κατανομή των αποστάσεων $\mathcal{N}(\mathbf{d}_{R_m} | \mu_{R_m}, \Sigma_{R_m})$, όπου μ_{R_m} είναι η μέση απόσταση και Σ_{R_m} είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης.

2. *Το πλήθος των σημείων laser μέσα σε κάθε παράθυρο παρατήρησης:* Μια κατανομή κανονικού πυρήνα, ορισμένη ως λ_n για κάθε particle $n = 1, \dots, N$, περιγράφει την πιθανοφάνεια του πλήθους των σημείων laser που εντοπίζονται στην κυκλική περιφέρεια που αναπαριστά το πόδι.

3. *Πιθανότητα Συσχέτισης* Η πιθανότητα συσχέτισης υπολογίζεται σε σχέση με την Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των δύο ποδιών. Τα πόδια είναι δύο αλληλεπιδρώντες κινούμενοι στόχοι, και για το λόγο αυτό χρησιμοποιούμε την πιθανότητα συσχέτισης β_i , η οποία μοντελοποιείται ως μια Γάμμα κατανομή. Αυτή η πιθανότητα προσαρμόζει την πιθανοφάνεια παρατηρήσεων του ενός ποδιού σε σχέση με το άλλο. Συγκεκριμένα, υπολογίζουμε πόσο πιθανή η τρέχουσα κατάσταση του n-particle του ενός ποδιού

σε σχέση με την εκτιμώμενη θέση του αντίθετου ποδιού τη χρονική στιγμή $(k-1)$. Εισάγοντας την πιθανότητα συσχέτισης, επιτυγχάνουμε να ελέγξουμε τις σχετικές θέσεις των δύο ποδιών, ιδιαίτερα σε καταστάσεις αποκρύψεων ή θορυβώδους περιβάλλοντος, αλλά και την ανάθεση του σωστού διανύσματος παρατηρήσεων σε κάθε πόδι.

Για το n -particle κάθε ποδιού, η πιθανοφάνεια παρατηρήσεων υπολογίζεται με βάση την ακόλουθη συνάρτηση:

$$p(\mathbf{y}_{f,k}^n | \mathbf{x}_{f,k}^n, \theta_k^n) = \beta_n \cdot \left[\lambda_n \cdot \sum_{m=1}^4 \pi_{R_m} \cdot \mathcal{N}(\mathbf{d}_{R_m} | \mu_{R_m}, \Sigma_{R_m}) \right] \quad (5.16)$$

Υποθέτουμε ότι τα π_{R_m} είναι τα βάρη σημαντικότητας για καθεμία από τις τέσσερις περιοχές, τα οποία τέθηκαν πειραματικά έτσι ώστε οι περιοχές $R1$ & $R4$, οι οποίες συχνά περιλαμβάνουν ακραία σημεία, έχουν μικρότερη σημαντικότητα από τις εσωτερικές περιοχές $R2$ & $R3$. Όλες οι παράμετροι ορίστηκαν πειραματικά.

Τα βάρη κανονικοποιούνται για όλα τα particles $n = 1, \dots, N$ σύμφωνα με τη σχέση:

$$\hat{\omega}_{f,k}^n = \omega_{f,k}^n / \sum_{j=1}^N \omega_{f,k}^j \quad (5.17)$$

Επαναδειγματοληψία

Για την αντιμετώπιση προβλημάτων εκφυλισμού των βαρών και την πτωχοποίηση δειγμάτων [85], κάθε χρονική στιγμή ελέγχουμε εάν το αποτελεσματικό μέγεθος δείγματος $N_e = 1 / \sum_{n=1}^N \hat{\omega}_{f,k}^n$ είναι μικρότερο από το κατώφλι $N_{thr} = N/2$. Εάν ισχύει η προηγούμενη υπόθεση, εφαρμόζουμε τυχαίο περίπατο στις τρέχουσες καταστάσεις των particles οδηγώντας στην απόκτηση νέων particles ${}^* \mathbf{x}_{f,k}^{n|\theta_k^n}$ δοσμένης της δειγματοληφθήσας κατάστασης βάδισης θ_k^n . Εν συνεχεία, αξιολογούμε τα βάρη των νέων particles, σύμφωνα με την Ενότητα 5.2.3, η οποία παρέχει τα νέα βάρη: ${}^* \hat{\omega}_{f,k}^n$. Έχοντας τα προηγούμενα ζεύγη particles και των βαρών τους $(\mathbf{x}_{f,k}^{n|\theta_k^n}, \hat{\omega}_{f,k}^n)$ και τα νέα ζεύγη $({}^* \mathbf{x}_{f,k}^{n|\theta_k^n}, {}^* \hat{\omega}_{f,k}^n)$, εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο Metropolis-Hastings [91]. Με βάση αυτόν τον αλγόριθμο μπορούμε να αποφασίσουμε για το εάν θα αντικαταστήσουμε το $n^{\sigma\tau\omicron}$ ζεύγος $(\mathbf{x}_{f,k}^{n|\theta_k^n}, \hat{\omega}_{f,k}^n)$ με τα νέα δείγματα $({}^* \mathbf{x}_{f,k}^{n|\theta_k^n}, {}^* \hat{\omega}_{f,k}^n)$.

Ύστερη Εκτίμηση

Για την εκτίμηση της ύστερης κατάστασης $p(\mathbf{x}_{f,k} | \mathbf{y}_{f,k})$ (από την περιθώρια ύστερη πιθανότητα της σχέσης (5.3)), βρίσκουμε το particle μέγιστης πιθανοφάνειας, δηλαδή αυτό με το μεγαλύτερο βάρος και έπειτα συλλέγουμε τα 'καλύτερα' particles, δηλαδή αυτά που έχουν βάρος μεγαλύτερο ή ίσο με το 80% του μέγιστου βάρους:

$$s = \arg \max_n [\hat{\omega}_{f,k}^n \geq 0,8 \cdot \max(\hat{\omega}_{f,k}^n)] \quad (5.18)$$

όπου s είναι ο δείκτης των 'καλύτερων' particles, δηλαδή $s \in S \subseteq \{1, \dots, N\}$. Με τον τρόπο αυτό έχουμε ένα δυναμικό σύστημα που παραλείπει particles που πιθανά παρακολουθούν ακραία σημεία που θα μπορούσαν να αλλοιώσουν την ύστερη εκτίμηση, και επομένως λαμβάνουμε εξομαλυμένες εκτιμήσεις. Η ύστερη εκτίμηση κατάσταση

προσεγγίζεται από το σταθμισμένο μέσο των 'καλύτερων' particles:

$$p(\mathbf{x}_{f,k} | \mathbf{y}_{f,k}) = \left(\sum_s \mathbf{x}_{f,k}^s \cdot \hat{\omega}_{f,k}^s \right) / \left(\sum_s \hat{\omega}_{f,k}^s \right) \quad (5.19)$$

□

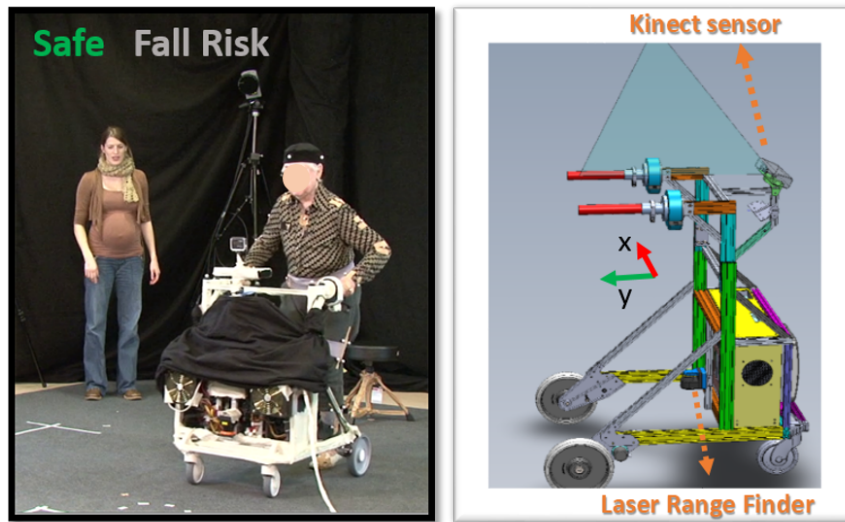
Κεφάλαιο 6

Πρόβλεψη ευστάθειας βάδισης με χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων

Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάζεται μία καινοτόμος τεχνική για την πρόβλεψη σε πραγματικό χρόνο της ευστάθειας βάδισης των ηλικιωμένων χρηστών της έξυπνης ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης χρησιμοποιώντας βαθιά νευρωνικά δίκτυα με την σύμμετρη της RGB-D πληροφορίας με δεδομένα laser από μη παρεμβατικούς και φορητούς αισθητήρες, αλλά ενσωματωμένους στη ρομποτική πλατφόρμα. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιούμε τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα, αρχικά για τον εντοπισμό της πόζας του άνω μέρους του σώματος (δηλ. από τη μέση και πάνω) προκειμένου να υπολογίσουμε και να εκτιμήσουμε χωροχρονικά τη θέση του κέντρου μάζας (Center of Mass- CoM). Παράλληλα από τα δεδομένα laser λαμβάνουμε την επαυξημένη εκτίμηση βάδισης (Κεφ. 5). Εν συνεχεία, προτείνεται ένα βαθύ δίκτυο που βασίζεται σε μία ειδική κατηγορία αναδρομικών νευρωνικών δικτύων, τα Long Short-term Memory (LSTM) δίκτυα, προκειμένου να γίνει πρόβλεψη της ευστάθειας βάδισης ενός ασθενούς, κατηγοριοποιώντας τη βιάσή του ως ασφαλούς ή ασταθούς (ενδεχόμενος κίνδυνος πτώσης) κάθε χρονική στιγμή. Η νέα αυτή μέθοδος για την πρόβλεψη της ευστάθειας βάδισης των χρηστών μιας πλατφόρμας κινητικής υποβοήθησης, των οποίων οι κινητικές δυνατότητες ποικίλουν, κάνοντας χρήση αποκλειστικά μη φορητών αισθητήρων, έχει στόχο να εξοπλίσει το ρομποτικό σύστημα με την απαραίτητη προεידοδοποίηση σε σχέση με επισφαλείς καταστάσεις όπου εντοπίζεται κίνδυνος για πτώση. Αυτή η πληροφορία θα μπορούσε να ενσωματωθεί σε ένα γενικότερο πλαίσιο ρομποτικού ελέγχου με επίγνωση του περιβάλλοντος έτσι ώστε η ρομποτική πλατφόρμα να μπορεί να αποτρέψει τις δυνητικές πτώσεις των χρηστών.

6.1 Σχετική βιβλιογραφία

Η πρόληψη και ο εντοπισμός πτώσεων αποτελούν πολύ σημαντικό πεδίο έρευνας για τον τομέα της ρομποτικής υποβοήθησης [115]. Οι περισσότερες μέθοδοι ελέγχου ρομποτικών πλατφορμών υποβοήθησης στην βιβλιογραφία δεν λαμβάνουν υπόψη την πρόβλεψη και πρόληψη πτώσεων και το ερευνητικό έργο επικεντρώνεται σε θέματα πλοήγησης και αποφυγής εμποδίων [79, 81, 83]. Ωστόσο, υπάρχουν κάποιες στο-



Σχήμα 6.1: Αριστερά: Ηλικιωμένη ασθενής περπατάει με υποστήριξη από τον ρομποτικό βοηθό. Οι προβλεπόμενες καταστάσεις για την ευστάθεια βάδισης είναι Ασφαλής βάδιση Safe ή Κίνδυνος Πτώσης Fall Risk. Δεξιά: CAD σχέδιο της διάταξης με τους αισθητήρες RGB-D και LRF.

χειμμένες μελέτες που ασχολούνται με την ενσωμάτωση στρατηγικών πρόληψης ή εντοπισμού πτώσεων και την διευκόλυνση της κινητικότητας των χρηστών. Στις εργασίες [80, 116] οι συγγραφείς ανέπτυξαν έναν ελεγκτή ενδοτικότητας (admittance control) για έναν παθητικό περιπατητήρα με μια λειτουργικότητα πρόβλεψης πτώσεων, η οποία λαμβάνει υπόψιν τη θέση και ταχύτητα του χρήστη, χρησιμοποιώντας δεδομένα από δύο αισθητήρες LRF. Ο χρήστης μοντελοποιείται ως ένα ενιαίο σώμα συνδέσμων, προκειμένου να υπολογιστεί η θέση του κέντρου βάρους [117], με βάση το οποίο υπολογίζεται η απαραίτητη δύναμη πέδησης στον περιπατητήρα για την πρόληψη πτώσεων. Μια μέθοδος εντοπισμού πτώσεων για ένα ρομποτικό μπαστουίνι παρουσιάζεται στα [118, 119], όπου υπολογίζεται η σημειακή ευστάθεια των ηλικιωμένων, χρησιμοποιώντας φορητούς αισθητήρες στα παπούτσια που παρέχουν τις αντιδράσεις του εδάφους.

Η ευστάθεια βάδισης έχει αναλυθεί περισσότερο με τη χρήση φορητών αισθητήρων [120], όπως οι οπτικοί δείκτες που τοποθετούνται στο ανθρώπινο σώμα προκειμένου να μετρηθεί το κέντρο μάζας και οι θέσεις των πελμάτων [121], αλλά και αισθητήρες δύναμης για το υπολογισμό του κέντρου πίεσης των πελμάτων [122]. Μια ανάλυση για την ευστάθεια βάδισης χρηστών βοηθημάτων περπατήματος περιγράφεται στην εργασία [123]. Αναφορικά με την κατηγοριοποίηση της ευστάθειας βάδισης, μια πρώιμη προσέγγιση μπορεί να βρεθεί στην [124], όπου οι συγγραφείς χρησιμοποιούν τον ανθρώπινο σκελετό που προκύπτει από την RGB-D πληροφορία ενός αισθητήρα Kinect για να εκτελέσουν κατηγοριοποίηση δράσεων για τον εντοπισμό τεσσάρων κλάσεων σε σενάρια ανθρώπινων πτώσεων. Ωστόσο, το σύστημα δοκιμάστηκε μόνο με έναν φυσικοθεραπευτή που εκτέλεσε τα αντίστοιχα πειραματικά σενάρια.

Η εκτίμηση της ανθρώπινης πόζας είναι ένα απαιτητικό ζήτημα εξαιτίας των διαφοροποιήσεων στη διαμόρφωση του ανθρώπινου σώματος, την απόκρυψη μελών κ.ά.

Η ανάπτυξη ισχυρών τεχνικών βαθιάς μάθησης αλλά και η χρήση μεγάλων επισημειωμένων συνόλων δεδομένων σηματοδότησε μια νέα ερευνητική εποχή πάνω σε θέματα εκτίμησης της ανθρώπινης πόζας [125]. Οι περισσότερες προσεγγίσεις προτείνουν λύσεις για την ανίχνευση της 2Δ πόζας από εικόνες με τον εντοπισμό σημείων-κλειδιά ή μελών/τμημάτων του ανθρώπινου σώματος [126, 127] πετυχαίνοντας υψηλή ακρίβεια. Το πρόβλημα της εκτίμησης της 3Δ πόζας είναι ακόμα πιο απαιτητικό [128], αφού οι εντοπιζόμενες πόζες είναι κλιμακούμενες και κανονικοποιημένες. Πρόσφατες έρευνες στοχεύουν να επιλύσουν την αβεβαιότητα στις 2Δ-σε-3Δ αντιστοιχίες μαθαίνοντας 3Δ πόζες από εικόνες [129, 130]. Ένα ακόμα συναφές πεδίο έρευνας είναι η παρακολούθηση της ανθρώπινης πόζας [131], αλλά ενώ οι πρόσφατες μεθοδολογίες επιτυγχάνουν βελτιωμένα επίπεδα ακρίβειας σε σχέση με παλαιότερες μεθόδους και με τη συμβολή της βαθιάς μάθησης, τα υψηλά σφάλματα εκτίμησης καθιστούν τις μεθόδους αυτές μη ικανές να ενσωματωθούν σε ρομποτικές εφαρμογές που απαιτούν υψηλή ακρίβεια και ευρωστία. Μια πρόσφατη εφαρμογή εκτίμησης πόζας σε ρομποτική εφαρμογή αναφέρεται στο [132].

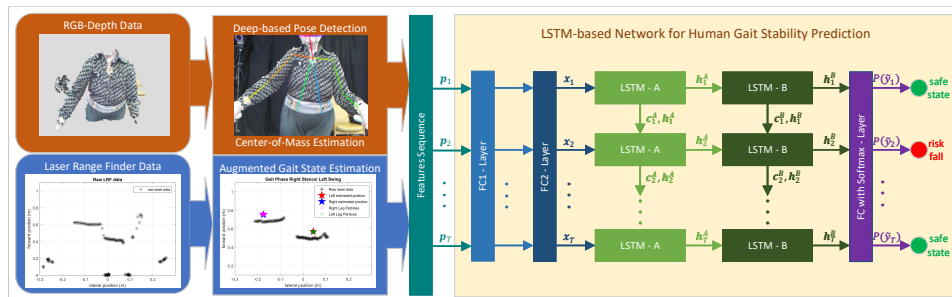
Η συνεισφορά στην παρούσα διατριβή εντοπίζεται στο σχεδιασμό μιας καινοτόμου τεχνικής βασισμένης σε βαθιά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη σε πραγματικό χρόνο της ευστάθειας βάρδισης του ανθρώπου, λαμβάνοντας υπόψη την 3Δ πόζα του άνω μέρους του ανθρώπινου σώματος με την αντίστοιχη εκτίμηση του κέντρου μάζας από αισθητήρα RGB-D και την κατάσταση της ανθρώπινης βάρδισης που εκτιμάται από δεδομένα αισθητήρα LRF. Η προτεινόμενη μέθοδος διαφοροποιείται από τις υπάρχουσες μεθόδους ανάλυσης ευστάθειας βάρδισης, αφού προτείνεται η χρήση ενός δικτύου που βασίζεται σε LSTM για τη σύμμιξη της πολυτροπικής πληροφορίας, προκειμένου να αποκωδικοποιηθεί η κρυφή αλληλεπίδραση του κέντρου μάζας του σώματος με την αντίστοιχη κίνηση των ποδιών και την εκάστοτε φάση βάρδισης, ώστε να προβλεφεί η ευστάθεια βάρδισης των ηλικιωμένων θεωρώντας δύο πιθανές κλάσεις ευστάθειας: ασφαλής και κίνδυνος πτώσης. Το προτεινόμενο μοντέλο με τα LSTM αξιολογήθηκε πειραματικά χρησιμοποιώντας πολυτροπικά δεδομένα από αληθινούς ασθενείς. Για την επιλογή του δικτύου, παρουσιάζεται εν συνεχεία μια διερευνητική μελέτη αναφορικά με την αρχιτεκτονική του δικτύου, την επιλογή υπερπαραμέτρων και τη σύγκριση του επιλεγόμενου δικτύου έναντι βασικών μεθόδων ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητα του LSTM δικτύου να παρέχει ασφαλείς προβλέψεις για την ευστάθεια της ανθρώπινης βάρδισης, ενώ δίνει τη δυνατότητα ενσωμάτωσης σε ένα γενικότερο πλαίσιο ανθρωποκεντρικού ελέγχου ως ένας συναγερμένος επικείμενων πτώσεων των ηλικιωμένων χρηστών της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης.

6.2 Ευστάθεια Ανθρώπινης Βάρδισης

Κατά τη διάρκεια της βάρδισης το σώμα βρίσκεται σε διαρκή κατάσταση αστάθειας [133]. Η ευστάθεια βάρδισης περιγράφεται από την αλληλεπίδραση της θέσης και της ταχύτητας του κέντρου μάζας σε σχέση με τη βάση στήριξης (Base of Support -BoS) στο οριζόντιο επίπεδο. Η βάση στήριξης είναι το νοητό παραλληλόγραμμο που ορίζεται από την επαφή τουλάχιστον ενός από τα πόδια με το έδαφος. Κατά τη διάρκεια της διπλής στήριξης η βάση στήριξης καλύπτει τη μέγιστη δυνατή επιφάνεια, ενώ στις φάσεις μονής στήριξης (ένα πόδι σε φάση στάσης και το άλλο σε φάση αιώρησης) η βάση στήριξης καταλαμβάνει την ελάχιστη δυνατή επιφάνεια. Στον κλάδο της Βιοϊατρικής μηχανικής θεωρείται ότι ένα μοντέλο ανάστροφου εκκρεμούς είναι ικανό να περιγράψει την αλληλεπίδραση του κέντρου μάζας με τη βάση στήριξης [134].

Όταν η προβολή του κέντρου μάζας βρίσκεται εντός του επιπέδου της βάσης στήριξης το σώμα είναι ευσταθές. Ωστόσο, κατά την βάδιση το κέντρο μάζας βρίσκεται εκτός του επιπέδου που ορίζεται από τη βάση στήριξης για τις φάσεις στήριξης ενός ποδιού, δηλαδή για το μεγαλύτερο χρονικό διάστημα σε έναν κύκλο βάδισης. Κάθε επαφή του ποδιού με το έδαφος, το οποίο σηματοδοτεί την έναρξη ενός νέου κύκλου βάδισης, εμποδίζει την ενδεχόμενη πτώση [121]. Ένας δείκτης ευστάθειας του ανθρώπου είναι η απόσταση του κέντρου μάζας από τα όρια της βάσης στήριξης, το οποίο είναι επίσης το μέτρο ευστάθειας που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα μελέτη ευστάθειας.

Όταν το κέντρο μάζας βρίσκεται εντός των ορίων που ορίζεται από τη βάση στήριξης, η αντίστοιχη απόστασή τους ονομάζεται περιθώριο ευστάθειας και όταν το κέντρο μάζας βρίσκεται εκτός των ορίων της βάσης στήριξης η απόσταση ονομάζεται απόσταση διαχωρισμού. Οι τιμές των αποστάσεων αυτών είναι ενδεικτικές της ευστάθειας ενός ατόμου ενώ περπατά. Παρά το γεγονός ότι ένας άνθρωπος υποστηριζόμενος από ένα βοήθημα βάδισης έχει μια διευρυμένη βάση στήριξης, τα αναφερθέντα υψηλά περιστατικά πτώσης των χρηστών βοηθημάτων βάδισης [135], μαζί με το γεγονός ότι οι χρήστες συχνά αποδεσμεύουν τα χέρια τους από τον βοηθό βάδισης για να εκτελέσουν διάφορες ενέργειες, οδήγησε στη θεώρηση της γενικευμένης έννοιας της ανθρωποκεντρικής βάσης στήριξης σε αυτή τη συγκεκριμένη μελέτη.



Σχήμα 6.2: Γενική εικόνα της προτεινόμενης μεθόδου με βάση δίκτυα LSTM για την πρόβλεψη της ευστάθειας της ανθρώπινης βάδισης ηλικιωμένων χρηστών της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης.

6.3 Μεθοδολογία

Στο Σχ. 6.2 παρουσιάζεται η γενική δομή του προτεινόμενου πλαισίου πρόβλεψης της ευστάθειας της ανθρώπινης βάδισης με χρήση δικτύων LSTM. Η προτεινόμενη μέθοδος χρησιμοποιεί πολιτροπικά δεδομένα από αισθητήρες RGB-D και LRF. Τα δεδομένα RGB-D χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση της ανθρώπινης πόζας και έπειτα την εκτίμηση της θέσης του κέντρου μάζας CoM. Τα δεδομένα LRF χρησιμοποιούνται στο πλαίσιο επαυξημένης εκτίμησης κατάστασης βάδισης IMM-PDA-PF για την εκτίμηση της θέσης των ποδιών και της αντίστοιχης φάσης βάδισης (βλ. §5).

Αυτές οι ανθρωποκεντρικές κινηματικές παράμετροι συνιστούν τα χαρακτηριστικά του δικτύου που βασίζεται σε LSTM για την πρόβλεψη της ευστάθειας βάδισης κάθε χρονική στιγμή, χρησιμοποιώντας μια δυαδική περιγραφή της κατάστασης του χρήστη ως "ασφαλούς" (safe) ή κατάστασης με "κινδύνο πτώσης" (fall risk). Στη συ-

νέχεια περιγράφονται τα στοιχεία που απαρτίζουν το προτεινόμενο νευρωνικό δίκτυο, τα χαρακτηριστικά εισόδου και την έξοδο του δικτύου.

6.3.1 Διάνυσμα Χαρακτηριστικών Εισόδου

Εκτίμηση επαυξημένης κατάστασης βάδισης

Η εκτίμηση επαυξημένης κατάστασης βάδισης [136] με χρήση δεδομένων laser περιγράφεται στο κεφ. §5. Από την μέθοδο αυτή λαμβάνεται κάθε χρονική στιγμή t η επαυξημένη κατάσταση βάδισης s_t^{gait} του χρήστη: $s_t^{gait} = [x^l \ y^l \ x^r \ y^r \ \theta]^T$ όπου x, y οι καρτεσιανές συντεταγμένες της θέσης των ποδιών, με l, r αναφερόμαστε στο αριστερό (left) και στο δεξί (right) πόδι αντίστοιχα και με θ συμβολίζεται η αντίστοιχη φάση βάδισης. Το διάνυσμα κατάστασης s_t^{gait} αποτελεί μέρος της εισόδου του δικτύου LSTM (Σχ. 6.2).

Εντοπισμός ανθρώπινης πόζας με βαθειά μάθηση και εκτίμηση του κέντρου μάζας

Για τον εντοπισμό της πόζας του άνω μέρους του σώματος, χρησιμοποιούνται οι RGB εικόνες και οι αντίστοιχοι χάρτες βάθους που παρέχονται από τον αισθητήρα Kinect, οποίος είναι προσαρτημένος πάνω στον περιπατητήρα, όπως φαίνεται και στην εικόνα Σχ. 6.1. Οι 2Δ θέσεις των σημείων κλειδιών του σκελετού ανιχνεύονται με την χρήση της βιβλιοθήκης βαθειάς μάθησης Open Pose (OP) [127] με χρήση σταθερών βαρών από το προεκπαιδευμένο δίκτυο. Το OP χρησιμοποιεί μία εκ των κάτω προς τα πάνω αναπαράσταση των συσχετίσεων των θέσεων και των προσανατολισμών των άκρων μέσω των εικόνων και ένα διακλαδικό νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών συνελίξεων για την πρόβλεψη των 2Δ θέσεων των σημείων κλειδιών.

Η τρίτη διάσταση των θέσεων των σημείων κλειδιών επιτυγχάνεται με χρήση των χαρτών βάθους. Οι χάρτες βάθους πρέπει να μετασχηματιστούν στο επίπεδο της εικόνας χρησιμοποιώντας τη μήτρα βαθμονόμησης της κάμερας. Για το σκοπό αυτό εφαρμόσαμε τη μέθοδο που αναφέρεται στην εργασία [132].

Παρά την υψηλή απόδοση της μεθόδου OP, εξαιτίας της εγγύτητας του ανθρώπινου σώματος προς τον αισθητήρα Kinect υπάρχουν αρκετές αποκρύψεις τμημάτων του σώματος, όπως το κεφάλι ή μεγάλο μέρος των βραχιόνων, από το οπτικό πεδίο της κάμερας (Σχ. 6.2), ή ακόμα και εξαιτίας της υψηλής ανακλαστικότητας λόγω του περιβάλλοντος φωτός, προκαλώντας σε πολλές περιπτώσεις απώλειες ή λανθασμένες ανιχνεύσεις της ανθρώπινης πόζας. Επομένως, απαιτείται παρακολούθηση μέσω στοχαστικών φίλτρων. Ως εκ τούτου, όποτε εντοπίζεται η ανθρώπινη πόζα, χρησιμοποιούμε τα σημεία-κλειδιά του κορμού για να υπολογίσουμε τη 3Δ θέση του κέντρου του κορμού, ως τη μέση τιμή των σημείων-κλειδιών. Από την πειραματική ανάλυση των δεικτών κίνησης που χρησιμοποιούνται ως δεδομένα αληθείας (Ground Truth - GT), μοντελοποιήσαμε το άνω μέρος του σώματος ως ένα ελλειψοειδές στο κέντρο του οποίου θεωρούμε ότι βρίσκεται CoM. Χρησιμοποιούμε τα στατιστικά στοιχεία σχετικά με την προσάρτηση του ελλειψοειδούς στα διάφορα πειραματικά δεδομένα σε σχέση με τη θέση του κέντρου του κορμού από τα σημεία-κλειδιά της πόζας, έτσι ώστε να μετασχηματιστεί το κέντρο του κορμού σε μια θέση που αντιπροσωπεύει το πραγματικό CoM. Τελικά, η εκτιμώμενη θέση του CoM μετασχηματίζεται από το πλαίσιο συντεταγμένων της κάμερας στο πλαίσιο του ρομπότ.

Οι θέσεις αυτές του CoM αποτελούν τις παρατηρήσεις ενός Unscented Kalman Filter (UKF) που παρακολουθεί και εκτιμά την κατάσταση του CoM στον χρόνο. Το

UKF εξυπηρετεί πολλαπλούς σκοπούς: (α) αρχικά μοντελοποιεί και προβλέπει τη μη-γραμμική κίνηση του CoM [96, 137], (β) φιλτράρει τις θορυβώδεις παρατηρήσεις, (γ) αντισταθμίζει τις διαφορετικές συχνότητες λήψης μετρήσεων από τους αισθητήρες Kinect και LRF (ο αισθητήρας LRF παρέχει μετρήσεις σε υψηλότερη συχνότητα από τον αισθητήρα Kinect), παρέχοντας προβλέψεις για την κατάσταση του CoM κατά τη διάρκεια των περιόδων όταν ο οπτικός αισθητήρας δεν παρέχει μετρήσεις και (δ) παρέχει εκτιμήσεις για το CoM όταν απορρίπτουμε μετρήσεις ως μη αποδεκτές.

Η μέθοδος παρακολούθησης ακολουθεί την γνωστή τεχνική της πρόβλεψης και διόρθωσης του UKF, όπως περιγράφονται στο [138]. Το μοντέλο κίνησης του CoM περιλαμβάνει τις ακόλουθες κινηματικές εξισώσεις:

$$\begin{aligned} q_t^x &= q_{t-1}^x + v_{t-1} \cdot \cos(\omega_{t-1}^z \cdot \Delta t) \cdot \Delta t \\ q_t^y &= q_{t-1}^y + v_{t-1} \cdot \sin(\omega_{t-1}^z \cdot \Delta t) \cdot \Delta t \\ v_t &= v_{t-1} + \eta_v \\ \omega_t^z &= \omega_{t-1}^z + \eta_{\omega^z} \end{aligned} \quad (6.1)$$

όπου t συμβολίζει το διακριτό χρόνο, q_t^x, q_t^y είναι η θέση του CoM, v_t, ω_t^z είναι η γραμμική και γωνιακή ταχύτητα αντίστοιχα, Δt είναι το χρονικό διάστημα στο οποίο κάνουμε προβλέψεις και η_v, η_{ω^z} είναι οι θόρυβοι για τη γραμμική και γωνιακή ταχύτητα μοντελοποιημένοι ως γκαουσιανός λευκός θόρυβος μηδενικής μέσης τιμής με τυπικές αποκλίσεις $\sigma_v = 0.98$ m/sec και $\sigma_{\omega^z} = 1.88$ rad/sec, αντίστοιχα, στοιχεία τα οποία μετρήθηκαν με βάση τα δεδομένα από τους οπτικούς δείκτες.

Το γραμμικό μοντέλο παρατηρήσεων στο UKF λαμβάνει υπόψιν μόνο τις εντοπισμένες θέσεις q_t^x, q_t^y του CoM. Στο μοντέλο παρατηρήσεων, τα αντίστοιχα διανύσματα θορύβου έχουν επίσης μοντελοποιηθεί ως γκαουσιανός λευκός θόρυβος με τυπικές αποκλίσεις 0.15m για το q^x και 0.2m για το q^y , τα οποία υπολογίστηκαν πειραματικά (παρατηρήθηκε μεγαλύτερη μεταβλητότητα για την παράμετρο q^y από τους χάρτες βάθους). Μόνο τη εκτιμώμενη θέση του CoM που παρέχεται από το UKF εισέρχονται στο δίκτυο LSTM (Σχ. 6.2). Ας συμβολίσουμε το διάνυσμα ενδιαφέροντος του CoM ως: $\mathbf{s}_t^{CoM} = [q^x \quad q^y]^T$.

6.3.2 Δίκτυο βασισμένο στα LSTM για την πρόβλεψη της ευστάθειας βάδισης

Για την πρόβλεψη της ευστάθειας βάδισης χρησιμοποιούμε μια αρχιτεκτονική βασισμένη στα Νευρωνικά Δίκτυα (ΝΔ) και ιδιαίτερος σε δίκτυα LSTM [139]. Το LSTM αποτελεί ένα αναδρομικό ΝΔ. Το LSTM μαθαίνει αποτελεσματικά μακρυπρόθεσμες εξαρτήσεις στα δεδομένα με την χρήση κελιών μνήμης c_t , τα οποία επιτρέπουν στο δίκτυο να μάθει πότε να ξεχάσει παλαιότερες κρυφές καταστάσεις και πότε να ανανεώσει τις κρυφές καταστάσεις δεδομένων νέων πληροφοριών. Το όλο δίκτυο είναι ένα μοντέλο σειριακής κωδικοποίησης-αποκωδικοποίησης, λαμβάνοντας υπόψιν μόνο τις πρώτες παρατηρήσεις για να κάνει προβλέψεις. Το δίκτυο πρόβλεψης αποτελεί από δύο Πλήρως Συνδεδεμένα (Fully Connected - FC) επίπεδα, ακολοθούμενα από δύο επίπεδα LSTM και ένα τελευταίο FC ακολοθούμενο από το επίπεδο εξόδου με μια συνάρτηση ενεργοποίησης Softmax Σχ. 6.2).

Αναπαράσταση εισόδου: Έστω $\mathbf{p}_t = [\mathbf{s}_t^{CoM} \quad \mathbf{s}_t^{gait}]$ οι τυποποιημένες παρατηρήσεις (με μηδενική μέση τιμή και μοναδιαία διακύμανση) σε κάθε χρονική στιγμή t και $\{\mathbf{p}_t\}_1^T$ η ακολουθία των παρατηρήσεών μας σε ένα χρονικό παράθυρο μήκους T . Οι παρατηρήσεις αυτές μετασχηματίζονται σε εισόδους των επιπέδων LSTM $\{\mathbf{x}_t\}_1^T$

ύστερα από τα δύο πρώτα επίπεδα FC:

$$\mathbf{x}_t = \rho(\mathbf{W}_{FC2} \cdot \rho(\mathbf{W}_{FC1} \cdot \mathbf{p}_t + \mathbf{b}_{FC1}) + \mathbf{b}_{FC2}), \quad (6.2)$$

όπου \mathbf{W}_{FC1} , \mathbf{W}_{FC2} και \mathbf{b}_{FC1} , \mathbf{b}_{FC2} είναι τα βάρη και οι πόλωσης των δύο γραμμικών επιπέδων και $\rho(\cdot)$ είναι μια συνάρτηση ενεργοποίησης (Rectified Linear Unit - ReLU), η οποία ορίζεται ως $\rho(\mu) = \max(0, \mu)$. Αυτά τα δύο FC επίπεδα παίζουν το ρόλο του κωδικοποιητή των δεδομένων, βοηθώντας έτσι στην κωδικοποίηση της μη γραμμικής σχέσης του CoM και των ποδιών για τον εντοπισμό των ασταθειών. Με τον τρόπο αυτό, μαθαίνουμε έναν στατικό μετασχηματισμό ώστε να βρούμε μία καλύτερη αναπαράσταση των παρατηρήσεων προτού τροφοδοτηθούν στα επίπεδα LSTM, τα οποία με την σειρά τους μοντελοποιούν τις χρονικές εξαρτήσεις.

Μονάδα LSTM: Κάθε LSTM αποτελείται από μία πύλη εισόδου (input gate) \mathbf{i} , μια πύλη διαμόρφωσης εισόδου (modulation input gate) \mathbf{g} , ένα κελί μνήμης (memory cell) \mathbf{c} , μια πύλη λήθης (forget gate) \mathbf{f} και μια πύλη εξόδου (output gate) \mathbf{o} . Το LSTM λαμβάνει τις μετασχηματισμένες εισόδους από το προηγούμενο επίπεδο του δικτύου \mathbf{x}_t κάθε χρονική στιγμή t , τις προηγούμενες εκτιμήσεις για τις κρυφές καταστάσεις \mathbf{h}_{t-1} και τις καταστάσεις των κελιών μνήμης \mathbf{c}_{t-1} , προκειμένου να ανανεώσουν τις δικές τους καταστάσεις μέσω των ακόλουθων εξισώσεων:

$$\begin{aligned} \mathbf{i}_t &= \sigma(\mathbf{W}_{xi}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hi}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_i) \\ \mathbf{f}_t &= \sigma(\mathbf{W}_{xf}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hf}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_f) \\ \mathbf{o}_t &= \sigma(\mathbf{W}_{xo}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{ho}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_o) \\ \mathbf{g}_t &= \phi(\mathbf{W}_{xg}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hg}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_g) \\ \mathbf{c}_t &= \mathbf{f}_t \odot \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t \odot \mathbf{g}_t \\ \mathbf{h}_t &= \mathbf{o}_t \cdot \phi(\mathbf{c}_t) \end{aligned} \quad (6.3)$$

όπου περιγράφονται οι περιγράφονται οι εξισώσεις για τις τέσσερις πύλες: η πύλη εισόδου $\mathbf{i}_t \in \mathbb{R}^N$, η πύλη λήθης $\mathbf{f}_t \in \mathbb{R}^N$, η πύλη εξόδου $\mathbf{o}_t \in \mathbb{R}^N$, η πύλη διαμόρφωσης εισόδου $\mathbf{g}_t \in \mathbb{R}^N$ που διαμορφώνει το κελί μνήμης $\mathbf{c}_t \in \mathbb{R}^N$ και την κρυφή κατάσταση $\mathbf{h}_t \in \mathbb{R}^N$ με N κρυφές μονάδες. Το σύμβολο \odot αντιστοιχεί στον κατά στοιχείο πολλαπλασιασμό, η συνάρτηση $\sigma: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$, $\sigma(\mu) = \frac{1}{1+e^{-\mu}}$ είναι η μη-γραμμική σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης και $\phi: \mathbb{R} \rightarrow [-1, 1]$, $\phi(\mu) = \frac{e^{\mu} - e^{-\mu}}{e^{\mu} + e^{-\mu}}$ είναι η μη-γραμμική συνάρτηση υπερβολικής εφαιπτομένης. Τα \mathbf{W}_{xn} , \mathbf{W}_{hn} , με $n = \{i, f, o, g\}$ είναι οι πίνακες βαρών για τις εισόδους και τις αναδρομικές συνδέσεις κάθε πύλης και τα \mathbf{b}_n αντιστοιχούν στα διανύσματα πόλωσης κάθε πύλης. Οι παράμετροι των \mathbf{W}_{xn} , \mathbf{W}_{hn} και \mathbf{b}_n μαθαίνονται κατά την εκπαίδευση του ΝΔ.

Στο τελευταίο επίπεδο (Σχ. 6.2), εκτιμούμε τις κλάσεις της ευστάθειας βάρδισης y_t κάθε χρονική στιγμή t , $y_t \in [0, 1]$, όπου '0' αντιστοιχεί στην ασφαλή κλάση βάρδισης και '1' αντιστοιχεί στην κλάση κινδύνου πτώσης, μαθαίνοντας έναν γραμμικό μετασχηματισμό από τις κρυφές καταστάσεις \mathbf{h}_t στις καταστάσεις εξόδου $\tilde{\mathbf{y}}_t$, που περιγράφεται ως εξής: $\tilde{\mathbf{y}}_t = \mathbf{W}_{hy}\mathbf{h}_t + \mathbf{b}_y$, όπου \mathbf{W}_{hy} είναι ο πίνακας βαρών και \mathbf{b}_y το διάνυσμα πόλωσης του επιπέδου εξόδου του ολικού δικτύου. Έπειτα, υπολογίζεται η πιθανότητα του να βρισκόμαστε στην κατάσταση κινδύνου πτώσης υπολογίζεται από την συνάρτηση softmax:

$$P(y_t = 1 | \{\mathbf{p}_\tau\}_1^t; \mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{e^{\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}}}{e^{\tilde{\mathbf{y}}_{t,0}} + e^{\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}}}, \quad (6.4)$$

όπου \mathbf{W} , \mathbf{b} αντιστοιχούν στις εκπαιδευόμενες παραμέτρους του ολικού δικτύου και $\{\mathbf{p}_\tau\}_1^t$ είναι οι παρατηρήσεις μέχρι τη στιγμή t .

□

Κεφάλαιο 7

Έλεγχος συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ προσαρμοζόμενης στο χρήστη

Στο τελευταίο κεφάλαιο των μεθοδολογιών που εξετάστηκαν και αναπτύχθηκαν στην παρούσα διατριβή, θα αναλυθούν δύο προσεγγίσεις ελέγχου του ρομποτικού βοηθού με στόχο την προσαρμογή του στον τρόπο βάδισης και τα παθολογικά χαρακτηριστικά του εκάστοτε χρήστη. Η πρώτη μεθοδολογία αναφέρεται σε ένα νόμο ελέγχου για τη συζευγμένη πλοήγηση ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό, λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά βάδισης του χρήστη για την ταξινόμηση του χρήστη σε κλάσεις παθολογικής βάδισης και την αντίστοιχη προσαρμογή των παραμέτρων ελέγχου του ρομποτικού βοηθού, ώστε να διατηρείται μια επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού και ένας επιθυμητός σχετικός προσανατολισμός. Η δεύτερη μεθοδολογία αναφέρεται σε ένα σύστημα ελέγχου με βάση την ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning), όπου ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο μοντελοποιεί την πολιτική ελέγχου του ρομποτικού βοηθού λαμβάνοντας υπόψη την πρόθεση του ανθρώπου για το πώς θα ήθελε να κινηθεί μελλοντικά με βάση το ιστορικό των προηγούμενων τροχιών βάδισης του.

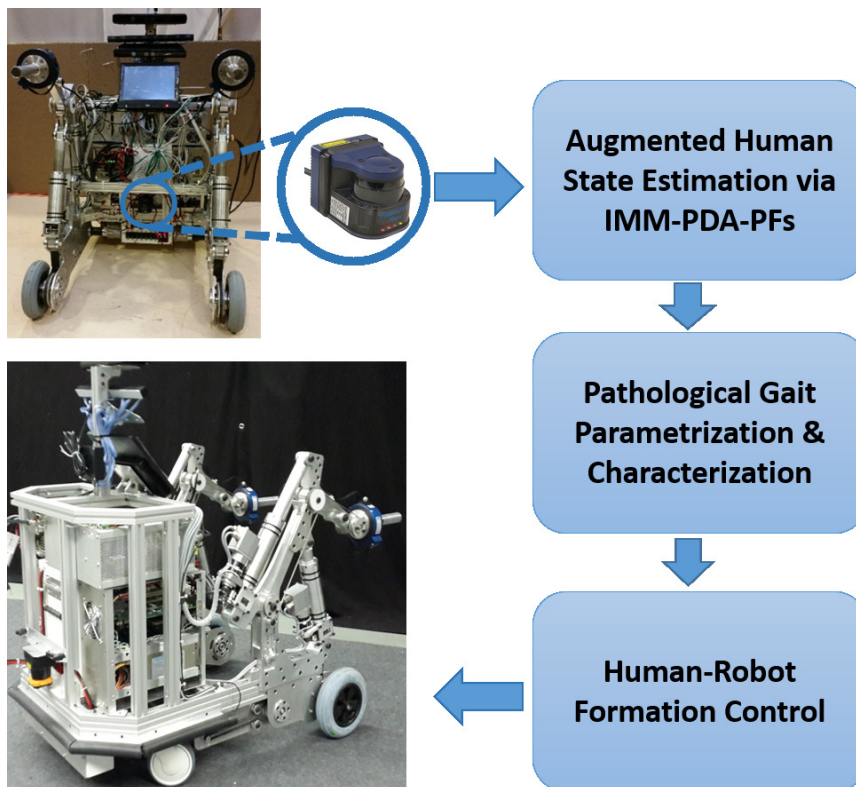
7.1 Έλεγχος συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό

Η πρώτη μεθοδολογία ελέγχου που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας διατριβής είναι μια στρατηγική ελέγχου για τη ρομποτική πλατφόρμα κινηματικής υποβοήθησης προσαρμοζόμενη στο χρήστη, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα από τον αισθητήρα λέιζερ που ανιχνεύει την κίνηση των ποδιών του χρήστη. Η προτεινόμενη στρατηγική ελέγχου αποτελείται από τρεις επιμέρους μονάδες. Στην πρώτη μονάδα χρησιμοποιείται η μεθοδολογία IMM-PDA-PF (βλ. §5), η οποία παρέχει την παρακολούθηση των ποδιών του χρήστη αλλά και την ταυτόχρονη αναγνώριση των φάσεων βάδισης. Η πληροφορία αυτή παρέχεται στη δεύτερη μονάδα, όπου υπολογίζονται παράμετροι βάδισης με την ολοκλήρωση κάθε κύκλου βάδισης. Οι παράμετροι αυτές αποτελούν το διάλυμα χαρακτηριστικών για έναν ταξινομητή που κατηγοριοποιεί τον χρήστη σε συγκεκριμένες κλάσεις παθολογικής βαδισής, οι οποίες σχετίζονται με την επι-

κινδυνότητα πτώσης του χρήστη. Εν συνεχεία, οι παράμετροι αυτές καθώς και η αντίστοιχη κατηγοριοποίηση του χρήστη χρησιμοποιούνται στο επόμενο επίπεδο του συστήματος, το οποίο υλοποιεί έναν ελεγκτή της συζευγμένης κίνησης ανθρώπου-ρομπότ, προκειμένου να προσαρμόζεται η συστοιχία ανθρώπου - ρομπότ, επιλέγοντας τις κατάλληλες παραμέτρους για τον ελεγκτή.

7.1.1 Σχετική Βιβλιογραφία αναφορικά με τον συζευγμένο έλεγχο πλοήγησης ανθρώπου-ρομποτικού βοηθού

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει, οι ρομποτικοί βοηθοί υποβοήθησης οφείλουν να έχουν ως στόχο τόσο την κινηματική βοήθεια κατά τη βάρδιση, την υποστήριξη της στάσης του σώματος και την ευστάθεια, αλλά και την παρακολούθηση της αποκατάστασης [140].



Σχήμα 7.1: Γενική αρχιτεκτονική ενός συστήματος ελέγχου προσαρμοζόμενου στον χρήστη που αναπτύχθηκε για την απεικονιζόμενη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης, η οποία αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του Ευρωπαϊκού έργου MOBOT, και η οποία είναι εξοπλισμένη με αισθητήρα λέιζερ με στόχο την καταγραφή των δεδομένων βάρδισης του χρήστη (κάτω από το επίπεδο του γόνατος).

Για ένα ρομποτικό βοηθό που στοχεύει στην υποστήριξη ασθενών με διαφορετική κατάσταση κινητικότητας και βοηθά επίσης την πρόδό τους στην αποκατάσταση, η προσαρμοστικότητα ανά χρήστη είναι ιδιαίτερως σημαντική. Αυτό σημαίνει ότι

ένα σύστημα υποβοήθησης θα πρέπει να είναι σε θέση να αξιολογεί την κατάσταση κινητικότητας του χρήστη και να προσαρμόζει αναλόγως τις δράσεις υποβοήθησης. Ένας έξυπνος ρομποτικός βοηθός θα πρέπει επίσης να εξυπηρετεί τους σκοπούς της ιατρικής παρακολούθησης, συμβάλλοντας στην πρόοδο της κινητικής αποκατάστασης και στην πρόληψη της πτώσης των ασθενών.

Στη σχετική βιβλιογραφία, υπάρχουν στρατηγικές ελέγχου για βοηθούς κινητικής υποβοήθησης, όπως για παράδειγμα συστήματα προσαρμοστικού ελέγχου σύνθετης μηχανικής ενδοτικότητας (admittance control) [79]. Στην εργασία [80] παρουσιάζεται ένας ελεγκτής σύνθετης μηχανικής ενδοτικότητας, για έναν παθητικό περιπατητήρα, λαμβάνοντας υπόψη τη θέση και την ταχύτητα του χρήστη, χρησιμοποιώντας μετρήσεις από αισθητήρα λέιζερ. Μια στρατηγική ελέγχου που χρησιμοποιεί ως είσοδο τις γραμμικές/γωνιακές ταχύτητες και τον προσανατολισμό του ανθρώπου και του περιπατητήρα, χρησιμοποιώντας δεδομένα από αισθητήρες δύναμης/ροπής, από ένα λέιζερ τοποθετημένο στον περιπατητήρα και από μία φορητή από το χρήστη μονάδα μέτρησης αδράνειας (Inertial Measurement Unit - IMU), παρουσιάζεται στην [81]. Ένας ελεγκτής σχηματισμού παρουσιάστηκε στην εργασία [141] με στόχο την ασφαλή πλοήγηση ατόμων με προβλήματα όρασης, χρησιμοποιώντας ως είσοδο το νέφος σημείων από την κάμερα που κατέγραφε την κίνηση των ατόμων. Ένας από κοινού προσαρμοστικός έλεγχος για ένα ρομποτικό βοηθό παρουσιάζεται στο [83], χρησιμοποιώντας ως είσοδο τα δεδομένα από τους αισθητήρες δύναμης/ροπής στις λαβές του βοηθού και τα δεδομένα ενός λέιζερ που ανίχνευε τα περιβάλλοντα εμπόδια. Ωστόσο, στην εργασία [112] παρουσιάσαμε σημαντικά συμπεράσματα σχετικά με την επίδραση διαφορετικών σχημάτων ελέγχου στην κατάσταση βάδισης διαφορετικών ασθενών, επικυρώνοντας πειραματικά την επίδραση γενικών σχημάτων ελέγχου στην απόδοση της βάδισης των ασθενών, και ιδιαίτως σε σχέση με την ιατρική κατηγοριοποίησή τους (βαθμολογία POMA [142]). Με την εκτίμηση ορισμένων παραμέτρων βάδισης, δείξαμε ότι τα άτομα με χαμηλή και μέτρια κινητικότητα επηρεάστηκαν αρνητικά, ενώ τα άτομα με υψηλότερη κινητικότητα δεν φαίνεται να παρουσιάζουν σημαντική αλλαγή στη βάδισή τους και ως εκ τούτου δικαιολογήσαμε την ανάγκη ενσωμάτωσης της μεθόδου αξιολόγησης βάδισης στο σχεδιασμό της στρατηγικής ελέγχου της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης.

Ως εκ τούτου, προτείναμε την υλοποίηση ενός ρομποτικού ελέγχου προσαρμοζόμενου στον χρήστη, με στόχο να καλύψουμε τις ειδικές ανάγκες ατόμων με διαφορετικά κινητικά προβλήματα, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα από τον αισθητήρα λέιζερ, που είναι τοποθετημένος στον ρομποτικό βοηθό, όπως φαίνεται στο Σχ. 7.1, για την παρακολούθηση του χρήστη. Η μέθοδος εκτίμησης της επαυξημένης κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης (βλ. κεφ. §5), παρέχει αξιόπιστη παρακολούθηση των ποδιών του χρήστη αλλά και την ταυτόχρονη εκτίμηση των φάσεων βάδισης σε πραγματικό χρόνο. Εν συνεχεία ένα σύστημα παραμετροποίησης και χαρακτηρισμού της παθολογικής βάδισης, εξάγει τις παραμέτρους κάθε κύκλου βάδισης και τις χρησιμοποιεί για να ταξινομήσει τον εκάστοτε ασθενή σε παθολογική κατηγορία, η οποία σχετίζεται με τον κίνδυνο πτώσης. Σε αυτό το πλαίσιο, η αξιολόγηση βάδισης ενεργοποιεί σε πραγματικό χρόνο βοηθητικές δράσεις από τον ρομποτικό περιπατητήρα, όπως για παράδειγμα την προσαρμογή της ταχύτητας, την προσέγγιση του ασθενούς λόγω των αλλαγών στα χαρακτηριστικά βάδισής του, κ.λ.π. Προτείνουμε, λοιπόν, στο παρόν κεφάλαιο έναν ελεγκτή σχηματισμού ανθρώπου-ρομπότ που προσαρμόζεται στον χρήστη, ο οποίος χρησιμοποιεί ως είσοδο την κινηματική κατάσταση των ποδιών του χρήστη, τις αντίστοιχες παραμέτρους κάθε κύκλου βάδισης και την παθολογική κατηγορία του χρήστη, ώστε να ορίσουμε τις κατάλληλες μεταβλητές για το σύστημα

ανθρώπου-ρομπότ.

7.1.2 Αρχιτεκτονική Ελέγχου

Το Σχ. 7.1 παρουσιάζει συνοπτικά την προτεινόμενη στρατηγική ελέγχου για τον ρομποτικό βοηθό. Τα δεδομένα παρέχονται από το λείζερ που ανιχνεύει τα πόδια και είναι τοποθετημένο πάνω στη ρομποτική πλατφόρμα. Τα δεδομένα επεξεργάζονται στο υψηλότερο επίπεδο από τη μονάδα επαυξημένης εκτίμησης ανθρώπινης βάρδισης (Augmented Human State Estimation, βλ. κεφ. §5) για την παρακολούθηση των ποδιών του χρήστη και την εκτίμηση της φάσης βάρδισης σε πραγματικό χρόνο. Αυτές οι πληροφορίες χρησιμοποιούνται στο επόμενο επίπεδο για τον χαρακτηρισμό της παθολογικής κατάστασης του χρήστη (Pathological Gait Characterization), χρησιμοποιώντας τις πληροφορίες από την εκτίμηση των φάσεων βάρδισης και τον υπολογισμό παραμέτρων βάρδισης. Κάθε φορά που ολοκληρώνεται ένας κύκλος βάρδισης, υπολογίζονται συγκεκριμένες παράμετροι βάρδισης, οι οποίες αποτελούν το διάνυσμα ενός ταξινομητή που κατηγοριοποιεί τον τρέχοντα κύκλο βάρδισης σε μια συγκεκριμένη κατηγορία παθολογικής βάρδισης. Τα δύο ανώτερα επίπεδα τροφοδοτούν την τελευταία μονάδα που περιλαμβάνει έναν ελεγκτή σχηματισμού ανθρώπου-ρομπότ. Ο επιθυμητός σχηματισμός συσχετίζεται με την παθολογική κλάση, η οποία μαζί με την κατάσταση και τις παραμέτρους βάρδισης χρησιμοποιούνται για τον ορισμό των κατάλληλων παραμέτρων ελέγχου για το σύστημα ανθρώπου-ρομπότ, προκειμένου να επιτύχουμε έναν έλεγχο προσαρμοζόμενο στον χρήστη για τη ρομποτική πλατφόρμα υποδοχής.

Εκτίμηση Επαυξημένης Κατάστασης Ανθρώπινης Βάρδισης

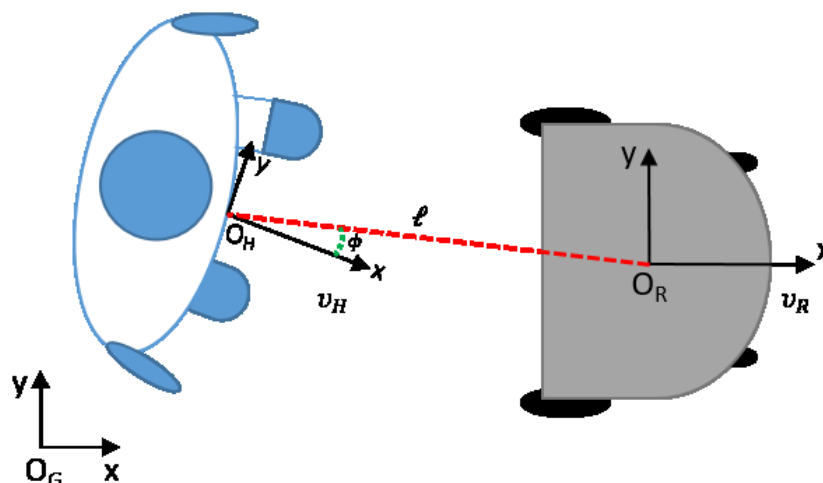
Η μεθοδολογία για την εκτίμηση της επαυξημένης κατάστασης ανθρώπινης βάρδισης έχει αναλυθεί εκτενώς στο κεφάλαιο §5, στο οποίο παραπέμπεται ο αναγνώστης. Συνοπτικά, αξίζει να αναφερθεί ότι η μέθοδος αυτή εκτιμά την κινηματική κατάσταση των ποδιών του ασθενούς και ταυτόχρονα εκτιμά την φάση βάρδισης την εκάστοτε χρονική στιγμή.

Παραμετροποίηση και Χαρακτηρισμός Παθολογικής Βάρδισης

Σκοπός μας είναι να προσαρμόσουμε την κίνηση του ρομποτικού βοηθού στις ανάγκες και την παθολογική κατάσταση του εκάστοτε χρήστη. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποιούμε τα αποτελέσματα της εκτίμησης της επαυξημένης κατάστασης του ανθρώπου, ώστε να οριοθετήσουμε χρονικά τους κύκλους βάρδισης μέσα από τις επιμέρους φάσεις που εκτιμούνται, και να υπολογίσουμε συγκεκριμένες παραμέτρους βάρδισης, οι οποίες χρησιμεύουν στην ιατρική διάγνωση της κινητικής κατάστασης [57]. Έχοντας αναγνωρίσει τους κύκλους βάρδισης και τις αντίστοιχες εσωτερικές φάσεις τους (κάθε φάση βάρδισης σχετίζεται με συγκεκριμένες χρονικές στιγμές, επομένως μπορούμε να χωρίσουμε χρονικά τους κύκλους βάρδισης), βλ. Σχ. 5.1, αλλά και από την εκτίμηση της κινηματικής κατάστασης των ποδιών κάθε χρονική στιγμή από την μέθοδο IMM-PDA-PF, μπορούμε να υπολογίσουμε τις κατάλληλες παραμέτρους βάρδισης (βλ. κεφ. §4), όπως τις χωρικές παραμέτρους μήκος διασκελισμού, μήκος βήματος, ταχύτητα βάρδισης και τις χρονικές παραμέτρους χρόνος δασκελισμού, χρόνος στάσης/αίωρησης και χρόνος βήματος, οι οποίες χαρακτηρίζουν τον κύκλο βάρδισης σύμφωνα με την βιβλιογραφία [96].

Για την ταξινόμηση της κινηματικής κατάστασης του ασθενούς σε συγκεκριμένες παθολογικές κλάσεις, επιλέχθηκαν οι ακόλουθες παράμετροι, οι οποίες αποτέλεσαν και το διάνυσμα χαρακτηριστικών για τον κατάλληλο ταξινομητή: 1) *stride length*, 2) *gait speed*, 3) *stance time*, 4) *ratio of stance to stride time*, 5) *ratio of swing to stride time*, 6) *ratio of left step to right step length* και 7) *Double Support time*.

Στην παρούσα διατριβή, στοχεύουμε να κατηγοριοποιήσουμε τους ασθενείς σε δύο κλάσεις σε σχέση με την επικινδυνότητα πτώσης κατά τη βόδιση. Αυτή η πληροφορία θα χρησιμεύσει ως ένδειξη για την επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων του ελεγκτή του συστήματος ανθρώπου-ρομπότ. Η ομαδοποίηση των ασθενών σε αυτές τις δύο κλάσεις σχετίζεται με τη βαθμολογία τους στην κλίμακα POMA, την οποία παρείχαν ειδικοί ιατροί. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία [142], άτομα με βαθμολογία POMA μικρότερη του 18 παρουσιάζουν μεγάλη πιθανότητα πτώσης, ενώ βαθμολογία μεταξύ 19 και 23 υποδεικνύει μέτριο ρίσκο πτώσης κατά τη βόδιση. Επομένως, για αυτό το πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης, χρησιμοποιούμε ως ταξινομητή τη μέθοδο Support Vector Machine (SVM) [143], με διάνυσμα χαρακτηριστικών από τις παραμέτρους βόδισης που περιγράψαμε παραπάνω. Κάθε αναγνωρισμένη παθολογική κλάση ενεργοποιεί την επιλογή διαφορετικών παραμέτρων στον ελεγκτή του σχηματισμού ανθρώπου-ρομπότ, προσαρμόζοντας το σύστημα στις εξατομικευμένες ανάγκες του κάθε χρήστη.



Σχήμα 7.2: Σχηματισμός Ανθρώπου-Ρομπότ και οι παράμετροί του.

Έλεγχος Σχηματισμού Ανθρώπου-Ρομπότ

Υποθέτουμε ότι η κινηματική ανθρώπου και ρομπότ μπορεί να αναπαρασταθεί από το μοντέλο του μονόκυκλου. Έστω $\mathbf{x}_n = [x_n, y_n, \theta_n]^T \in \mathbb{SE}(2)$ το διάνυσμα κατάστασης ανθρώπου-ρομπότ, όπου $n = \{H, R\}$ αντιστοιχεί σε άνθρωπο και ρομπότ αντίστοιχα, (x_n, y_n) είναι συνευατεγμένες θέσεις και θ_n ο προσανατολισμός. Η κινηματική δίνεται από: $\dot{x}_n = v_n \cos \theta_n$, $\dot{y}_n = v_n \sin \theta_n$, $\dot{\theta}_n = \omega_n$, όπου v_n, ω_n είναι η γραμμική και γωνιακή ταχύτητα αντίστοιχα του n^{th} πράκτορα.

Λαμβάνοντας έμπνευση από τον έλεγχο σχηματισμού ηγέτη-ακόλουθου, αναπτύσσουμε ένα πλαίσιο ελέγχου αποτελούμενο από έναν ελεγκτή ανάδρασης για το σύστη-

μα ανθρώπου-ρομπότ. Ο έλεγχος σχηματισμού ενσωματώνει τον έλεγχο των σχετικών θέσεων και προσανατολισμών του ανθρώπου και του ρομποτικού βοηθού, ενώ τους επιτρέπει να κινούνται συζευγμένα. Ο ηγέτης καθορίζει την κίνηση και ο ακόλουθος ελέγχεται ώστε να ακολουθήσει την κίνηση του ηγέτη διατηρώντας την επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού και την επιθυμητή σχετική γωνία. Στην περίπτωση μας, ο ηγέτης, δηλαδή αυτός που επιβάλλει την κίνηση, είναι ο άνθρωπος και ο ακόλουθος είναι το ρομπότ, σχηματίζοντας ένα πρόβλημα έμπροσθεν παρακολούθησης. Έστω l^d η επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού και ϕ^d η επιθυμητή σχετική γωνία. Η σχετική γωνία ορίζεται ως η δεξιόστροφη γωνία της κατεύθυνσης του ανθρώπου προς την ευθεία που συνδέει τον άνθρωπο με το πλαίσιο αναφοράς του ρομπότ. Το πλαίσιο του συστήματος ανθρώπου-ρομπότ, που φαίνεται στο σχήμα 7.2, μετασχηματίζεται ως προς το γενικό πλαίσιο αναφοράς O_G , και το διάνυσμα κατάσταση του ανθρώπου είναι η είσοδος του συστήματος. Η κινηματική εξίσωση που περιγράφει τον σχηματισμό ανθρώπου-ρομπότ είναι:

$$\dot{\mathbf{w}} = A(\mathbf{w}, \beta) \cdot \mathbf{u}_R + B(\mathbf{w}) \cdot \mathbf{u}_H \quad (7.1)$$

$$\dot{\beta} = \omega_H - \omega_R$$

όπου $\mathbf{w} = [l \ \phi]^T$ είναι η κατάσταση του συστήματος, β είναι η σχετική κατεύθυνση, $\mathbf{u}_H = [v_H \ \omega_H]^T$ είναι το διάνυσμα ταχυτήτων του ανθρώπου και $\mathbf{u}_R = [v_R \ \omega_R]^T$ είναι το διάνυσμα εισόδου του ρομπότ. Οι πίνακες A και B ορίζονται ως εξής:

$$A = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & b \cdot \sin(\psi) \\ -\frac{1}{l} \sin(\psi) & \frac{b}{l} \cos(\psi) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -\cos(\phi) & 0 \\ \frac{1}{l} \sin(\phi) & -1 \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

όπου $\psi = \beta + \phi$, και b είναι μια θετική πόλωση. Το διάνυσμα ελέγχου \mathbf{u}_R εκτιμάται μέσω της γραμμικοποίησης της ανατροφοδότησης εισόδου-εξόδου στο σύστημα (7.1), η οποία μας επιστρέφει:

$$\mathbf{u}_R = A^{-1} \cdot (\mathbf{q} - B \cdot \mathbf{u}_H) \quad (7.3)$$

όπου \mathbf{q} είναι ένα βοηθητικό διάνυσμα τέτοιο ώστε:

$$\mathbf{q} = K \cdot (\mathbf{w}^d - \mathbf{w}) \quad (7.4)$$

όπου $K = \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix}$, με $k_1, k_2 > 0$ θετικά κέρδη. Επιπλέον, ο πίνακας A είναι αναστρέψιμος όταν $b/l > 0$, μια συνθήκη που είναι πάντα αληθής. Επομένως, το γραμμικοποιημένο σύστημα κλειστού βρόχου είναι:

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\mathbf{w}} = \mathbf{q} = K \cdot (\mathbf{w}^d - \mathbf{w}) \\ \dot{\beta} = \omega_H - \omega_R \end{array} \right\} \quad (7.5)$$

Υπό τις κατάλληλες υποθέσεις το σύστημα ανθρώπου-ρομπότ είναι ευσταθές, το οποίο σημαίνει ότι στο σύστημα (7.5) η έξοδος \mathbf{w} συγκλίνει εκθετικά στο επιθυμητό διάνυσμα \mathbf{w}^d . Η ανάλυση ευστάθειας ενός τέτοιου συστήματος αποδεικνύεται στο [144].

Το σύστημα ανθρώπου-ρομπότ συνδέεται με την μονάδα χαρακτηρισμού βάδισης για την ταυτοποίηση των παραμέτρων ελέγχου. Κάθε φορά που ένας κύκλος βάδισης ολοκληρώνεται, τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά βάδισης που εξάγονται χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση του χρήστη. Κάθε κλάση παθολογικής βάδισης συνδέεται με διαφορετική επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού l^d , η οποία σχετίζεται με τη μέση

τιμή του μήκους διασκελισμού της εκάστοτε κλάσης. Στόχος είναι η διασφάλιση της συζευγμένης κίνησης ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό η οποία προσαρμόζεται σε αλλαγές κατά τη βάδιση, όταν για παράδειγμα ένας ασθενής αισθάνεται περισσότερο σίγουρος και επιταχύνει το βάδιμά του, ή ένας άλλος ασθενής αλλάζει το βάδιμά του λόγω κόπωσης.

Η γραμμική ταχύτητα του ανθρώπου v_H εκτιμάται από την ταχύτητα βάδισης η οποία προκύπτει στο τέλος κάθε κύκλου βάδισης. Ως κεντρική θέση του ατόμου θεωρούμε το μέσον σημείο μεταξύ των εκτιμώμενων θέσεων των ποδιών και ανανεώνεται σύμφωνα με την συχνότητα του αισθητήρα λέιζερ. Για τον υπολογισμό της γωνιακής ταχύτητας του ανθρώπου ω_H , υπολογίζουμε την γωνιακή μεταβολή της θέσης του ανθρώπου σε σχέση με τον αισθητήρα λέιζερ στο σχετικό σύστημα συντεταγμένων ανθρώπου-λέιζερ. Είναι ωστόσο αληθές ότι οι μεταβλητές εισόδου του συστήματος ανθρώπου-ρομπότ ανανεώνονται με διαφορετικούς ρυθμούς. Από τη μία πλευρά, η θέση, ο προσανατολισμός και η γωνιακή ταχύτητα ανανεώνονται σύμφωνα με τη συχνότητα του αισθητήρα λέιζερ, ενώ η γραμμική ταχύτητα του ανθρώπου καθώς και η απόφαση σχετικά με την επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού ανθρώπου-ρομπότ συνδέονται με τον χρονισμό του κύκλου βάδισης, ο οποίος μάλιστα μεταβάλλεται από διασκελισμό σε διασκελισμό. Προκειμένου να συμβιβάσουμε τους διαφορετικούς χρονισμούς τροφοδότησης πληροφοριών στο σύστημα, εφαρμόσαμε και ένα UKF [138] για την ανθρωποκεντρική παρακολούθηση, δηλαδή μία παρακολούθηση σε ανώτερο επίπεδο της ανθρωποκεντρικής κατάστασης πάνω από την παρακολούθηση της βάδισης.

Ανθρωποκεντρική παρακολούθηση με UKF

Το ανθρωποκεντρικό σύστημα παρακολούθησης στηρίζεται στο ευρέως γνωστό UKF [138]. Εφαρμόζουμε τη βασική μεθοδολογία χρησιμοποιώντας ως διάνυσμα κατάστασης την θέση του ανθρώπου κατά μήκος των αξόνων x_H, y_H , τον προσανατολισμό θ_H (από τον οποίο υπολογίσουμε την γωνιακή ταχύτητα μέσω εξίσωσης διαφορών), και την γραμμική ταχύτητα v_H . Οι εξισώσεις κατάστασης είναι οι ακόλουθες:

$$\begin{aligned} x_H^t &= x_H^{t-1} + v_H^{t-1} \cdot \cos(\theta_H^{t-1}) \cdot \Delta t \\ y_H^t &= y_H^{t-1} + v_H^{t-1} \cdot \sin(\theta_H^{t-1}) \cdot \Delta t \\ \theta_H^t &= \theta_H^{t-1} + \eta_{\theta_H}^t \\ v_H^t &= v_H^{t-1} + \eta_{v_H}^t \end{aligned} \quad (7.6)$$

όπου t είναι ο διακριτός χρόνος και $\eta_{\theta_H}^t, \eta_{v_H}^t$ είναι οι θόρυβοι προσανατολισμού και γραμμικής ταχύτητας, οι οποίοι μοντελοποιούνται ως λευκός θόρυβος μηδενικής μέσης τιμής με τυπικές αποκλίσεις $\sigma_\theta = \pi/6$ και $\sigma_v = 0.02$ m/sec. Ενώ οι παρατηρήσεις για τις παραμέτρους x_H, y_H, θ_H λαμβάνονται σύμφωνα με τη συχνότητα του λέιζερ, η παρατήρηση της ταχύτητας διατηρείται σταθερή για τη διάρκεια ενός κύκλου βάδισης. Επομένως, εως ότου να ληφθεί μια νέα μέτρηση για την ταχύτητα βάδισης στο τέλος ενός νέου κύκλου βάδισης, λαμβάνουμε υπόψιν την εκτίμηση που προκύπτει από το στάδιο πρόβλεψης του UKF ως τρέχουσα εκτίμηση της ταχύτητας βάδισης. Το μοντέλο παρατήρησης του φίλτρου είναι γραμμικό και οι θόρυβοι μετρήσεων για όλες τις μεταβλητές κατάστασης μοντελοποιούνται επίσης ως λευκές Γκαουσιανές κατανομές μηδενικής μέσης τιμής με τυπικές αποκλίσεις 0.1 m στη θέση και για τους δύο άξονες, $\pi/30$ για την κατεύθυνση και 0.09 m/sec για την ταχύτητα.

7.2 Προσαρμογή ρομποτικού βοηθού στην ανθρώπινη βάδιση: Μια προσέγγιση Ενισχυτικής Μάθησης

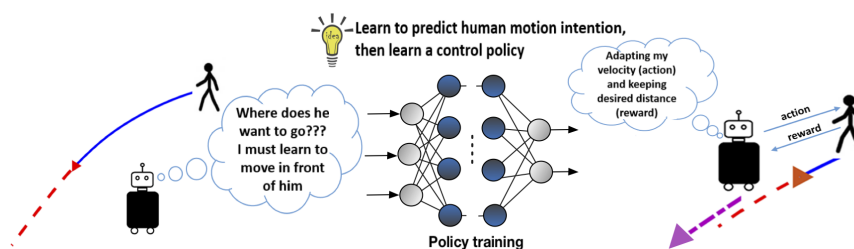
Η δεύτερη μεθοδολογία που θα αναλυθεί στο παρόν κεφάλαιο αναφέρεται και αυτή στο πρόβλημα της προσαρμογής της κίνησης ενός ρομποτικού βοηθού κίνησης σε ασθενείς με διαφορετική κατάσταση κινητικότητας. Στόχος μας ξανά είναι να επιτευχθεί μια συζευγμένη κίνηση του ανθρώπου-ρομπότ με παρακολούθηση από τα εμπρός, σαν να ήταν ο ασθενής αυτός που σπρώχνει το ρομπότ. Για το σκοπό αυτό, προτείνουμε μια καινοτόμο προσέγγιση που χρησιμοποιεί τη βασισμένη σε μοντέλα ενισχυτική μάθηση (Model-based Reinforcement Learning - MBRL) για την προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου του ρομποτικού βοηθού. Αυτή η προσέγγιση ενσωματώνει την προηγούμενη δουλειά που αναπτύχθηκε στην παρούσα διατριβή για την ανίχνευση και ανάλυση βάδισης από δεδομένα RGB-D και λέιζερ σε μια στρατηγική λήψης αποφάσεων με τον άνθρωπο-στο-βρόχο. Χρησιμοποιούμε δίκτυα LSTM για το σχεδιασμό ενός μοντέλου πρόβλεψης της πρόθεσης κίνησης του ανθρώπου (Human Motion Intention Model - HuMIM) και ενός μοντέλου πρόβλεψης της εξέλιξης των παραμέτρων σύζευξης, αξιοποιώντας το αποτέλεσμα της ανάλυσης της ανθρώπινης βάδισης. Ένα αρχικό δίκτυο πολιτικής βασισμένο σε LSTM εκπαιδεύτηκε μέσω μάθησης με μίμηση (Imitation Learning - IL) από ανθρώπινες επιδείξεις με τη χρήση του συστήματος οπτικής καταγραφής κίνησης. Αυτή η πολιτική προσαρμόζεται στη συνέχεια με τη μέθοδο MBRL χρησιμοποιώντας δεδομένα παρακολούθησης από πραγματικούς ασθενείς. Μια διεξοδική ανάλυση αξιολόγησης αποδεικνύει την αποτελεσματικότητα της προσέγγισης MBRL ως ελεγκτή για την προσαρμογή της κίνησης του ρομποτικού βοηθού σε κάθε χρήστη.

7.2.1 Κίνητρο

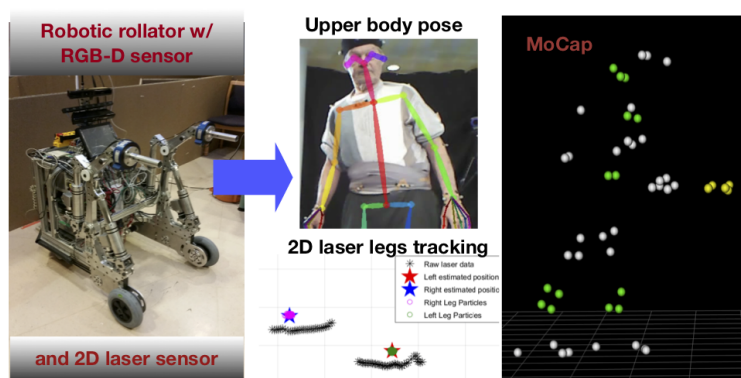
Όπως προαναφέραμε, το πρόβλημα το οποίο καλούμαστε να λύσουμε είναι αυτό της προσαρμογής της κίνησης του ρομποτικού βοηθού που κινείται μαζί με έναν ηλικιωμένο χρήστη, ενώ τον παρακολουθεί από εμπρός. Ο εφαρμοσμένος έλεγχος θα πρέπει να συμμορφώνεται με τις ανάγκες του χρήστη σε περίπτωση που ο χρήστης θέλει να περπατήσει, είτε υποστηριζόμενος είτε μη υποστηριζόμενος από τον ρομποτικό βοηθό, όποτε αισθάνεται σίγουρος, δηλαδή αφήνοντας τις λαβές και περπατώντας με το ρομπότ να τον ακολουθεί από μπροστά (Σχ. 7.3). Ωστόσο, το ρομπότ πρέπει να ακολουθεί και να βρίσκεται σε μικρή απόσταση μπροστά από τον χρήστη, όχι μόνο για να παρέχει υποστηρίξη όποτε χρειάζεται, αλλά και για να αποτρέψει πιθανές πτώσεις.

Με κίνητρο αυτήν την ανάγκη, λαμβάνοντας υπόψιν την ποικιλομορφία στην ανθρώπινη βάδιση, και ειδικά στην παθολογική βάδιση (διαφορετικές ταχύτητες και μοτίβα βάδισης ανάλογα με την παθολογική κατάσταση), προτείνουμε μια ενοποιημένη μέθοδο για συνεχή παρακολούθηση κάθε χρήστη και προσαρμογή της κίνησης της ρομποτικής πλατφόρμας αναλόγως. Προτείνουμε μια MBRL μέθοδο για την προσαρμογή της κίνησης του ρομπότ μπροστά από τον χρήστη. Το Σχ. 7.3 ενσωματώνει μια επισκόπηση του προβλήματος που επιδιώκουμε να λύσουμε. Ο ρομποτικός βοηθός πρέπει να συμπεράνει την πρόθεση κίνησης του ανθρώπου και να μάθει μια πολιτική ελέγχου χρησιμοποιώντας το MBRL για να επιλέξει τις δράσεις ελέγχου που θα συμμορφώσουν την κίνηση του με τον τρόπο κίνησης του ανθρώπου.

Βασίζομαστε στις μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν στο πλαίσιο της παρούσης εργασίας και έχουν αναλυθεί στα προηγούμενα κεφάλαια της διατριβής, σχετικά με



Σχήμα 7.3: Το ρομπότ παρατηρεί την πρόβλεψη σχετικά με την πρόθεση κίνησης του ανθρώπου και μαθαίνει μέσω ενισχυτικής μάθησης να προσαρμόζει τις δράσεις ελέγχου αναλόγως.



Σχήμα 7.4: Αριστερά και μέσον: Η πρωτότυπη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης εξοπλισμένη με αισθητήρα RGB-D για την καταγραφή της κίνησης της πόζας του άνω μέρους του σώματος και ένα 2Δ αισθητήρα λέιζερ για την καταγραφή της κίνησης των ποδιών. Δεξιά: Παράδειγμα των οπτικών δεικτών του συστήματος καταγραφής κίνησης ενός ηλικιωμένου χρήστη και του παθητικού περιπατητήρα, από τα δεδομένα των οποίων επετεύχθη η μάθηση μέσω μίμησης.

την ανίχνευση και την ανάλυση της βάδισης του ανθρώπου με τη σύμμιξη των δεδομένων λέιζερ που καταγράφουν την κίνηση των ποδιών και τις ροές RGB-D του άνω μέρους του σώματος, χρησιμοποιώντας την Open Pose Library [145], από τους αισθητήρες που είναι τοποθετημένοι στον ρομποτικό βοηθό (Σχ. 7.4). Τα δεδομένα λέιζερ χρησιμοποιούνται για τη διεξαγωγή αποτελεσματικής ανίχνευσης και παρακολούθησης των ποδιών και αξιόπιστης ανάλυσης βάδισης μέσω της εκμετάλλευσης της υψηλής συχνότητας σάρωσης και της ακρίβειας του αισθητήρα λέιζερ, ενώ οι ροές RGB-D μπορούν να παράσχουν πρόσθετες πληροφορίες από τις οποίες μπορούμε να συμπεράνουμε την σταθερότητα της ανθρώπινης βάδισης [146]. Στο προτεινόμενο πλαίσιο ελέγχου, ενσωματώνουμε τις προαναφερθείσες μεθόδους σε ένα πλαίσιο ελέγχου με τον άνθρωπο-στον-βρόχο, δηλαδή ένα ανθρωποκεντρικό πλαίσιο ελέγχου, χρησιμοποιώντας το MBRL για την προσαρμογή της κίνησης του ρομπότ στον εκάστοτε χρήστη.

Στο πλαίσιο της συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ, η κύρια συμβολή

της παρούσας διατριβής έγκειται στην ανάπτυξη μιας νέας προσέγγισης λαμβάνοντας υπόψη τις προθέσεις των κινήσεων του ανθρώπου μέσα στο πλαίσιο MBRL για την προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο της κίνησης του ρομποτικού βοηθού σε ένα δύσκολο σενάριο έμπροσθεν παρακολούθησης (Σχ. 7.3). Για αυτή τη μεθοδολογία, ξεκινάμε αναπτύσσοντας μοντέλα πρόβλεψης με βάση τα LSTM για την εκτίμηση της πρόθεσης της ανθρώπινης κίνησης χρησιμοποιώντας ένα ιστορικό δεδομένων παρακολούθησης κίνησης. Στη συνέχεια εκπαιδεύουμε μοντέλα που συσχετίζουν τον προσανατολισμό της ανθρώπινης κίνησης και το εκτιμώμενο μήκος διασκελισμού, που παρέχεται από την ανάλυση βάδισης, με τις επιθυμητές παραμέτρους σύζευξης για την κατεύθυνση και τη θέση του ρομπότ, δηλαδή την επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού και τον σχετικό προσανατολισμό στο πλαίσιο αναφοράς ανθρώπου-ρομπότ. Περαιτέρω, χρησιμοποιούμε αυτές τις πληροφορίες για την κατάρτιση μιας πολιτικής ελέγχου που προτείνει δράσεις για το ρομπότ σύμφωνα με τις προθέσεις της κίνησης του ανθρώπου και την αναμενόμενη επιθυμητή σύζευξη. Αναπτύξαμε ένα αρχικό μοντέλο πολιτικής που εκπαιδεύτηκε με IL από ανθρώπινες επιδείξεις χρησιμοποιώντας δεδομένα από δείκτες κίνησης (σύστημα VICON), που τοποθετήθηκαν στο ανθρώπινο σώμα και σε ένα παθητικό περιπατητήρα σε μια σειρά πειραμάτων συλλογής δεδομένων (Σχ. 7.4). Παρόλο που ένα τέτοιο μοντέλο συμπεριφέρεται καλά για τις καταδειχθείσες περιπτώσεις και δίνει μια εικόνα για το πώς ο χρήστης θα ήθελε να κινείται η πλατφόρμα μπροστά του κατά τη βάδιση, αυτή η πολιτική δεν έχει εμπειρία για την ανάκτηση από περιπτώσεις ολίσθησης ή απροσδόκητης απώλειας ανίχνευσης του χρήστη. Για να αντιμετωπιστούν τέτοιες καταστάσεις, το προτεινόμενο πλαίσιο MBRL εκτελεί την αναπροσαρμογή της αρχικής πολιτικής ελέγχου (όπως φαίνεται στο Σχ.7.5», ενώ χρησιμοποιεί έλεγχο με μοντέλο πρόβλεψης τυχαίων δειγμάτων (random sampling Model Predictive Control - MPC) για το σχεδιασμό κίνησης [147-149].

7.2.2 Σχετική Βιβλιογραφία

Η σύγχρονη έρευνα για τους ρομποτικούς βοηθούς βασίζεται κυρίως σε συστήματα ελέγχου ενδοτικότητας (admittance) [80, 83]. Μια στρατηγική ελέγχου που χρησιμοποιεί ως είσοδο την ανθρώπινη ταχύτητα και προσανατολισμό προτάθηκε στην [81]. Στην προηγούμενη ενότητα §7.1 [150], θεωρήσαμε ένα πρόβλημα μετωπικής ακολουθίας με έναν κινηματικό ελεγκτή που προσαρμόζεται στους χρήστες ανάλογα με την κατηγοριοποίησή τους σε κλάσεις παθολογικής βάδισης. Ένας από κοινού έλεγχος ενισχυτικής μάθησης (RL) για ένα βοήθημα βάδισης με πρόβλεψη της ανθρώπινης πρόθεσης από αισθητήρες δύναμης παρουσιάζεται στην [151].

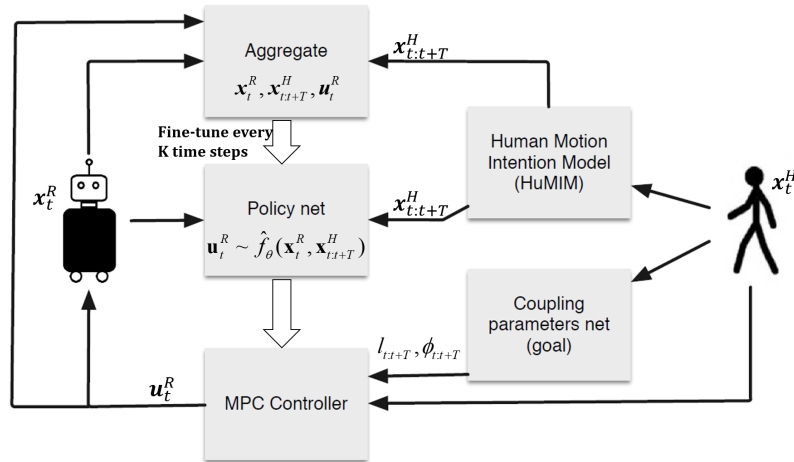
Πολλές έρευνες επικεντρώνονται στην κοινωνική πλοήγηση ρομπότ [152], δηλαδή στο σχεδιασμό της κίνησης του ρομπότ μέσα σε πλήθος [153], χρησιμοποιώντας RL. Οι περισσότερες μέθοδοι για την πλοήγηση των ρομπότ απαιτούν την πρόβλεψη κίνησης των πεζών, ώστε το ρομπότ να μάθει να περιηγείται ανάμεσά τους με τρόπο συμβατό [154]. Μια προσέγγιση πρόβλεψης κίνησης που έχει επίγνωση της αλληλεπίδρασης με τους πεζούς με ένα μοντέλο βασισμένο σε LSTM για την εκμάθηση της συμπεριφοράς της κίνησης των ανθρώπων παρουσιάστηκε στην [155]. Στην εργασία [156], μια μεθοδολογία deep RL χρησιμοποιήθηκε για την πλοήγηση σύμφωνα με κοινωνικούς κανόνες μέσα σε πλήθη, ενώ στη [157], χρησιμοποιείται RL (βαθιά ενισχυτική μάθηση) για την αντιμετώπιση του παγώματος του ρομπότ μέσα σε πλήθη, λαμβάνοντας υπόψη τον συντονισμό μεταξύ των ρομπότ και των ανιχνευθέντων ανθρώπων. Σε τέτοιες περιπτώσεις το ρομπότ δεν συνοδεύει τους ανθρώπους, αλλά μάλλον μαθαίνει πώς να περάσει και να αποφύγει τις συγκρούσεις μαζί τους.

Όσον αφορά τους ρομποτικούς συντρόφους, μια μέθοδος για την πλοήγηση ανθρώπου-ρομπότ χρησιμοποιώντας το μοντέλο κοινωνικής δύναμης και έναν Bayesian προβλέπτη της ανθρώπινης κίνησης περιγράφεται στην [158]. Ένα μοντέλο βασισμένο στην κοινωνική δύναμη και την πρόβλεψη της ανθρώπινης κίνησης παρουσιάζεται στη [159], για τη δημιουργία ρομπότ ικανών να πλησιάσουν ανθρώπους με συμπεριφορά ανάλογη με αυτήν του ανθρώπου, ενώ περπατά σε σχηματισμό δίπλα-δίπλα με ένα άτομο, αποφεύγοντας πολλούς πεζούς στο περιβάλλοντα χώρο. Μια τεχνική MPC που ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις ασφάλειας και άνεσης για ένα ρομπότ που συνοδεύει έναν άνθρωπο σε ένα σενάριο έρευνας και διάσωσης παρουσιάζεται στο [108].

Η χρήση βαθιάς ενισχυτικής μάθησης (deep RL - DRL) κυριαρχεί στη σύγχρονη έρευνα με στόχο τη σχεδίαση της κίνησης του ρομπότ [160] και τον έλεγχο του [161] για διάφορες εργασίες. Τα συστήματα πλοήγησης ρομπότ που έχουν ενσωματώσει τέτοια συστήματα λήψης αποφάσεων με RL μπορούν να βρεθούν στα [162–164]. Οι προσεγγίσεις που συνδυάζουν IL με RL για τη μάθηση πολιτικών ελέγχου παρουσιάζονται στα [165, 166]. Παρόλο που οι προσεγγίσεις με χρήση RL χωρίς μοντέλα (model-free RL) έχουν πολλές επιτυχημένες εφαρμογές, απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων εκπαίδευσης, τα οποία συχνά είναι προϊόντα προσομοίωσης, με αποτέλεσμα η εφαρμογή τους να είναι περιορισμένη. Από την άλλη πλευρά, το RL με βάση μοντέλα (MBRL) μαθαίνει πρώτα ένα μοντέλο του συστήματος και στη συνέχεια εκπαιδεύει μια πολιτική ελέγχου χρησιμοποιώντας επανατροφοδότηση [167]. Το MBRL έχει χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο ρομπότ τόσο σε προσομοιωμένα περιβάλλοντα όσο και σε πειράματα πραγματικού κόσμου [168–170]. Το MBRL βασίζεται στο MPC για τον σχεδιασμό των ενεργειών ελέγχου, χρησιμοποιώντας έτσι τα μοντέλα μάθησης μαζί με το MPC ως πολιτική ελέγχου, και αποτελεί ένα σημαντικό ερευνητικό ζήτημα για τις προσεγγίσεις RL και IL [149, 171, 172]. Στην παρούσα διατριβή, εμπνευστήκαμε από τις πρόσφατες εξελίξεις στον προσαρμοστικό έλεγχο που χρησιμοποιούν το MBRL [148, 173]. Επομένως, προτείνουμε ένα νέο πλαίσιο MBRL για την εκμάθηση και την προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου του ρομποτικού βοηθού κινητικότητας ως προς την ανθρώπινη βάδιση. Από όσο γνωρίζουμε, αυτή είναι η πρώτη προσέγγιση που στοχεύει στην επίλυση ενός προβλήματος παρακολούθησης του ανθρώπου από τα εμπρός, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο MBRL αλλά και μοντέλα πρόβλεψης της πρόθεσης κίνησης του ανθρώπου, είτε για ρομποτικό βοηθό είτε για ρομποτικό σύντροφο.

7.2.3 Προκαταρκτικές έννοιες

Στο RL στόχος είναι να μάθουμε μια πολιτική που θα προτείνει δράσεις για έναν πράκτορα, η οποία θα μεγιστοποιήσει το άθροισμα των αναμενόμενων μελλοντικών επιβραβεύσεων [174]. Δεδομένης της τρέχουσας κατάστασης $x_t \in \mathbb{X}$, ο πράκτορας εκτελεί μία δράση $u_t \in \mathbb{U}$ και λαμβάνει μία επιβράβευση $r_t = r(x_t, u_t)$, ενώ μεταφερόμαστε στην επόμενη κατάσταση $x_{t+1} = f(x_t, u_t) + w_t$ με αρχική κατάσταση $x_0 \sim p(x_0)$, όπου f είναι μία μη γραμμική κατάσταση για την δυναμική του συστήματος, w_t είναι γκαουσιανός θόρυβος της διαδικασίας και $p(x_0)$ είναι η αρχική κατανομή της κατάστασης. Στις περισσότερες περιπτώσεις και ιδίως στο model-free RL [175], η συνάρτηση επιβράβευσης εκτιμάται από τα δεδομένα, κάτι το οποίο είναι πολύ δαπανηρή διαδικασία σε σχέση με το πλήθος δεδομένων που χρειάζεται. Το Model-based RL επιδιώκει να επιλύσει το πρόβλημα της αναποτελεσματικότητας των δεδομένων, χρησιμοποιώντας τα παρατηρούμενα δεδομένα ώστε να μάθει το δυναμι-



Σχήμα 7.5: Προσέγγιση ενισχυτικής μάθησης με βάση μοντέλα (Model-based Reinforcement Learning) για την προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου χρησιμοποιώντας τις προβλέψεις για την πρόθεση κίνησης του ανθρώπου.

κό σύστημα. Το μοντέλο χρησιμοποιείται για να εκτελέσει εσωτερικές προσομοιώσεις της δυναμικής του πράκτορα, με βάση τις οποίες η πολιτική μαθαίνεται. Στόχος του MBRL είναι να μάθει μια προσέγγιση του πραγματικού δυναμικού συστήματος f . Έστω \hat{f}_θ η συνάρτηση διακριτού χρόνου που μαθαίνεται η οποία παραμετροποιείται από τις παραμέτρους θ που προσεγγίζει την f . Κριτήριο είναι η εύρεση της παραμετροποιημένης πολιτικής \hat{f}_θ σε έναν πεπερασμένο ορίζοντα που μεγιστοποιεί τη μακροπρόθεσμη επιβράβευση στον χρονικό ορίζοντα T βελτιστοποιώντας τις παραμέτρους θ .

Δεδομένου ότι το MBRL στοχεύει να μάθει ένα γενικό μοντέλο δυναμικής, η γενίκευση είναι σημαντικό ζήτημα, ειδικά για τις ρομποτικές εφαρμογές που πρέπει να αντιμετωπίσουν στοχαστικά περιβάλλοντα και να προσαρμόζονται σε νέες εργασίες. Έτσι, καταφεύγουμε στην επιλογή του σχεδιασμού διαμέσου των προτεινόμενων δράσεων της πολιτικής ώστε να αντισταθμίσουμε τα σφάλματα του μοντέλου. Το MPC είναι μια κατάλληλη λύση αφού πρόκειται για μια μέθοδο βέλτιστου ελέγχου πεπερασμένου ορίζοντα, η οποία βελτιστοποιεί μια συνάρτηση κόστους κάθε χρονική στιγμή για να παράγει μια ακολουθία ενεργειών ελέγχου. Το κλασικό MPC βασίζεται στη βελτιστοποίηση ενός περιορισμένου τετραγωνικού κόστους, απαιτώντας προσεγγίσεις πρώτης ή δεύτερης τάξης της δυναμικής για κυρτότητα, κάτι που είναι μερικές φορές δύσκολο να επιτευχθεί όταν η δυναμική προσεγγίζεται από νευρωνικά δίκτυα. Επομένως, είναι χρήσιμο να χρησιμοποιηθεί μια τυχαία δειγματοληπτική μέθοδος λήψης δειγμάτων για το MPC [147], για να εκτελεστούν ροές τροχιών μέσα στο χρόνο και να προσομοιωθούν οι τροχιές σε ένα σύντομο χρονικό ορίζοντα T . Στο πλαίσιο του MBRL, το MPC χρησιμοποιείται για την εύρεση της τροχιάς με το ελάχιστο σωρευτικό κόστος για τον χρονικό ορίζοντα T , από το οποίο εφαρμόζεται στο σύστημα μόνο η πρώτη ενέργεια u_t της βέλτιστης ακολουθίας και στη συνέχεια επανασχεδιάζουμε για νέες δράσεις κάθε φορά. Επομένως, μια τέτοια προσέγγιση αντισταθμίζει τις ανακρίβειες του μοντέλου, εμποδίζοντας τη συσσώρευση σφαλμάτων και την παρέκκλιση από την επιθυμητή τροχιά. Στο πλαίσιο του MBRL, η μεγιστοποίηση τη επιβράβευσης

μπορεί να θεωρηθεί ως το ισοδύναμο πρόβλημα της ελαχιστοποίησης του κόστους μέσω του MPC.

7.2.4 Ορισμός Προβλήματος

Το πρόβλημα το οποίο καλούμαστε να λύσουμε αφορά στην εύρεση της βέλτιστης πολιτικής ελέγχου για την προσαρμογή της κίνησης του ρομποτικού βοηθού στις ανάγκες χρηστών με διαφορετικές καταστάσεις κινητικότητας. Δεδομένης της τρέχουσας εκτιμώμενης ανθρώπινης κατάστασης $\mathbf{x}_t^H = [x^H \ y^H \ v_x^H \ v_y^H]^T$, όπου $\mathbf{p}_t^H = [x^H \ y^H]^T$ είναι η θέση και $\mathbf{u}_t^H = [v_x^H \ v_y^H]^T$ η ταχύτητα κατά μήκος των αξόνων, και έστω οι παράμετροι σύζευξης του ρομπότι στον άνθρωπο, δηλαδή η επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού l_t και ο σχετικός προσανατολισμός ανθρώπου-ρομπότι ϕ_t , πρέπει να βρούμε βέλτιστες δράσεις ελέγχου \mathbf{u}_t^R που θα εγγυάται την προσαρμογή στις προθέσεις κίνησης του ανθρώπου. Με άλλα λόγια, στοχεύουμε να βρούμε μια πολιτική $f_\theta(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{x}_t^H)$ που θα προτείνει δράσεις ελέγχου για το ρομπότι $\mathbf{u}_t^R = [v_t \ \omega_t]^T$, όπου v_t και ω_t είναι η γραμμική και γωνιακή ταχύτητα και $\mathbf{x}_t^R = [x^R \ y^R]^T$ η θέση του ρομπότι κατά μήκος των αξόνων, ακολουθώντας το κριτήριο της συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότι, σε ένα πεπερασμένο χρονικό ορίζοντα T , με την ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού κόστους:

$$U_t^T = \arg \min_{\mathbf{u}_t, \dots, \mathbf{u}_{t+T-1}} \frac{1}{2} \sum_{\tau=t}^{t+T-1} (\mathbf{x}_\tau^R)^T \cdot C \cdot \mathbf{x}_\tau^R + \mathbf{c}_\tau^T \cdot \mathbf{x}_\tau^R$$

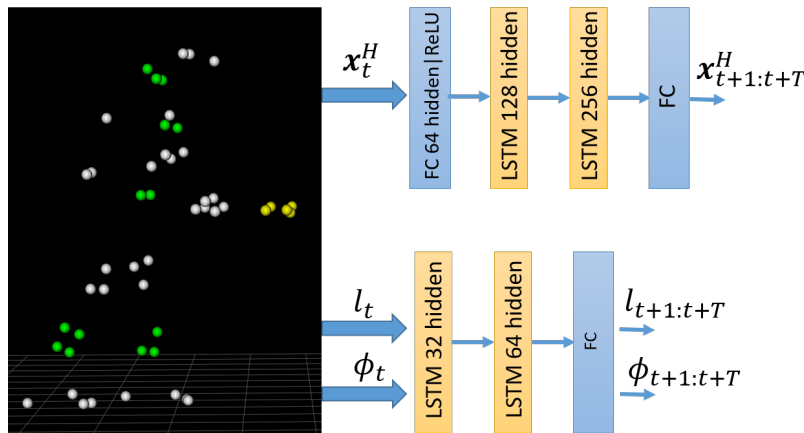
$$\text{s.t. } \mathbf{x}_{t+1}^R = g(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{u}_t^R) \text{ ωιτη } \mathbf{u}_t^R \sim f_\theta(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{x}_t^H)$$

$$\text{ανδ } \mathbf{u}_{lb} \leq \mathbf{u}_t^R \leq \mathbf{u}_{ub} \quad (7.7)$$

όπου $C \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ είναι διαγώνιος θετικά ορισμένος πίνακας βαρών, $\mathbf{c}_t = -(\mathbf{p}_t^H + \mathbf{x}_t^d)$ είναι η θέση-στόχος με $\mathbf{x}_t^d = [l_t \cos(\phi_t) \ l_t \sin(\phi_t)]^T$ να είναι η επιθυμητή σύζευξη ανάμεσα στις θέσεις ανθρώπου και ρομπότι κατά μήκος των αξόνων στο τοπικό πλαίσιο συντεταγμένων ανθρώπου-ρομπότι. Το πρόβλημα βελτιστοποίησης υποκειται στο μοντέλο κίνησης του ρομπότι $g(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{u}_t^R)$ σε σχέση με την άγνωστη πολιτική $f_\theta(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{x}_t^H)$ και περιορίζεται από κάποια ανώτατα \mathbf{u}_{ub} και κατώτατα \mathbf{u}_{lb} φράγματα για τις γραμμικές και γωνιακές ταχύτητες του διανύσματος ελέγχου. Ως μοντέλο μετάβασης $g(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{u}_t^R)$ θεωρούμε το πολύ γνωστό μονόκυκλο μοντέλο.

7.2.5 Προτεινόμενη προσέγγιση με MBRL

Η προτεινόμενη μέθοδος για την εκμάθηση της πολιτικής ελέγχου για τον ρομποτικό βοηθό που θα προσαρμόζει την κίνησή του στον τρόπο βάδισης του χρήστη, διατηρώντας έναν επιθυμητό σχετικό σχηματισμό σύζευξης (απόσταση και προσανατολισμό), απεικονίζεται στο Σχ. 7.5. Σε κάθε χρονική στιγμή, προβλέπουμε την ανθρώπινη κίνηση σε χρονικό ορίζοντα T και προβλέπουμε και την εξέλιξη των επιθυμητών παραμέτρων σύζευξης. Αυτές οι πληροφορίες χρησιμοποιούνται για τη δειγματοληψία ταχυτήτων από το δίκτυο πολιτικής ελέγχου που προσεγγίζει τη δυναμική της συζευγμένης κίνησης ανθρώπου-ρομπότι, ενώ το MPC επιλέγει τη βέλτιστη ακολουθία ελέγχου σύμφωνα με την (7.7). Οι παρατηρούμενες καταστάσεις ανθρώπου και ρομπότι, μαζί με την επιλεγμένη ενέργεια ελέγχου, συγκεντρώνονται σε ένα σύνολο δεδομένων για την προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου.



Σχήμα 7.6: Αναδρομικά δίκτυα που χρησιμεύουν για την πρόβλεψη των μελλοντικών τροχιών του ανθρώπου (HuMIM network) και της εξέλιξης των επιθυμητών παραμέτρων σύζευξης.

Συγκεκριμένα, το προτεινόμενο πλαίσιο αντιμετωπίζει δύο βασικά υπο-προβλήματα. Το πρώτο υπο-πρόβλημα είναι η κατανόηση της πρόθεσης της ανθρώπινης κίνησης. Αυτό περιλαμβάνει όχι μόνο την πρόβλεψη των μελλοντικών τροχιών του ανθρώπου σε ένα πεπερασμένο χρονικό ορίζοντα δεδομένης της προηγούμενης γνώσης για τις ανθρώπινες τροχιές, αλλά και ένα μοντέλο για την πρόβλεψη της εξέλιξης της επιθυμητής απόστασης διαχωρισμού και επιθυμητού σχετικού προσανατολισμού για τον ίδιο χρονικό ορίζοντα. Το δεύτερο υπο-πρόβλημα αφορά στην εκμάθηση μιας βέλτιστης πολιτικής ελέγχου. Αυτή η πολιτική εξαρτάται από την παρατήρηση των ανθρώπινων κινήσεων από το ρομπότ, αφού πρέπει να αντιμετωπίσουμε ένα πρόβλημα σταθερής αλληλεπιδραστικής σύζευξης ανθρώπου και ρομπότ. Το ρομπότ πρέπει να βρίσκεται πάντα μπροστά από τον άνθρωπο, διατηρώντας μια επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού και έναν επιθυμητό σχετικό προσανατολισμό, προσαρμόζοντας τις ενέργειες ελέγχου σύμφωνα με τις τρέχουσες και προβλεπόμενες καταστάσεις βάρδισης του ανθρώπου. Η ενσωμάτωση ενός μοντέλου πρόβλεψης της πρόθεσης της ανθρώπινης κίνησης συμβάλλει στην επιλογή του καλύτερου μακροπρόθεσμου κόστους των ενεργειών ελέγχου μέσω του MPC. Βασιζόμαστε στο IL για την εκπαίδευση ενός αρχικού γενικού προσεγγιστή του δικτύου πολιτικής ελέγχου από τις ανθρώπινες επιδείξεις και να χρησιμοποιήσουμε αυτό το εκπαιδευμένο μοντέλο στο πλαίσιο MBRL για την προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου σε πραγματικό χρόνο. Στη συνέχεια, θα περιγράψουμε τα μοντέλα πρόβλεψης της πρόθεσης κίνησης του ανθρώπου, το προτεινόμενο δίκτυο πολιτικής ελέγχου και την εφαρμογή τους εντός του προτεινόμενου πλαισίου MBRL.

Μοντέλα Πρόβλεψης Πρόθεσης Κίνησης Ανθρώπου

Η πρόβλεψη της πρόθεσης κίνησης του ανθρώπου περιλαμβάνει δύο κύριους στόχους, όπως φαίνεται στο Σχ. 7.6. Ο πρώτος αφορά στην πρόβλεψη της ανθρώπινης κίνησης σε έναν πεπερασμένο χρονικό ορίζοντα, δεδομένων των προηγούμενων ανθρώπινων καταστάσεων. Ο δεύτερος αφορά στην εκτίμηση των παραμέτρων σύζευξης του ρο-

μπότ σε σχέση με τον άνθρωπο. Προτού εισέλθουμε σε λεπτομέρειες σχετικά με τα μοντέλα πρόβλεψης, θα περιγράψουμε εν συντομία ποια είναι η ανθρώπινη κατάσταση και πώς εξάγεται. Στα προηγούμενα κεφάλαια, αναλύσαμε εκτενώς εκτεταμένα την ανίχνευση και την παρακολούθηση των ανθρώπινων κινήσεων από 2Δ δεδομένα λείζερ μαζί με την ανάλυση βάδισης σε πραγματικό χρόνο [176] (βλ. κεφ. 5). Στο κεφ. 6 [146] χρησιμοποιήσαμε επίσης τις παρατηρήσεις για την κίνηση του άνω μέρους του σώματος, που εντοπίζει ένας αισθητήρα RGB-D για να πραγματοποιηθεί η παρακολούθηση του Κέντρου Μάζας (CoM) χρησιμοποιώντας από κοινού την πληροφορία από την κίνηση της πόζας και των ποδιών (δηλ. την ταχύτητα βάδισης) για την εκτίμηση της κίνησης του CoM. Στην παρούσα ενότητα, χρησιμοποιούμε αυτή την έννοια της ανθρωποκεντρικής παρακολούθησης με την κατάσταση να περιλαμβάνει τη θέση και την ταχύτητα του CoM του ανθρώπου κατά μήκος των αξόνων. Χρησιμοποιούμε δεδομένα οπτικής καταγραφής κίνησης (Motion Capture - MoCap) για να εξαγάγουμε τα δεδομένα αληθείας και να εκπαιδεύσουμε αρχικά τα μοντέλα μας με αυτά τα ομαλά δεδομένα και στη συνέχεια να τα προσαρμόσουμε αυτά τα μοντέλα με δεδομένα από το σύστημα παρακολούθησης.

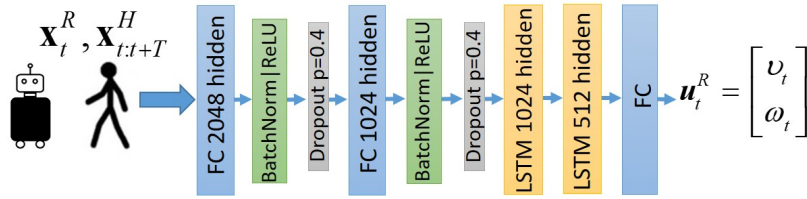
Μοντέλο Πρόβλεψης Πρόθεσης κίνησης του Ανθρώπου (Human Motion Intention Model - HuMIM)

Το HuMIM είναι ένα δίκτυο βαθιάς μάθησης που βασίζεται σε μονάδες LSTM [177]. Όπως αναφέραμε και στο κεφ. 6, τα LSTM αποτελούν ένα ειδικό είδος αναδρομικών νευρωνικών δικτύων που μπορούν να μάθουν αποτελεσματικά μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις που υπάρχουν σε διαδοχικά δεδομένα, όπως για παράδειγμα στις τροχιές κίνησης. Αυτό επιτυγχάνεται με την ενσωμάτωση κυψελών μνήμης που επιτρέπουν στο δίκτυο να μάθει πότε πρέπει να ξεχάσει τις προηγούμενες κρυφές καταστάσεις και πότε να ενημερώσει τις κρυφές καταστάσεις με νέες πληροφορίες. Η αρχιτεκτονική δικτύου μας για το HuMIM απεικονίζεται στο Σχ. 7.6. Το διάνυσμα χαρακτηριστικών εισόδου x_t^H είναι η τρέχουσα ανθρώπινη κατάσταση.¹ Το δίκτυο αποτελείται από ένα πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο (Fully Connected - FC) (Σχ. 7.6 - μπλε κουτάκια), ακολουθούμενο από μια ενεργοποίηση ReLU και δύο LSTM (Σχ. 7.6 - κίτρινα κουτάκια) και ένα ακόμα FC επίπεδο που αποκωδικοποιεί την έξοδο, η οποία είναι μια πρόβλεψη των μελλοντικών ανθρώπινων καταστάσεων στον χρονικό ορίζοντα T : $x_{t+1:t+T}^H$.

Μοντέλο Πρόβλεψης Παραμέτρων Σύζευξης (Coupling Parameters Forecast Model)

Ένα ακόμη πρόβλημα που πρέπει να επιλύσουμε είναι ο υπολογισμός των επιθυμητών παραμέτρων σύζευξης στο τοπικό πλαίσιο ανθρώπου-ρομπότ, δηλαδή την επιθυμητή σχετική απόσταση και τον επιθυμητό προσανατολισμό που θα εξασφαλίσει τη συζευγμένη κίνηση ανθρώπου-ρομπότ. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τις περιπτώσεις λειτουργίας παρακολούθησης του ανθρώπου, όταν δηλαδή το ρομπότ πρέπει να ακολουθήσει έναν άνθρωπο από τα εμπρός αλλά διατηρώντας κοντινή απόσταση σε περίπτωση που χρειαστεί να παράσχει βοήθεια υποστήριξης κατά τη βάδιση. Αυτές οι παράμετροι είναι κρίσιμες για τον έλεγχο των ρομπότ όπως έχουμε ήδη δει στην ενότητα 7.2.4. Για να τις υπολογίσουμε, χρησιμοποιήσαμε πληροφορίες από επιδείξεις πραγματικών ασθενών που περπατούσαν με παθητικό πειπατητήρα, ενώ φορούσαν

¹Έχουμε θέσει την αρχική ανθρώπινη θέση να είναι το παγκόσμιο πλαίσιο αναφοράς.



Σχήμα 7.7: Αρχιτεκτονική δικτύου της πολιτικής ελέγχου.

οπτικούς δείκτες για την καταγραφή των κινήσεών τους (Σχ. 7.6). Έπειτα από ανάλυση δεδομένων, διαπιστώσαμε ότι η απόσταση ανθρώπου-περιπατητήρα κατά τη διάρκεια της βάρδισης σχετίζεται με το μήκος του ανθρώπινου διασκελισμού. Δεδομένου ότι μπορούμε να εφαρμόσουμε ανάλυση βάρδισης σε πραγματικό χρόνο (βλ. κεφ. 5), μπορούμε να υπολογίσουμε τα μήκη διασκελισμών και να τα χρησιμοποιήσουμε σε ένα δίκτυο πρόβλεψης που θα προβλέψει την εξέλιξή τους σε ένα χρονικό παράθυρο πρόβλεψης. Για τον σχετικό προσανατολισμό προβλέπουμε την εξέλιξη του ανθρωποκεντρικού προσανατολισμού στο τοπικό πλαίσιο αναφοράς του ανθρώπου για κάθε χρονική στιγμή. Επομένως, δεδομένων των τρεχουσών παραμέτρων ℓ_t, ϕ_t , ένα απλό δίκτυο με δύο στρώματα LSTM ακολουθούμενο από ένα FC στρώμα (Σχ. 7.6) είναι ικανό να παρέχει προβλέψεις για την εξέλιξη των παραμέτρων σύζευξης για τον χρονικό ορίζοντα T .

Εκπαίδευση πολιτικής ελέγχου με Μιμητική μάθηση

Εκπαιδύουμε μια αρχική πολιτική ελέγχου για τον ρομποτικό βοηθό ακολουθώντας την μέθοδο της μιμητικής μάθησης (IL) [178]. Επωφελούμαστε από τις επιδείξεις πραγματικών ασθενών για τη μίμηση του τρόπου με τον οποίο αλληλεπιδρούν με τον παθητικό περιπατητήρα ενώ περπατούσαν κατά τη διάρκεια πειραμάτων συλλογής δεδομένων. Στόχος είναι να μάθουμε ενέργειες ελέγχου για το ρομπότ ακριβώς όπως ο άνθρωπος σπρώχνει τον παθητικό περιπατητήρα μπροστά του. Για το σκοπό αυτό, αναπτύξαμε το δίκτυο πολιτικής ελέγχου του Σχ. 7.7. Ακολουθώντας το σκεπτικό της ενότητας 7.2.4, αυτό το δίκτυο θα χρησιμεύσει ως η προσέγγιση \hat{f}_θ της αληθινής δυναμικής f_θ , που θα προτείνει εντολές ταχύτητας για το ρομπότ λαμβάνοντας υπόψη τις πληροφορίες σχετικά με την πρόθεση της ανθρώπινης κίνησης.

Το προτεινόμενο δίκτυο πολιτικής ελέγχου είναι ένα ακολουθιακό μοντέλο που βασίζεται σε LSTM χρησιμοποιώντας ως χαρακτηριστικά εισόδου τις προβλέψεις για τις ανθρώπινες καταστάσεις $\mathbf{x}_{t:t+T}^H$ για ένα χρονικό παράθυρο T μετασχηματισμένες ως προς την τρέχουσα κατάσταση του ρομπότ \mathbf{x}_t^R (Σχ. 7.7). Χρησιμοποιούμε αρχικά δύο FC στρώματα με ένα ReLU και ένα επίπεδο Dropout [179] (με πιθανότητα $p = 0.4$) ανάμεσά τους. Σκοπός των FC επιπέδων είναι να κωδικοποιήσουν τα αρχικά χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας στατικούς μετασχηματισμούς ανεξάρτητα από τις εξαρτήσεις χρόνου που μοντελοποιούνται από τις μονάδες LSTM. Η κύρια κωδικοποίηση-αποκωδικοποίηση υλοποιείται από τα δύο επίπεδα LSTM. Η έξοδος αποκωδικοποιείται από το τελικό FC επίπεδο, το οποίο δίνει τη δράση ελέγχου για την χρονική στιγμή t , δηλαδή το διάνυσμα ταχύτητας του ρομπότ: $\mathbf{u}_t^R = [v_t \ \omega_t]^T$.

Algorithm 1 Model-based RL for coupled HR motion

Require: Training data and empty dataset D for aggregation
Require: Aggregation frequency $K \in \mathbb{Z}$, MPC horizon $T \in \mathbb{Z}$
Require: Pre-trained control policy \hat{f}_θ

- 1: **for** $i = 1, \dots$ **do**
- 2: **if** $i \bmod K = 0$ **then**
- 3: **for** $t:1, \dots, T$ **do**
- 4: get future human states $\mathbf{x}_{t:T+T}^H$ via HuMIM net
- 5: get desired coupling parameters $l_{t:t+T}, \phi_{t:t+T}$
- 6: sample N_s velocities from policy $\mathbf{u}_t^R \sim \hat{f}_\theta(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{x}_{t:T+T}^H)$ and add exploration noise
- 7: perform MPC rollouts to find the optimal control sequence U_t^T using (7.7)
- 8: **end for**
- 9: execute first action \mathbf{u}_t^R from selected sequence U_t^T
- 10: add $(\mathbf{x}_t^R, \mathbf{x}_{t:T+T}^H, \mathbf{u}_t^R)$ in dataset D
- 11: **else**
- 12: perform fine-tuning on policy of Fig. 7.7 using the aggregated data D
- 13: **end if**
- 14: **end for**

Προσαρμογή της Πολιτικής Ελέγχου μέσω Ενισχυτικής Μάθησης με βάση μοντέλο (Model-based Reinforcement Learning)

Αν και το IL μπορεί να δώσει καλά αποτελέσματα στην πρόβλεψη των δράσεων ελέγχου σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας, η δυνατότητα του περιορίζεται από τα δεδομένα που έχει δει κατά την εκπαίδευση, Ως εκ τούτου, χρησιμοποιούμε το δίκτυο πολιτικής ελέγχου που έχουμε μάθει με IL ως αρχική προσέγγιση η οποία θα πρέπει να προσαρμοστεί σε νέα δεδομένα ανθρώπινης βάρδισης μέσω της τεχνικής του RL. Το Σχ. 7.5 και ο Αλγόριθμος 1 παρουσιάζουν μια επισκόπηση της προτεινόμενης MBRL μεθόδου για την προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου. Σε αυτό το πλαίσιο, καταφεύγουμε στο δίκτυο HuMIM και στο δίκτυο πρόβλεψης των παραμέτρων σύζευξης (coupling parameters forecast model) που περιγράφηκαν στην ενότητα 7.2.5 για να προβλέψουμε σε έναν χρονικό ορίζοντα T τις μελλοντικές ανθρώπινες καταστάσεις $\mathbf{x}_{t:t+T}^H$ και τις επιθυμητές παραμέτρους σύζευξης $l_{t:t+T}, \phi_{t:t+T}$, οι οποίες απορρέουν από την τρέχουσα εκτίμηση του μήκους διασκελισμού και τον προσανατολισμό του ανθρώπου στο τοπικό του πλαίσιο αναφοράς. Αυτές οι παράμετροι απαρτίζουν την επιθυμητή κατάσταση σύζευξης \mathbf{x}_t^d για τον MPC της (7.7), όπως περιγράψαμε στην ενότητα 7.2.4. Κάθε χρονική στιγμή χρησιμοποιούμε τις προβλέψεις για τις ανθρώπινες καταστάσεις που παρέχονται από το HuMIM, μετασχηματισμένες ως προς το πλαίσιο αναφοράς του ρομπότ, για να λάβουμε N_s νέα δείγματα ταχύτητας από την πολιτική ελέγχου. Επιπλέον, χρησιμοποιούμε το επίπεδο του dropout για να εφαρμόσουμε Monte Carlo Markov Chain δειγματοληψία στις εξόδους του δικτύου, ώστε να εκμεταλευτούμε την αβεβαιότητα στις προβλέψεις του δικτύου [179]. Εφαρμόζουμε, επίσης, και επιπλέον τυχαίο θόρυβο εξερεύνησης στα δείγματα ταχυτήτων ώστε να διευρύνουμε την κατανομή των δειγμάτων.

Επιπρόσθετα, εφαρμόζουμε τυχαίο θόρυβο στις εκτιμώμενες καταστάσεις του ρομπότ \mathbf{x}_t^R ώστε να προσομοιώσουμε πιθανά σφάλματα που μπορεί να προκύψουν σε πραγματικές καταστάσεις όπως σφάλματα εντοπισμού, ολισθήσεις, κ.ά.

Στόχος μας είναι να μάθουμε πολιτικές για την ανάκτηση του ρομπότ από ψευ-

δείς καταστάσεις εφαρμόζοντας την καλύτερη δυνατή δράση ελέγχου. Τα N_s δείγματα ταχύτητας χρησιμοποιούνται για τα επεισόδια του MPC με την προσομοίωση τροχιών σε ένα πεπερασμένο χρονικό ορίζοντα T για κάθε δείγμα. Η προσομοιωμένη τροχιά με το ελάχιστο κόστος που υπολογίζεται από την (7.7) (δηλαδή η υψηλότερη επιβράβευση στην θεωρία του RL) επιλέγεται, ενώ μόνο η πρώτη δράση από την επιλεγμένη ακολουθία ελέγχου εφαρμόζεται στο ρομπότ. Μέσω του επανασχεδιασμού σε κάθε χρονική στιγμή, αντισταθμίζουμε πιθανά σφάλματα του μοντέλου. Η κατάσταση του ρομπότ μαζί με την εφαρμοζόμενη ενέργεια ελέγχου και την τρέχουσα κατάσταση του ανθρώπου $\mathbf{x}_t^R, \mathbf{x}_{t:T+T}^H, \mathbf{u}_t^R$ (Σχ. 7.5, Αλγ. 1) συγκεντρώνονται σε ένα νέο, αρχικά άδειο σύνολο δεδομένων D , το οποίο θα χρησιμοποιηθεί για την προσαρμογή του δικτύου της πολιτικής ελέγχου μέσω αναπροσαρμογής των βαρών του τελευταίου επιπέδου του δικτύου κάθε $K \in \mathbb{Z}$ χρονικά βήματα. Η συσσωμάτωση δεδομένων και η επαγγελματική εκπαίδευση του μοντέλου προσαρμόζει την πολιτική σε νέες ομάδες καταστάσεων-ενεργειών, οι οποίες κατά το παρελθόν δεν είχαν εντοπιστεί στο δίκτυο, επαυξάνοντας τις αντίστοιχες κατανομές και βελτιώνοντας την απόδοση του ελεγκτή.

□

Κεφάλαιο 8

Πειραματικές Διατάξεις και Δεδομένα

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφονται οι πειραματικές διατάξεις και τα αντίστοιχα πειραματικά δεδομένα που συλλέχθηκαν, με βάση τα οποία επαληθεύθηκαν οι μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν στην παρούσα διατριβή. Καταγράφονται και αναφέρονται αναλυτικά οι πειραματικές πλατφόρμες, τα πειραματικά σενάρια καθώς επίσης και στοιχεία των συμμετεχόντων. Τα πειραματικά δεδομένα της παρούσας εργασίας συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια δύο μεγάλων πειραματικών καταγραφών στο Νοσοκομείο-Γηριατρικό κέντρο Agaplesion Bethanien του Πανεπιστημίου της Χαϊδελβέργης τα έτη 2013 και 2014 στα πλαίσια του ερευνητικού έργου MOBOT ¹.

8.1 Πειραματική Διάταξη - Χαϊδελβέργη 2013

Για την αρχική καταγραφή δεδομένων στα πλαίσια του ερευνητικού έργου MOBOT, πραγματοποιήθηκε, κατά το πρώτο έτος του έργου, μια μεγάλη καταγραφή πειραματικών δεδομένων, με συμμετοχή πραγματικών ασθενών και με τη χρήση ενός παθητικού περιπατητήρα εξοπλισμένου με πληθώρα αισθητήρων (Σχ. 1.4). Τα πειράματα αυτά οδήγησαν στη δημιουργία της βάσης δεδομένων MOBOT 1, που περιγράφεται στη συνέχεια.

8.1.1 Περιγραφή πειραματικών δεδομένων: MOBOT 1

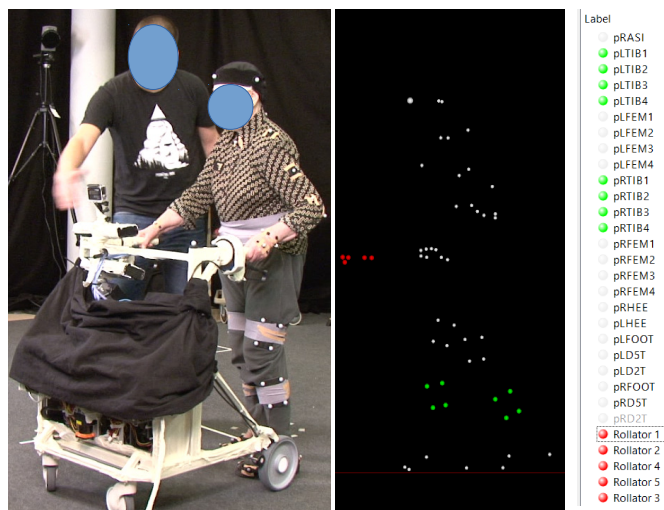
Τα πειραματικά δεδομένα συλλέχθηκαν στο Agaplesion Bethanien Hospital - Geriatric Center με τη συμμετοχή πραγματικών ασθενών, υπό την έγκριση της επιτροπής ηθικής και δεοντολογίας του ιατρικού τμήματος του Πανεπιστημίου της Χαϊδελβέργης. Όλοι οι συμμετέχοντες υπέγραψαν γραπτή συγκατάθεση για συμμετοχή στα πειράματα. Οι συμμετέχοντες παρουσίαζαν μέτρια έως ήπια εξασθένηση κινητικότητας, σύμφωνα με την κλινική αξιολόγηση. Οι ασθενείς φορούσαν τα κανονικά ρούχα τους. Ένα σύνολο οπτικών δεικτών κίνησης από ένα σύστημα Vicon Motion Capture τοποθετήθηκε σε ορισμένες περιοχές του σώματος των υποκειμένων. Τα δεδομένα της παρούσας μελέτης παρέχονται από έναν αισθητήρα Hokuyo UBG-04LX-F01 rapid LRF (μέσης περιόδου δειγματοληψίας περίπου 28 msec/scan, εύρους σάρωσης 20

¹<http://www.mobot-project.eu/>

έως 5600mm, γωνιακού εύρους -120° έως 120° και γωνιακής ανάλυσης 0.36°), ο οποίος βρισκόταν τοποθετημένος πάνω σε έναν παθητικό περιπατητήρα (Σχ. 1.4), ο οποίος χρησιμοποιήθηκε για την καταγραφή δεδομένων κίνησης και αλληλεπίδρασης των χρηστών. Το LRF είναι τοποθετημένο σε ύψος περίπου 40 εκατοστών από το έδαφος για την ανίχνευση της κίνησης της κνήμης των ποδιών. Ας σημειωθεί ότι η βάση αυτή περιλαμβάνει επίσης και τις καταγραφές εικόνας και βάθους από τον αισθητήρα Kinect v1, με συχνότητα δειγματοληψίας 15 καρέ/δευτερόλεπτο, που ήταν επίσης τοποθετημένος στην παθητική πλατφόρμα του Σχ. 1.4. Τα δεδομένα αυτά είναι βασικά για την ανάπτυξη του ανθρωποκεντρικού συστήματος παρακολούθησης του ανθρώπου.

Συνολικά δεκαπέντε ασθενείς (ηλικίας άνω των 65 ετών συμμετείχαν στα πειράματα με τον παθητικό περιπατητήρα. Από ένα σύνολο έξι πειραματικών σεναρίων, στην παρούσα διατριβή επικεντρωνόμαστε μόνο στα δύο πρώτα πειραματικά σεναρία βάδισης, τα οποία οι συμμετέχοντες εκτελούσαν δύο φορές.

- **Σενάριο 1:** τα άτομα περπατούσαν με φυσική υποστήριξη του περιπατητήρα σε ευθεία κατεύθυνση περίπου 3 μ., πραγματοποιούσαν στροφή 180° και επέστρεφαν στην αρχική θέση.
- **Σενάριο 2:** τα άτομα, περπατώντας με τη φυσική υποστήριξη του περιπατητή, πραγματοποίησαν ένα πιο σύνθετο σενάριο, όπου έπρεπε να κάνουν περιστροφικούς χειρισμούς στο μέσον της διαδρομής για να αποφύγουν εμπόδια. Όλοι οι ασθενείς πραγματοποίησαν τα πειραματικά σεναρία υπό την κατάλληλη επίβλεψη φροντιστή. Τα άτομα έλαβαν οδηγίες να περπατούν όσο το δυνατόν πιο φυσιολογικά.



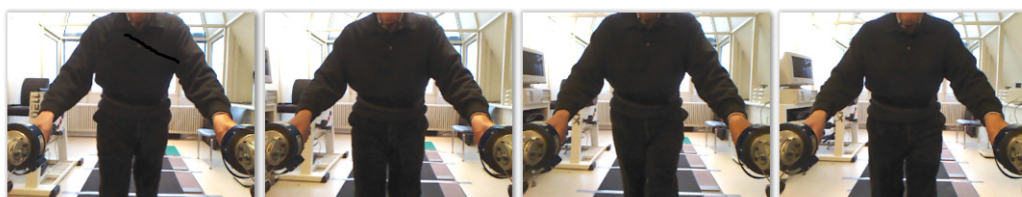
Σχήμα 8.1: Αριστερά: στιγμιότυπο της πειραματικής σκηνής με ένα υποκείμενο να περπατάει υποστηριζόμενο από τη ρομποτική πλατφόρμα, ενώ παράλληλα φοράει οπτικούς δείκτες για την καταγραφή κίνησης. Δεξιά: μια αναπαράσταση των δεικτών από το σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Επισημειωμένα με πράσινο είναι οι δείκτες της κνήμης και με κόκκινο οι δείκτες της πλατφόρμας.

Ένα στιγμιότυπο της πειραματικής σκηνής με ένα υποκείμενο να περπατάει υποστηριζόμενο από τη ρομποτική πλατφόρμα, ενώ παράλληλα φοράει οπτικούς δείκτες φαίνεται στα αριστερά του Σχ. 8.1. Στα δεξιά, απεικονίζεται μια αναπαράσταση των δεικτών από το σύστημα οπτικοποίησης Motion Kinematic and Kinetic, Analyzer (ΜΟΚΚΑ) [180]. Επισημειωμένα με πράσινο είναι οι δείκτες της κνήμης και με κόκκινο οι δείκτες της πλατφόρμας, οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την πειραματική επαλήθευση. Τα δεδομένα της βάσης ΜΟΒΟΤ 1 υπήρξαν ιδιαίτερος πολύτιμα, τόσο για την εκπαίδευση των μοντέλων παρακολούθησης και την κατανόηση της παθολογικής βάδισης, αλλά και την εξαγωγή δεδομένων αληθείας για την επαλήθευση τους ανθρωποκεντρικού συστήματος παρακολούθησης.

8.2 Πειραματική Διάταξη - Χαϊδελβέργη 2014

Κατά το έτος 2014, πραγματοποιήθηκε δεύτερος γύρος πειραμάτων με συμμετοχή πραγματικών ασθενών, με τη χρήση της πρότυπης ρομποτικής πλατφόρμας ΜΟΒΟΤ (Σχ. 1.3). Σχεδιάστηκαν και πραγματοποιήθηκαν τρία πειραματικά σενάρια, εκ των οποίων τα δύο αξιοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή και οδήγησαν στη δημιουργία των βάσεων ΜΟΒΟΤ 2 και ΜΟΒΟΤ 3, που περιγράφονται στην συνέχεια. Τα πειραματικά δεδομένα συλλέχθηκαν στο Agaplesion Bethanien Hospital - Geriatric Center με τη συμμετοχή πραγματικών ασθενών, υπό την έγκριση της επιτροπής ηθικής και δεοντολογίας του ιατρικού τμήματος του Πανεπιστημίου της Χαϊδελβέργης. Συνολικά τριάντα δύο ασθενείς συμμετείχαν στον δεύτερο γύρο πειραμάτων. Όλοι οι συμμετέχοντες υπέγραψαν γραπτή συγκατάθεση για συμμετοχή στα πειράματα. Η επιλογή των συμμετεχόντων έγινε από ένα μεγάλο αριθμό εσωτερικών και εξωτερικών ασθενών του Κέντρου Bethanien, κατόπιν συγκεκριμένης διαδικασίας κλινικής αξιολόγησης και στη βάση προδιαγεγραμμένων κριτηρίων ένταξης στα πειράματα. Σύμφωνα με την κλινική αυτή αξιολόγηση, όλοι οι συμμετέχοντες εμφάνιζαν μέτρια έως ήπια εξασθένηση κίνησης, με δυνατότητα μέγιστης ταχύτητας βάδισης τα 0.6m/sec. Οι ασθενείς φορούσαν τα κανονικά ρούχα τους (δεν χρειάζονται ειδικός ρουχισμός, οπτικοί δείκτες ή φορητοί αισθητήρες).

Για την κατηγοριοποίηση και την αξιολόγηση της κινητικότητας των ασθενών, οι ειδικοί χρησιμοποίησαν το τεστ Τινετι [142], το οποίο χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει το βάδισμα και την ισορροπία στους ηλικιωμένους, την αντίληψη της ισορροπίας και της ευστάθειας κατά τις καθημερινές δραστηριότητες, αλλά και τον κίνδυνο πτώσης. Ονομάζεται επίσης Αξιολόγηση της κινητικότητας βάσει επιδόσεων (Performance Oriented Mobility Assessment- POMA). Η βαθμολογία POMA είναι πολύ καλός δείκτης του κινδύνου πτώσης ενός ατόμου. Έχει καλύτερες δυνατότητες εξέτασης-επανεξέτασης, διακριτική και προληπτική αξιοπιστία σχετικά με τον κίνδυνο πτώσης από άλλες εξετάσεις, συμπεριλαμβανομένων των εξετάσεων Timed Up and Go (TUG), στήριξη ενός ποδιού και δοκιμή λειτουργικής απόκλισης [181]. Ασθενείς με βαθμολογία POMA ≤ 18 παρουσιάζουν υψηλό κίνδυνο πτώσεων, ενώ βαθμολογία POMA μεταξύ του 18 και του 23 υποδεικνύει μεσαίο ρίσκο πτώσης [142]. Τα άτομα με βαθμολογία POMA άνω του 24 παρουσιάζουν καλύτερη κινητική συμπεριφορά με μικρότερο κίνδυνο πτώσεων. Όλοι οι ασθενείς εκτέλεσαν τα πειραματικά σενάρια με την κατάλληλη επίβλεψη ειδικού φροντιστή.



Σχήμα 8.2: Στιγμιότυπο ασθενούς που περπατάει πάνω στο GAITRite χαλί ενώ υποστηρίζεται από τη ρομποτική πλατφόρμα, για έναν κύκλο βάρδισης.



Σχήμα 8.3: Τα αποτυπώματα πελμάτων του ίδιου ασθενούς που ανιχνεύθηκαν από το σύστημα GAITRite.

8.2.1 Περιγραφή πειραματικών δεδομένων: MOBOT 2

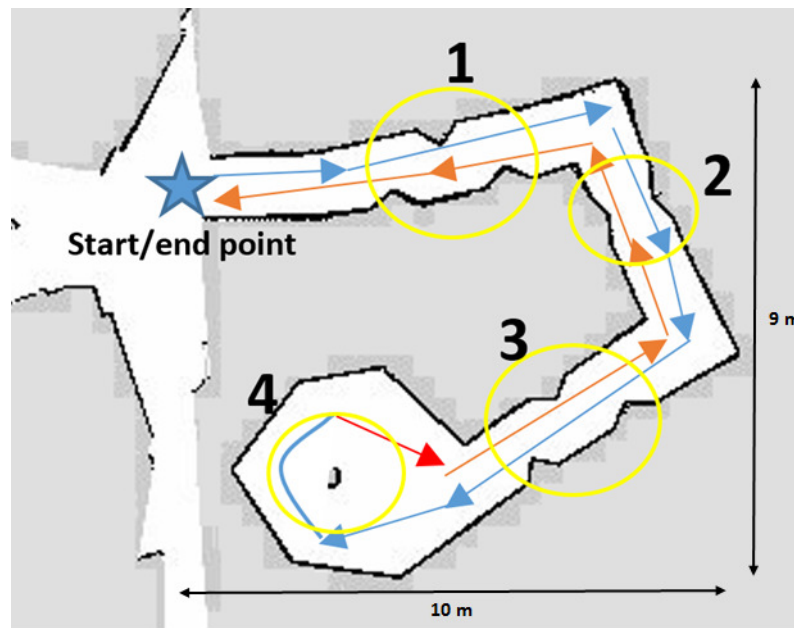
Τα δεδομένα της βάσης MOBOT 2 κατεγράφησαν από έναν αισθητήρα Hokuyo UBG-04LX-F01 rapid LRF μέσης περιόδου σάρωσης 28 msec, το οποίο βρισκόταν τοποθετημένο πάνω στη ρομποτική πλατφόρμα του Σχ. 1.3. Το LRF είναι τοποθετημένο σε ύψος περίπου 40 εκατοστών από το έδαφος για την ανίχνευση της κίνησης της κνήμης των ποδιών. Ένα σύστημα GAITRite χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή δεδομένων αληθείας. Το GAITRite είναι ένα ηλεκτρονικό χαλί μήκους περίπου 3 μέτρων, εξοπλισμένο με αισθητήρες πίεσης τοποθετημένους ανά 1.27cm, και χρησιμοποιείται για ανάλυση βάρδισης. Το GAITRite παρέχει μετρήσεις για τις χωρικές και χρονικές παραμέτρους της βάρδισης που χρησιμοποιούνται στην ιατρική διάγνωση, [69].

Κάθε συμμετέχοντας της μελέτης έπρεπε να περπατήσει στην ευθεία πάνω στον ηλεκτρονικό τάπητα του GAITRite υποστηριζόμενος από τη ρομποτική πλατφόρμα.

Στο Σχ. 8.2, παρουσιάζεται στιγμιότυπο ενός ασθενούς ενώ πραγματοποιεί το πειραματικό σενάριο, όπως αυτό εντυπώθηκε από την κάμερα Kinect που ήταν επίσης τοποθετημένη στη ρομποτική πλατφόρμα (Σχ. 1.3). Επιπλέον, στο Σχ. 8.3 παρουσιάζονται τα αποτυπώματα των πελμάτων που ανιχνεύονται από το σύστημα GAITRite για το ίδιο υποκείμενο.

8.2.2 Περιγραφή πειραματικών δεδομένων: MOBOT 3

Τα δεδομένα της βάσης MOBOT 3 συλλέχθηκαν επίσης από τον αισθητήρα Hokuyo UBG-04LX-F01 rapid LRF που βρισκόταν τοποθετημένος πάνω στη ρομποτική πλατφόρμα του Σχ. 1.3. Το Σχ. 8.4 παρουσιάζει την πειραματική σκηνή που είχε στηθεί στον Νοσοκομείο Bethanien, για το συγκεκριμένο πείραμα πλοήγησης με τον ρομποτικό βοηθό. Η σκηνή περιλάμβανε τρεις διαδρόμους, με συγκεκριμένα εμπόδια τοποθετημένα στα σημεία 1 έως 3 και έναν κυκλικό κόμβο στο σημείο 4. Το μπλε αστέρι δείχνει το σημείο έναρξης/λήξης του πειράματος, ενώ τα μπλε και κόκκινα βέλη αντιπροσωπεύουν την πιθανή διαδρομή. Τα άτομα έπρεπε να περπατήσουν σε αυτήν την περιοχή δοκιμών με την υποστήριξη της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης του Σχ. 1.3, προσπαθώντας να αποφύγουν τα εμπόδια και να επιστρέψουν



Σχήμα 8.4: Χάρτης της πειραματικής σκηνής. Υπήρχαν τρεις περιοχές με εμπόδια κατά μήκος των διαδρομών (σημειωμένα με τους αριθμούς 1-3) και ένα σημείο στροφής (σημειωμένο με τον αριθμό 4).

στην αρχική θέση. Αυτό το πολύπλοκο πειραματικό σενάριο εκτελέστηκε δύο φορές χρησιμοποιώντας κάθε φορά διαφορετική ρύθμιση ελέγχου για τον ρομποτικό βοηθό:

- **Σενάριο 1:** ο ελεγκτής παρείχε βοήθεια βάδισης με χρήση ελέγχου σύνθετης μηχανικής ενδοτικότητας (admittance control), με ρύθμιση φαινόμενης μηχανικής αδράνειας και ενεργούς απόσβεσης της ρομποτικής κινητής πλατφόρμας, χωρίς λειτουργία αποφυγής εμποδίων, [83].
- **Σενάριο 2:** ο ελεγκτής παρείχε βοήθεια βάδισης με λειτουργικότητα αποφυγής εμποδίων, βασισμένη σε έναν αλγόριθμο λήψης αποφάσεων για την αναπτυγμένη αρχιτεκτονική από κοινού προσαρμοστικού ελέγχου της ρομποτικής πλατφόρμας που αναλύεται στο [83].

Ο ελεγκτής του Σεναρίου 1 αποτελεί έναν απλό σχεδιασμό ελέγχου που εφαρμόζεται συνήθως σε σχηματισμούς ανθρώπου - κινητού ρομπότ ενώ η στρατηγική ελέγχου του Σεναρίου 2 είναι πιο εξελιγμένη, η οποία αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του ευρωπαϊκού έργου MOBOT για την ρομποτική πλατφόρμα του Σχ. 1.3. Η βάση MOBOT 3 περιλαμβάνει πλούσια δεδομένα βάδισης σε δομημένο περιβάλλον με εμπόδια, από τα οποία μπορέσαμε να υπολογίσουμε την επίδραση διαφορετικών ελεγκτών στην βάδιση ασθενών με διαφορετική κατηγοριοποίηση POMA.

□

Κεφάλαιο 9

Πειραματικά Αποτελέσματα Εκτίμησης Κίνησης Ανθρώπινων Ποδιών

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζουμε μια εμπειριστατωμένη πειραματική μελέτη που στόχο έχει να συγκρίνει τα τρία συστήματα εντοπισμού που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο §3: α) τη μέθοδο PDA-PF, β) τη μέθοδο παρακολούθησης βασισμένη στο KF, η οποία έχει αναπτυχθεί ως ένα βασικό σύστημα και γ) μια μέθοδο με δύο SIR-PF για την παρακολούθηση των ποδιών ξεχωριστά χωρίς κάποια πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων. Η πειραματική επαλήθευση έγκειται στη σύγκριση των αλγορίθμων παρακολούθησης σύμφωνα με την ακρίβεια παρακολούθησης και, δεύτερον, την ευρωστία των αποτελεσμάτων.

Στο πρώτο μέρος της πειραματικής ανάλυσης παρουσιάζεται η αρχική συγκριτική μελέτη μεταξύ της μεθόδου PDA-PF με τη μέθοδο KF. Συγκρίνονται ως προς την ακρίβεια παρακολούθησης με δεδομένα αληθείας τόσο από σύστημα οπτικής καταγραφής κίνησης (ενότητα §9.1.1) [182]. Εξετάζεται επίσης και η απόδοση των μεθόδων αυτών όταν συνδυαστούν με το HMM που αναγνωρίζει κύκλους βάρδισης, το οποίο και οδηγεί στην εξαγωγή των παραμέτρων βάρδισης κάθε ασθενούς (ενότητα §4.2), χρησιμοποιώντας ως δεδομένα αληθείας τις παραμέτρους βάρδισης οι οποίες μετρήθηκαν από το GAITRite σύστημα, ένα ηλεκτρονικό χαλί εξοπλισμένο με αισθητήρες πίεσης για την καταγραφή της επαφής των ποδιών με το έδαφος.

Στο δεύτερο μέρος παρουσιάζεται μια πλήρης διερεύνηση και των τριών μεθόδων. Όσον αφορά την ακρίβεια, τα δεδομένα αληθείας αποκτήθηκαν με την αξιοποίηση δεδομένων οπτικών δεικτών που συλλέχθηκαν από ένα σύστημα VICON MoCap κατά τη διάρκεια πειραμάτων με πραγματικούς ασθενείς σε νοσοκομειακό περιβάλλον. Όσον αφορά την ευρωστία, χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα χειροκίνητης επισημείωσης για να ανιχνευθεί ο επιτυχής χρόνος παρακολούθησης και να υπολογιστούν τα σφάλματα παρακολούθησης. Τα αρχικά αποτελέσματα έχουν δημοσιευτεί στο [78]. Τα πειραματικά αποτελέσματα παρουσιάζουν την ανωτερότητα της προτεινόμενης μεθόδου PDA-PF σε σχέση με τα άλλα συστήματα παρακολούθησης, τόσο αναφορικά με την ακρίβεια των εκτιμήσεων όσο και την ευρωστία της μεθόδου, καθώς καταφέρνουν να συγκλίνουν στα δεδομένα αληθείας με μικρότερο αριθμό particles από τη μέθοδο SIR-PF και επίσης χειρίζεται αποτελεσματικά τις περιπτώσεις θορύβου του

περιβάλλοντος.

9.1 Πειραματική σύγκριση KF και PDA-PF

9.1.1 Πείραμα 1: Αξιολόγηση παρακολούθησης κίνησης - Επαλήθευση βάσει δεδομένων αληθείας από οτικό σύστημα καταγραφής

Πειραματική διάταξη και περιγραφή δεδομένων

Τα πειραματικά δεδομένα της παρούσας αξιολόγησης προέρχονται από τα δεδομένα της βάσης MOBOT 1, που περιγράφηκε στην παράγραφο §8.1.1. Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τέσσερις ασθενείς ηλικίας 65 ετών και άνω, που εκτέλεσαν τα πειραματικά σενάρια που παρουσιάστηκαν στην §8.1.1, με την χρήση της παθητικής ρομποτικής πλατφόρμας και με τη χρήση των οπτικών δεικτών καταγραφής κίνησης.

Στρατηγική Επαλήθευσης

Η στρατηγική μας για την πειραματική επαλήθευση περιλαμβάνει τη σύγκριση δύο αλγορίθμων παρακολούθησης αναφορικά με την ακρίβεια και την ευρωστία τους. Για τον έλεγχο ακριβείας, επαληθεύουμε τα αποτελέσματα των φίλτρων σε σχέση με δεδομένα αληθείας ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) και τη μέση απόλυτη απόκλιση (MAD) των σφαλμάτων στο σύνολο του χρόνου παρακολούθησης. Για την εξαγωγή δεδομένων αληθείας, έχουμε απομονώσει τα ανεπεξέργαστα δεδομένα των δεικτών που είναι τοποθετημένα στις κνήμες και στη ρομποτική πλατφόρμα, Σξ. ∴. Εφαρμόζουμε παρεμβολή και εξομάλυνση πάνω στις καταγεγραμμένες τροχιές των δεικτών και τέλος εφαρμόζουμε προσαρμογή κυλίνδρων στους δεικτών της κνήμης σε κάθε καρέ για την τρισδιάστατη αναπαράσταση των ποδιών του χρήστη.

Έπειτα, αφαιρούμε τα σημεία του κυλίνδρου που αντιστοιχούν στο οπτικό πεδίο του αισθητήρα LRF. Από τα δεδομένα των δεικτών της πλατφόρμας, εφαρμόζουμε Ευκλείδειο μετασχηματισμό ώστε να προβάλλουμε τα δεδομένα των ποδιών στο πλαίσιο αναφοράς του LRF. Οι ταχύτητες προκύπτουν από απλή διαφόριση. Η ευρωστία των φίλτρων αξιολογείται ως προς τον επιτυχή χρόνο παρακολούθησης, τα σφάλματα παρακολούθησης, τις επαναρχικοποιήσεις αλλά και την γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων παρακολούθησης σε δύσκολες περιπτώσεις απόκρυψης δεδομένων ή περιβαλλοντικού θορύβου. Οι παράμετροι θορύβου του KF ορίστηκαν, βάσει πειραματικών δεδομένων, ως εξής: για τον θόρυβο επεξεργασίας που επηρεάζεται από την μεταβλητότητα της επιτάχυνσης έχουμε $\sigma_{a_x^L} = 1.63(m/s^2)$, $\sigma_{a_y^L} = 5.24(m/s^2)$, $\sigma_{a_x^R} = 1.63(m/s^2)$, $\sigma_{a_y^R} = 5.24(m/s^2)$, ενώ για τη διακύμανση του θορύβου παρατηρήσεων λαμβάνουμε υπόψιν τόσο τον ονομαστικό θόρυβο του αισθητήρα LRF αλλά και την μεταβλητότητα που προκύπτει πειραματικά από την προσαρμογή κύκλου στα δεδομένα: $V_{x_k} = 0.059(m)$ και $V_{y_k} = 0.02(m)$, [76]. Στην παρούσα μελέτη το PF δοκιμάστηκε με χρήση 500 particles για κάθε πόδι.

Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συμπεράσματα

Ακρίβεια Ο πίνακας 9.1 περιλαμβάνει τα στατιστικά δεδομένα για τα μέσα RMSE και MAD των εκτιμήσεων των αλγορίθμων παρακολούθησης σε σχέση με τα δεδομένα

Πίνακας 9.1: Ακρίβεια Παρακολούθησης

Σενάριο 1						
Υποκείμενο	Μεταβλητή	Μέτρο	RMSE		MAD	
			KF	PF	KF	PF
1	x	cm	9.73	2.65	5.63	1.72
	y	cm	16.36	4.32	10.87	2.48
	v_x	cm/s	10.44	6.91	6.81	4.69
	v_y	cm/s	31.98	15.93	21.59	11.23
2	x	cm	2.62	2.35	1.17	0.86
	y	cm	4.58	3.82	3.07	1.22
	v_x	cm/s	5.28	4.54	3.88	3.46
	v_y	cm/s	16.09	12.57	12.25	9.39
3	x	cm	9.36	4.57	6.15	2.84
	y	cm	8.73	6.20	5.13	3.59
	v_x	cm/s	4.53	4.20	3.37	2.93
	v_y	cm/s	10.89	7.06	7.95	5.07
4	x	cm	6.19	4.40	4.85	2.91
	y	cm	9.52	6.78	8.41	4.34
	v_x	cm/s	11.34	9.86	8.03	7.66
	v_y	cm/s	28.41	20.22	20.83	15.32
Σενάριο 2						
Υποκείμενο	Μεταβλητή	Μέτρο	RMSE		MAD	
			KF	PF	KF	PF
1	x	cm	8.14	2.83	7.35	1.54
	y	cm	10.29	4.16	7.53	1.94
	v_x	cm/s	10.21	7.00	7.65	4.67
	v_y	cm/s	16.05	13.30	23.09	9.69
2	x	cm	3.88	3.59	2.46	1.91
	y	cm	6.55	5.21	4.13	3.24
	v_x	cm/s	6.94	6.52	4.93	4.81
	v_y	cm/s	18.09	11.23	13.33	8.47
3	x	cm	2.55	2.50	2.17	1.23
	y	cm	4.48	4.96	3.76	1.78
	v_x	cm/s	6.61	6.47	5.11	4.90
	v_y	cm/s	14.33	13.14	10.97	10.15
4	x	cm	3.89	3.58	2.72	1.72
	y	cm	7.72	5.58	5.08	1.93
	v_x	cm/s	10.85	9.06	7.70	6.81
	v_y	cm/s	20.77	15.64	13.73	11.20

Σύγκριση της ακρίβειας των δύο φίλτρων: Μέσες τιμές σφαλμάτων για τους δείκτες ακρίβειας RMSE και MAD.

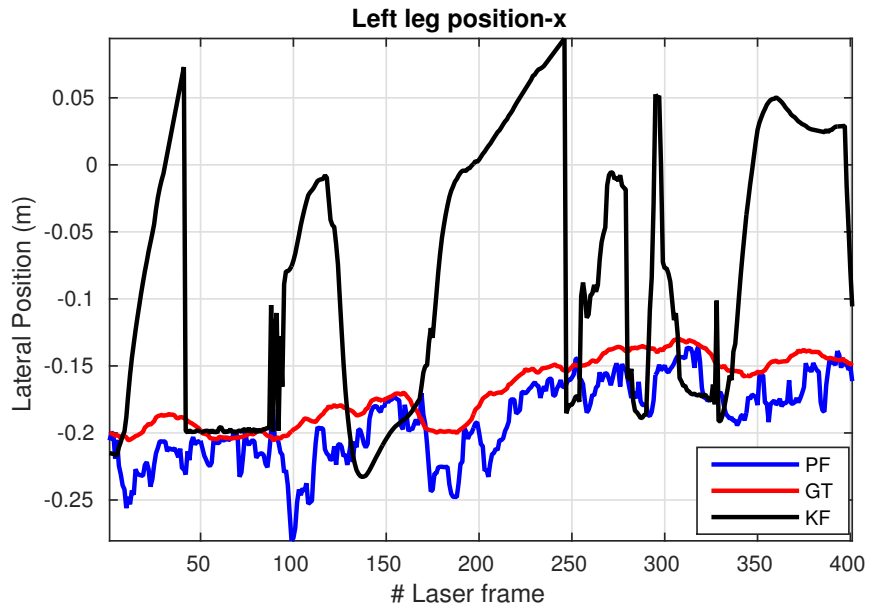
αληθείας. Οι παράμετροι x, y αναφέρονται στην μέση θέση και τα v_x, v_y στη μέση ταχύτητα των ποδιών. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος παρακολούθησης με PF αποδίδει καλύτερα από το KF και για τα δύο σενάρια (με έντονη γραμματοσειρά επισημαίνονται τα χαμηλότερα RMSE και MAD). Η μέση αύξηση ακρίβειας από την χρήση του PF σε σχέση με το KF αντιστοιχεί σε μείωση σφάλματος περίπου 30% στο RMSE και σε 43% για το MAD. Τα σχετικά μεγαλύτερα σφάλματα στην εκτίμηση ταχύτητας μπορούν εν μέρει να δικαιολογηθούν από τον τρόπο με τον οποίο εξάγονται τα δεδομένα αληθείας της ταχύτητας (απλή διαφοράση των θέσεων των δεικτών) που επιφέρει τυχαίο θόρυβο. Επιπλέον, με την προσαρμογή κυλίνδρου θεωρούμε ότι τα πόδια έχουν λεία επιφάνεια, ενώ από τις άλλες οι συστάδες των σημείων laser που αντιστοιχούν στα ανιχνευθέντα πόδια παρουσιάζουν μεγάλες παραμορφώσεις λόγω του ρουχισμού του χρήστη.

Ένα παράδειγμα των αποτελεσμάτων εκτίμησης των αλγορίθμων παρακολούθησης για την οριζόντια θέση του αριστερού και του δεξιού ποδιού (Σχ. 9.1α', 9.1β') και για την πρόσθια θέση (Σχ. 9.1γ', 9.1δ') για το υποκειμένο #1 στο Σενάριο 2 φαίνεται στο Σχ. 9.1. Οι μαύρες γραμμές αναπαριστούν τις εκτιμήσεις του KF, οι μπλε γραμμές τις εκτιμήσεις του PF και οι κόκκινες γραμμές τα αντίστοιχα δεδομένα αληθείας. Παρατηρούμε ότι σε πολλά σημεία το KF αποτυγχάνει να παρακολουθήσει την θέση του χρήστη, γεγονός το οποίο εξηγεί τα μεγάλα σφάλματα στην εκτίμηση κατάστασης του υποκειμένου #1 στο σενάριο 2, Πίνακας 9.1, ενώ το PF παρακολουθεί τον χρήστη με αρκετά καλή ακρίβεια (Πίνακας 9.1 χαμηλότερα RMSE και MAD).

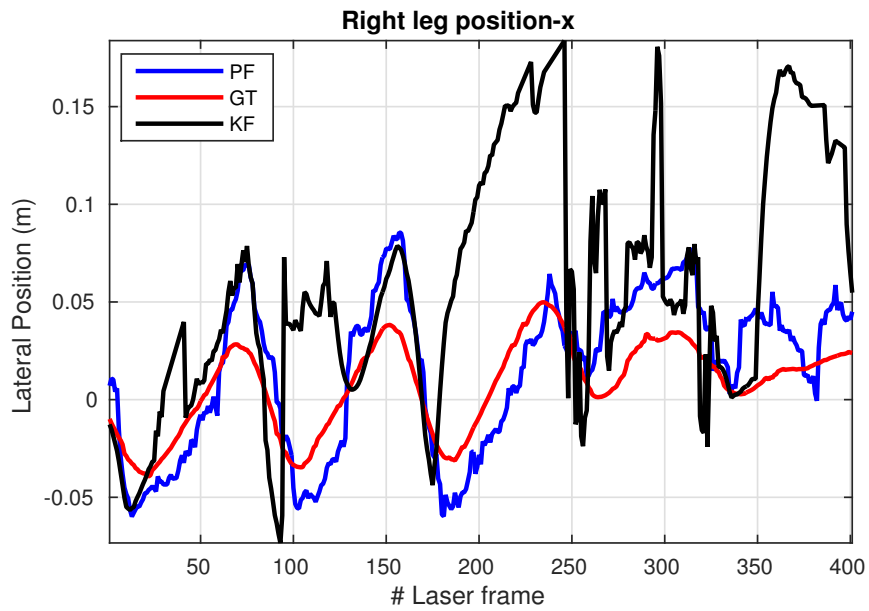
Ευρωστία Για την αξιολόγηση της ευρωστίας των φίλτρων παρακολούθησης παρατίθεται το γραφικό παράδειγμα του Σχ. 9.2. Τα μαύρα άστρα αναπαριστούν τα ανεπεξέργαστα δεδομένα laser. Στα αριστερά, τα κόκκινα "x" είναι οι KF εκτιμήσεις και τα πράσινα "x" είναι οι εντοπισμένες θέσεις του αριστερού ποδιού, ενώ τα μπλε "x" είναι οι KF εκτιμήσεις και τα μωβ "x" οι εντοπισμένες θέσεις του δεξιού ποδιού. Στα δεξιά του Σχ. 9.2, οι πράσινοι κύκλοι είναι τα particles και τα κόκκινα "x" οι PF εκτιμήσεις για τις θέσεις του αριστερού ποδιού, ενώ οι μωβ και κύκλοι είναι τα particles και το μπλε "x" οι PF εκτιμήσεις για τις θέσεις του δεξιού ποδιού.

Στο Σχ. 9.2α' και το Σχ. 9.2β' παρουσιάζεται μια σύγκριση της απόδοσης των αλγορίθμων σε μια τυπική περίπτωση θορυβώδους περιβάλλοντος, για την οποία το KF εκτιμά λάθος τη θέση των ποδιών, αφού εντοπίζει λανθασμένα το πόδι στο θορυβώδες φόντο, ενώ η μεθοδολογία του PF αποδίδει πολύ καλύτερα αφού εντοπίζει τις θέσεις και των δύο ποδιών ανεξαρτήτων του περιβαλλοντικού θορύβου. Στο Σχ. 9.2γ' και στο Σχ. 9.2δ' παρουσιάζουμε τη διαχείριση της απόκρυψης δεδομένων του ενός ποδιού, κατά την οποία τα PFs προβλέπουν τη θέση του ποδιού που αποκρύπτεται, ενώ ο KF αλγόριθμος αποτυγχάνει να προβλέψει τη θέση του αριστερού ποδιού απουσία μετρήσεων, το οποίο αποτελεί μια ακόμα περίπτωση λανθασμένου εντοπισμού. Είναι σαφές ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία για τον υπολογισμό της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων για την μεθοδολογία παρακολούθησης με PFs με την πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων δίνει καλύτερα αποτελέσματα από τη μεθοδολογία παρακολούθησης με KF, ιδίως σε περιπτώσεις υψηλού θορύβου, όπως για παράδειγμα λόγω του ρουχισμού, όπου το σύστημα παρακολούθησης με KF αποτυγχάνει να εκτιμήσει σωστά τα κέντρα των ποδιών, ενώ από την άλλη η εκτίμηση πιθανοφάνειας παρατηρήσεων του PF επιβάλλει ποινή σε ακραία σημεία.

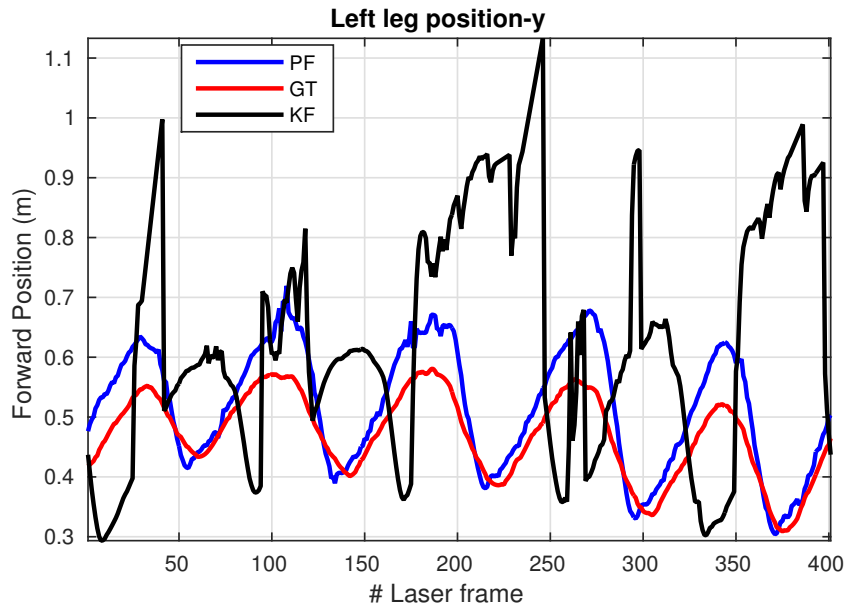
Ο πίνακας 9.2 παρουσιάζει το συνολικό χρόνο επιτυχούς παρακολούθησης, τα συνολικά σφάλματα παρακολούθησης τόσο με τη μορφή του αριθμού των καρτέ όσο και ως ποσοστά επί των συνολικών καρτέ καταγραφής που παρέχονται από το LRF.



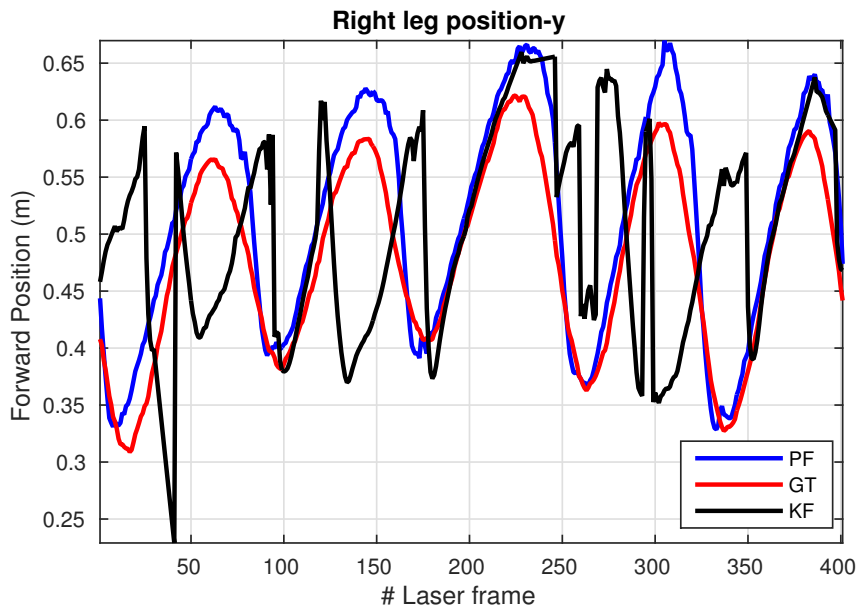
(α) Οριζόντια θέση αριστερού ποδιού.



(β) Οριζόντια θέση δεξιού ποδιού.



(γ) Πρόσθια θέση αριστερού ποδιού.



(δ) Πρόσθια θέση δεξιού ποδιού.

Σχήμα 9.1: Παράδειγμα των εκτιμώμενων τροχιών και των αντίστοιχων δεδομένων αληθείας. Μαύρη γραμμή: KF εκτίμηση, μπλε γραμμή: PF εκτίμηση, κόκκινη γραμμή: δεδομένα αληθείας (η πρόσθια και οριζόντια διεύθυνση ορίζονται στο Σχ. 5.2).

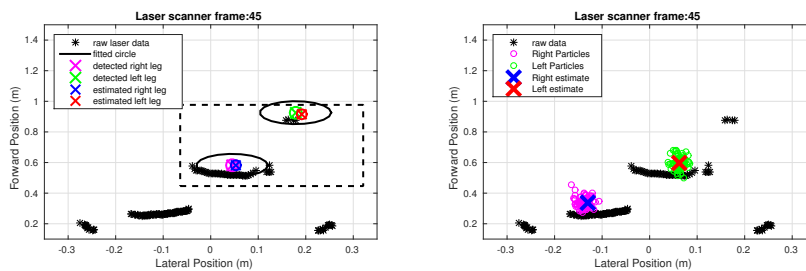
Πίνακας 9.2: Ευρωστία Παρακολούθησης

Σενάριο 1					
Υποκείμενο		Συνολικός χρόνος παρακολούθησης (s)	Συνολικά σφάλματα (# καρτέ)	Συνολικά σφάλματα (% όλων των καρτέ)	# Επαναρχικοποιήσεις
1	KF	45.79	384	18.5	313
	PF	56.16	0	0	-
2	KF	113.56	384	10.5	288
	PF	124.04	107	2.3	-
3	KF	65.93	1049	30.1	1473
	PF	94.26	0	0	-
4	KF	44.12	272	14.3	95
	PF	51.46	0	0	-
Σενάριο 2					
1	KF	86.21	2095	39.6	1930
	PF	142.78	0	0	-
2	KF	88.34	445	11.8	72
	PF	101.44	0	0	-
3	KF	69.49	0	0	0
	PF	69.49	0	0	-
4	KF	84.81	41	1.3	27
	PF	85.91	0	0	-

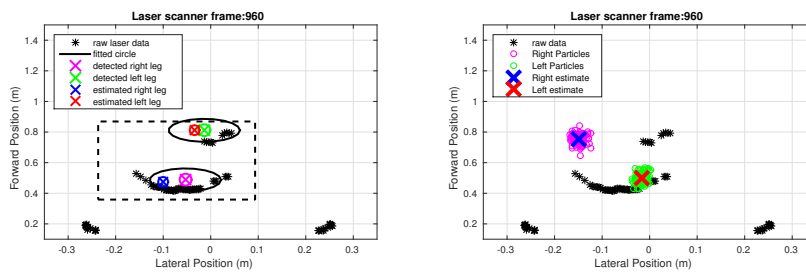
Συνολικός χρόνος και σφάλματα παρακολούθησης για όλα τα υποκείμενα προκειμένου να αξιολογηθεί η ευρωστία των φίλτρων.

Επίσης περιλαμβάνει το πλήθος των περιπτώσεων που επαναρχικοποιήθηκε το KF. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα, διαπιστώνουμε ότι η μεθοδολογία παρακολούθησης με PF παρακολουθεί με σημαντικά καλύτερη επιτυχία όλους τους χρήστες της ρομποτικής πλατφόρμας.

Μόνο για το υποκείμενο #2 του Σεναρίου 2, το PF εμφανίζει σφάλμα παρακολούθησης 2.3%, το οποίο μάλιστα προέκυψε από λάθος αρχικοποίηση του φίλτρου λόγω του θορυβώδους περιβάλλοντος. Ωστόσο τα particles έχουν την απαραίτητη μεταβλητότητα ώστε να ψάξουν δυναμικά και τελικά να ανατεθούν στο σωστό πλήθος σημείων laser που αναπαριστούν τα πόδια του χρήστη. Επομένως, η μεθοδολογία παρακολούθησης ποδιών με PF καταφέρνει να εντοπίσει και να παρακολουθήσει το χρήστη επιτυχώς για το υπόλοιπο χρόνο του σεναρίου χωρίς ανάγκη επαναρχικοποίησης του αλγορίθμου. Ο αλγόριθμος παρακολούθησης με KF καταφέρνει να παρακολουθήσει επιτυχώς μόνο το υποκείμενο #3 του Σεναρίου 2. Τα υψηλότερα σφάλματα εντοπίζονται στην περίπτωση του υποκειμένου #1 κατά το πολύπλοκο Σενάριο 2, όπου παρουσιάζει αποτυχία παρακολούθησης της τάξης του 39.6% των συνολικών καρτέ. Ο αλγόριθμος KF γενικά μπορούμε να πούμε ότι παρακολουθεί επιτυχώς χρήστες σε ευθείες διαδρομές, αλλά σχεδόν πάντα παρουσιάζει σφάλματα στις στροφές όταν τα πόδια αποκρύπτονται και απαιτεί επαναρχικοποίηση του αλγορίθμου. Χωρίς την επαναρχικοποίηση, το φίλτρο δεν επιτυγχάνει να εντοπίσει ξανά το χρήστη και τελικά δεν μπορεί να τον παρακολουθήσει.



(α) Διαχείριση κατάστασης θορύβου (β) Διαχείριση κατάστασης θορύβου περιβάλλοντος από το KF περιβάλλοντος από το PF



(γ) Διαχείριση κατάστασης απόκρυψης δεδομένων δεξιού από το KF (δ) Διαχείριση κατάστασης απόκρυψης δεδομένων δεξιού από το PF.

Σχήμα 9.2: Ενδεικτική εικόνα αντιμετώπισης προβλημάτων θορύβου περιβάλλοντος (α, β) και απόκρυψης δεδομένων (γ, δ) από τα φίλτρα KF και PF.

9.1.2 Πείραμα 2: Επαλήθευση με χρήση δεδομένων αληθείας από το σύστημα GAITRite

Πειραματική διάταξη και περιγραφή δεδομένων

Τα πειραματικά δεδομένα της συγκεκριμένης μελέτης προέρχονται από τη βάση MOBOT 2 (§8.1.1), όπου οι συμμετέχοντες χρησιμοποιούσαν την πρότυπη ρομποτική πλατφόρμα κατά τη βάδιση. Στην παρούσα μελέτη παρουσιάζονται δεδομένα για τέσσερις ασθενείς με μέτρια έως ήπια εξασθένηση κινητικότητας (ηλικίας 65 ετών και άνω). Κάθε υποκείμενο περπάτησε στην ευθεία διαδρομή που ορίζεται από το GAITRite χαλί με φυσική υποστήριξη της ρομποτικής πλατφόρμας. Τα άτομα έλαβαν οδηγίες να περπατούν όσο το δυνατόν πιο φυσιολογικά. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα κάθε ασθενής να περπατά με διαφορετική ταχύτητα βάδισης και άρα να έχει διαφορετικές παραμέτρους βάδισης.

Στρατηγική Επαλήθευσης

Σκοπός της παρούσας μελέτης είναι η σύγκριση των αλγορίθμων παρακολούθησης KF και PF. Για την PF μεθοδολογία χρησιμοποιήθηκαν 300 particles για κάθε πόδι, τα οποία είναι πολύ λιγότερα από τα αντίστοιχα μεγέθη δειγμάτων σε αντίστοιχες μελέτες που χρησιμοποιούν δεδομένα από αισθητήρα laser για την παρακολούθηση ανθρώπων [137, 183, 184]. Επιθυμούμε να διαπιστώσουμε εάν τα αποτελέσματα παρακολούθησης των δύο φίλτρων μεταβάλλουν την αναγνώριση της φάσης βάδισης με βάση τη μεθοδολογία που βασίζεται στα HMM (βλ. Ενότητα 4.2) και αν ναι, να ελέγξει ποιο φίλτρο σε συνδυασμό με το HMM παράγει παραμέτρους βάδισης που συγκλίνουν καλύτερα με τα δεδομένα αληθείας. Ως δεδομένα αληθείας χρησιμοποιούμε τις παραμέτρους βάδισης που μετρώνται από το σύστημα GAITRite.

Έχουμε απομονώσει τα δεδομένα laser που αντιστοιχούν στα βήματα που έγιναν πάνω στο χαλί GAITRite. Τα δεδομένα αυτά επεξεργάστηκαν σύμφωνα με τους δύο αλγορίθμους παρακολούθησης και προωθήθηκαν στο HMM για την εξαγωγή των παραμέτρων βάδισης. Η εκπαίδευση του HMM περιέλαβε δεδομένα εκτίμησης KF για 12 διαφορετικά άτομα που συμμετείχαν σε πειράματα χωρίς τη χρήση χαλιού GAITRite. Η αξιολόγηση βασίζεται στις εκτιμήσεις των φάσεων βάδισης που παρέχονται από το HMM. Τα δεδομένα των τεσσάρων ασθενών που εκτέλεσαν το πειραματικό σενάριο πάνω στο χαλί GAITRite χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα για τον πειραματικό έλεγχο.

Για την επαλήθευση των αποτελεσμάτων επικαλούνται ποσοτικές και ποιοτικές συγκρίσεις. Ο Πίνακας 9.3 παρουσιάζει τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των παραμέτρων βάδισης που υπολογίστηκαν από το σύστημα αναγνώρισης με HMM χρησιμοποιώντας ως παρατηρήσεις τις εκτιμήσεις από τους αλγορίθμους KF και PF, και παραθέτει επιπλέον συγκριτικά και τα δεδομένα αληθείας που μετρήθηκαν από το σύστημα GAITRite για τα τέσσερα υποκείμενα. Ο Πίνακας 9.4 παρουσιάζει αποτελέσματα ως προς τους ακόλουθους δείκτες (ποσοτικά μέτρα) επίδοσης (βάσει των σφαλμάτων απόκλισης από τα δεδομένα αληθείας του GAITRite): μέσο σφάλμα MEAN, σφάλμα rms (RMSE) και μέση απόλυτη απόκλιση (MAD) της εκτιμώμενης παραμέτρου από τα δεδομένα αληθείας. Επιπλέον, παρουσιάζουμε αποτελέσματα από συγκεκριμένα στιγμιότυπα καταγραφής δεδομένων laser, από τα οποία μπορούμε να επιθεωρήσουμε την απόδοση των δύο συστημάτων σε περιπτώσεις αποκρύψεων δεδομένων κ.λ.π., και υπολογίζουμε τα συνολικά σφάλματα παρακολούθησης και το συνολικό χρόνο επιτυχούς παρακολούθησης, όπως αυτά φαίνονται στον Πίνακα 9.5,

Πίνακας 9.3: Παράμετροι Βάδισης

Υποκείμενο	Παράμετρος	Μέτρο	HMM-KF	HMM-PF	GAITRite
1	stride length	m	0.73 ± 0.05	0.71 ± 0.01	0.75 ± 0.01
	right step	m	0.36 ± 0.02	0.35 ± 0.01	0.39 ± 0.04
	left step	m	0.37 ± 0.04	0.36 ± 0.05	0.36 ± 0.01
	stride time	s	1.11 ± 0.09	1.06 ± 0.02	1.10 ± 0.02
	swing time	s	0.37 ± 0.04	0.38 ± 0.05	0.41 ± 0.02
	stance time	s	0.73 ± 0.05	0.68 ± 0.04	0.61 ± 0.04
2	stride length	m	0.93 ± 0.02	0.88 ± 0.05	0.86 ± 0.05
	right step	m	0.44 ± 0.07	0.43 ± 0.03	0.44 ± 0.02
	left step	m	0.46 ± 0.02	0.45 ± 0.02	0.42 ± 0.04
	stride time	s	1.03 ± 0.03	1.03 ± 0.03	1.07 ± 0.05
	swing time	s	0.32 ± 0.01	0.34 ± 0.06	0.44 ± 0.01
	stance time	s	0.72 ± 0.03	0.69 ± 0.08	0.60 ± 0.09
3	stride length	m	0.57 ± 0.06	0.57 ± 0.04	0.57 ± 0.03
	right step	m	0.27 ± 0.01	0.26 ± 0.02	0.26 ± 0.03
	left step	m	0.30 ± 0.01	0.31 ± 0.03	0.31 ± 0.01
	stride time	s	1.17 ± 0.04	1.18 ± 0.05	1.19 ± 0.03
	swing time	s	0.32 ± 0.02	0.34 ± 0.06	0.47 ± 0.04
	stance time	s	0.84 ± 0.03	0.84 ± 0.04	0.73 ± 0.03
4	stride length	m	0.71 ± 0.08	0.68 ± 0.03	0.68 ± 0.03
	right step	m	0.35 ± 0.01	0.34 ± 0.07	0.34 ± 0.02
	left step	m	0.36 ± 0.01	0.34 ± 0.03	0.34 ± 0.01
	stride time	s	1.18 ± 0.06	1.21 ± 0.07	1.19 ± 0.03
	swing time	s	0.37 ± 0.06	0.32 ± 0.09	0.44 ± 0.04
	stance time	s	0.81 ± 0.01	0.89 ± 0.01	0.73 ± 0.07

Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των παραμέτρων βάδισης που υπολογίστηκαν από το σύστημα αναγνώρισης με HMM χρησιμοποιώντας ως παρατηρήσεις τις εκτιμήσεις από τους αλγορίθμους KF και PF, και παραθέτει επιπλέον συγκριτικά και τα δεδομένα αληθείας που μετρήθηκαν από το σύστημα GAITRite για τα τέσσερα υποκείμενα.

Πίνακας 9.4: Μέτρα Ακριβείας

	MEAN		RMSE		MAD	
	KF	PF	KF	PF	KF	PF
stride length (m)	0.063	-0.013	0.043	0.036	0.030	0.023
right step (m)	-0.008	-0.010	0.031	0.042	0.024	0.028
left step (m)	0.060	-0.016	0.046	0.026	0.033	0.034
stride time (s)	-0.019	-0.024	0.066	0.051	0.047	0.035
swing time (s)	-0.101	-0.093	0.116	0.116	0.042	0.060
stance time (s)	0.079	0.057	0.091	0.085	0.035	0.057

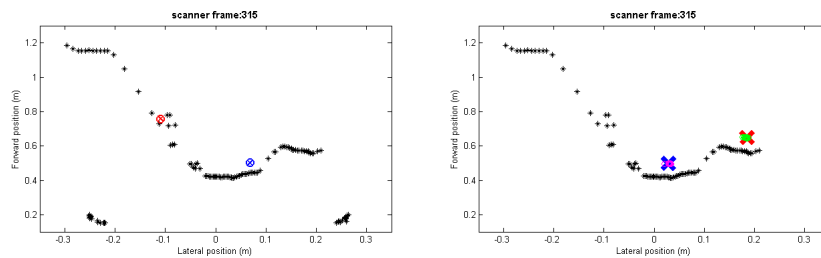
Στατιστική σύγκριση των δύο φίλτρων χρησιμοποιώντας τα μέτρα μέσο σφάλμα MEAN, σφάλμα rms (RMSE) και μέση απόλυτη απόκλιση (MAD) της εκτιμώμενης παραμέτρου από τα δεδομένα αληθείας.

ώστε να αξιολογηθεί κι η ευρωστία των δύο συστημάτων παρακολούθησης.

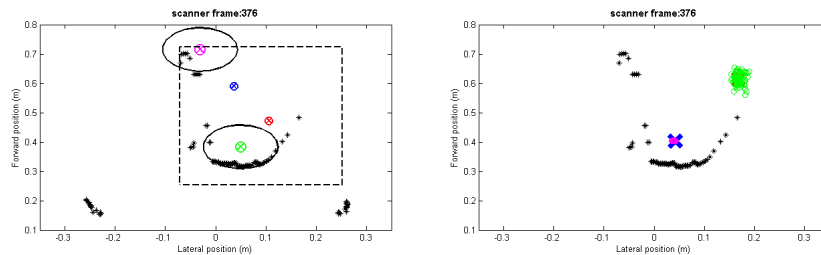
Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συμπεράσματα

Ακρίβεια Παρατηρώντας τα αποτελέσματα στον Πίνακα 9.3, είναι εμφανές ότι και τα δύο φίλτρα συγκλίνουν αρκετά καλά στα δεδομένα αληθείας. Ο Πίνακας 9.4 παρουσιάζει τα στατιστικά στοιχεία των σφαλμάτων των φίλτρων ως προς τα δεδομένα αληθείας. Τα σφάλματα των χωρικών παραμέτρων και για τα δύο φίλτρα είναι αρκετά μικρά. Θα πρέπει να ληφθεί υπόψιν τον γεγονός ότι το GAITRite σύστημα αναφέρεται στην επίδραση του πέλματος για την μέτρηση των παραμέτρων βάρδισης, ενώ τα ανεπεξέργαστα δεδομένα που λαμβάνουμε προέρχονται από τον αισθητήρα laser που ανιχνεύει την κίνηση της κνήμης σε ύψος 40 εκ. από το έδαφος, επομένως σχετίζονται άμεσα με το ύψος του χρήστη της πλατφόρμας αλλά και της κίνησης των κάτω άκρων, αφού η κίνηση του υποτιθέμενου κέντρου του ποδιού δεν ευθυγραμμίζεται με την κίνηση της πτέρνας, κάνοντας την εξαγωγή παραμέτρων βάρδισης ακόμα πιο δύσκολη. Παρά ταύτα, το σύστημα παρακολούθησης με PF αποδίδει καλύτερα τις περισσότερες φορές από το KF. Όσον αφορά τις χρονικές παραμέτρους, ανιχνεύουμε μεγαλύτερα σφάλματα στην κατάτμηση της φάσης στάσης/αιώρησης και για τα δύο φίλτρα, αλλά τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι υπάρχει χώρος για αύξηση της ακρίβειας του συστήματος αναγνώρισης μέσω του HMM.

Ευρωστία Το Σχ. 9.3 παρουσιάζει γραφικά αποτελέσματα που θα βοηθήσουν να αξιολογήσουμε την ευρωστία παρακολούθησης των δύο φίλτρων. Τα μαύρα άστρα



(α) Διαχείριση θορύβου περιβάλλοντος με KF. (β) Διαχείριση θορύβου περιβάλλοντος με PF.



(γ) Διαχείριση αποκρύψεως δεξιού ποδιού με KF. (δ) Διαχείριση αποκρύψεως δεξιού ποδιού με PF.

Σχήμα 9.3: Στιγμιότυπα εσφαλμένων ανιχνεύσεων του KF τις οποίες διαχειρίζεται αποτελεσματικά το PF.

αναπαριστούν τα ανεπεξέργαστα δεδομένα laser. Στα αριστερά, τα κόκκινα “x” είναι

οι KF εκτιμήσεις και τα πράσινα “x” είναι οι εντοπισμένες θέσεις του αριστερού ποδιού, ενώ τα μπλε “x” είναι οι KF εκτιμήσεις και τα μωβ “x” οι εντοπισμένες θέσεις του δεξιού ποδιού. Στα δεξιά του Σχ.τος 9.3, οι πράσινοι κύκλοι είναι τα particles και τα κόκκινα “x” οι PF εκτιμήσεις για τις θέσεις του αριστερού ποδιού, ενώ οι μωβ και κύκλοι είναι τα particles και το μπλε “x” οι PF εκτιμήσεις για τις θέσεις του δεξιού ποδιού. Στα Σχ.τα 9.3α’, 9.3β’ παρουσιάζεται η περίπτωση θορυβώδους περιβάλλοντος, για την οποία το KF εκτιμά λανθασμένα την θέση των δύο ποδιών σε αντίθεση με την PF μεθοδολογία. Τα Σχ.τα 9.3γ’, 9.3δ’ απεικονίζουν μια περίπτωση απόκρουσης του αριστερού ποδιού, για την οποία τα PFs προβλέπουν τη θέση του ποδιού που αποκρύπτεται, ενώ ο KF αλγόριθμος αποτυγχάνει να προβλέψει τη θέση του αριστερού ποδιού απουσία μετρήσεων, το οποίο αποτελεί μια ακόμα περίπτωση λανθασμένου εντοπισμού. Είναι σαφές ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία για τον υπολογισμό της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων για την μεθοδολογία παρακολούθησης με PFs με την πιθανοτική συσχέτιση δεδομένων δίνει καλύτερα αποτελέσματα από τη μεθοδολογία παρακολούθησης με KF, ιδίως σε περιπτώσεις υψηλού θορύβου, όπως για παράδειγμα λόγω του ρουχισμού, όπου το σύστημα παρακολούθησης με KF αποτυγχάνει να εκτιμήσει σωστά τα κέντρα των ποδιών, ενώ από την άλλη η εκτίμηση πιθανοφάνειας παρατηρήσεων του PF επιβάλλει ποινή σε ακραία σημεία.

Πίνακας 9.5: Ευρωστία Παρακολούθησης

Υποκείμενο		Συνολικός χρόνος παρακολούθησης (s)	Συνολικά Σφάλματα (# frames)	Συνολικά Σφάλματα (% επί των συνολικών frames)
1	KF	16.97	1	0.16
	PF	17.00	0	0
2	KF	13.10	64	12
	PF	14.89	0	0
3	KF	13.52	47	8.89
	PF	14.84	0	0
4	KF	13.05	7	1.48
	PF	13.24	0	0

Συνολικός χρόνος επιτυχούς παρακολούθησης και σφάλματα παρακολούθησης για όλα τα υποκείμενα και για τα δύο φίλτρα.

Ο Πίνακας 9.5 παρουσιάζει το συνολικό χρόνο επιτυχούς παρακολούθησης, τα σφάλματα παρακολούθησης σε απόλυτο αριθμό καρτέ και ως ποσοστό επί των συνολικών καρτέ. Το PF παρακολουθεί όλους τους χρήστες επιτυχώς, ενώ το σύστημα παρακολούθησης με KF χάνει τον χρήστη πολλές φορές, ειδικότερα για τα υποκείμενα #2 και #3, που παρουσίαζαν διαφορετικούς τύπους βάδισης σύμφωνα με τον Πίνακα 9.3, δηλαδή το υποκείμενο #2 έκανε μεγαλύτερους διασκελισμούς από το υποκείμενο #3. Αυτό μάλιστα αποτελεί ένδειξη της εφαρμοσιμότητας των δύο φίλτρων σε σχέση με μεγάλες διακυμάνσεις στην ταχύτητα βάδισης, οι οποίες δεν μπορούν εύκολα να μοντελοποιηθούν με το γραμμικό δυναμικό μοντέλο του συστήματος παρακολούθησης με KF.

9.2 Πείραμα 3: Συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου PDA-PF με KF και SIR-PF

9.2.1 Πειραματική διάταξη και περιγραφή δεδομένων

Στην συγκριτική αξιολόγηση των μεθοδολογιών παρακολούθησης ποδιών χρησιμοποιούμε τα δεδομένα της βάσης MOBOT 1 (βλ. §8.1.1). Συγκεκριμένα, παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα πέντε (5) ασθενών για τα δύο σενάρια της MOBOT 1 βάσης.

Ως δεδομένα αληθείας για την επαλήθευση των μεθοδολογιών παρακολούθησης ποδιών, απομονώνουμε τα ανεπεξέργαστα δεδομένα των δεικτών που βρίσκονται στην κνήμη του υποκειμένου και στην πλατφόρμα, όπως φαίνεται στο Σχ. 3.2, και για τα δύο σενάρια, ακολουθώντας την ίδια διαδικασία που περιγράφηκε στο πείραμα 1 (παράγραφος §9.1.1).

9.2.2 Στρατηγική Επαλήθευσης

Η στρατηγική επαλήθευσης που ακολουθήθηκε περιλαμβάνει την ανάλυση της ακρίβειας και της ευρωστίας της μεθοδολογίας PDA-PF. Για τον έλεγχο της ακρίβειας του αλγορίθμου, επαληθεύουμε τα αποτελέσματα της PDA-PF μεθόδου παρακολούθησης ως προς τα δεδομένα αληθείας υπολογίζοντας το μέσο τετραγωνικό σφάλμα Root Mean Square Error (RMSE). Έπειτα, συγκρίνουμε την αντίστοιχη ακρίβεια των τριών αλγορίθμων παρακολούθησης. Παρατίθενται επίσης γραφικά παραδείγματα της εξέλιξης του απόλυτου σφάλματος εκτίμησης των τριών αλγορίθμων παρακολούθησης για έναν τυχαία επιλεγμένο ασθενή. Για την εξέταση της ακρίβειας παρακολούθησης χρησιμοποιούνται 500 particles για τους αλγορίθμους SIR-PF και PDA-PF. Επιπλέον, παρουσιάζουμε μια ανάλυση ευαισθησίας για τη διερεύνηση της επίδρασης της χρήσης διαφορετικού αριθμού particles στην επίδοση των διαφορετικών εφαρμογών των PFs για τον αλγόριθμο παρακολούθησης ποδιών SIR-PF και PDA-PF ως προς την σύγκλισή τους σε ένα μόνιμο μέσο σφάλμα RMSE. Για την ανάλυση ευαισθησίας ελέγχονται οι επιδόσεις των αντίστοιχων αλγορίθμων για ένα εύρος particles από 100 έως 500 με βηματική αύξηση 50 particles.

Στη συνέχεια εξετάζουμε την ευρωστία παρακολούθησης του αλγορίθμου PDA-PF σε σχέση με την απλή μέθοδο SIR-PF (βλ. §3.3) και τη μέθοδο KF «βλ. §3.2», με χρήση 500 particles για τις αντίστοιχες εφαρμογές των PFs. Για την αξιολόγηση της ευρωστίας παρουσιάζονται οι χρόνοι επιτυχούς παρακολούθησης, τα σφάλματα παρακολούθησης, οι φορές επαναρχικοποιήσεων (όπου αυτές εκτελούνται), και για τα δύο σενάρια αλλά και συνολικά αποτελέσματα. Επιπλέον, παρατίθενται ενδεικτικά στιγμιότυπα και γραφικές αναπαραστάσεις των αποτελεσμάτων παρακολούθησης σε δύσκολες περιπτώσεις όπως επικαλύψεις δεδομένων ή περιβαλλοντικού θορύβου. Οι ανιχνεύσεις των περιπτώσεων εσφαλμένης παρακολούθησης προκύπτουν έπειτα από σύγκριση των εκτιμώμενων θέσεων των ποδιών σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας. Ωστόσο, ως επιτυχείς θεωρούνται οι περιπτώσεις όπου παρακολουθούνται ταυτόχρονα και τα δύο πόδια. Τέλος, παρατίθεται μία ακόμη μελέτη ευαισθησίας για την ευρωστία του φίλτρου παρακολούθησης PDA-PF για μεταβλητό αριθμό particles, ελέγχοντας και πάλι τις εφαρμογές για ένα εύρος particles από 100 έως 500 με βηματική αύξηση 50 particles.

Είναι ωστόσο σημαντικό να τονιστεί ότι η μελέτη της ακρίβειας παρακολούθησης περιορίστηκε σε ένα υποσύνολο των διαθέσιμων πειραματικών δεδομένων, όταν σχεδόν όλοι οι αλγόριθμοι παρακολούθησης μπορούσαν να παρακολουθήσουν τον ε-

κάστοτε χρήστη, ώστε να μπορούν να ληφθούν συγκρίσιμες τιμές για τα RMSE. Έτσι, τα δεδομένα ελέγχου της ακρίβειας παρακολούθησης αντιστοιχούν σε περίπου 250 δευτερόλεπτα βάρδισης για όλους τους χρήστες. Αντιθέτως, η ευρωστία αξιολογήθηκε για το σύνολο των δεδομένων βάρδισης.

Ο αλγόριθμος παρακολούθησης με βάση το KF υλοποιήθηκε με τη χρήση των ακόλουθων παραμέτρων θορύβου που ορίστηκαν πειραματικά: ως προς την επιτάχυνση που επηρεάζει τον θόρυβο επεξεργασίας του φίλτρου τέθηκαν $\sigma_{a_x^L} = 1.63(m/s^2)$, $\sigma_{a_y^L} = 5.24(m/s^2)$, $\sigma_{a_x^R} = 1.63(m/s^2)$, $\sigma_{a_y^R} = 5.24(m/s^2)$, οι παράμετροι του θορύβου παρατηρήσεων υπολογίστηκαν λαμβάνοντας υπόψιν τον ονομαστικό θόρυβο του αισθητήρα laser αλλά και τη μεταβλητότητα που εισάγεται από την διαδικασία εφαρμογής κύκλου στις συστάδες των σημείων laser, δίνοντας τελικά $v_{x_k} = 0.059(m)$ και $v_{y_k} = 0.02(m)$. Τα κινηματικά μοντέλα των PFs περιλαμβάνουν ένα GMM δύο μιγμάτων, το οποίο προέκυψε έπειτα από εκπαίδευση σε ένα σύνολο δεδομένων από 12 ασθενείς, προορισμένου μόνο για εκπαίδευση των μοντέλων μας.

9.2.3 Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συμπεράσματα

Ακρίβεια

Πίνακας 9.6: Ακρίβεια Παρακολούθησης: Σφάλματα RMSE των εκτιμήσεων των μεταβλητών κατάστασης από τους τρεις αλγορίθμους παρακολούθησης σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας και για τα δύο σενάρια βάρδισης.

Σενάριο 1									
Μεταβλητή Κατάστασης	μονάδα	KF	SIR-PF	PDA-PF	Συνδυαστική κατάσταση	μονάδα	KF	SIR-PF	PDA-PF
x^L	m	0.047	0.096	0.031	P_x	m	0.078	0.093	0.052
y^L	m	0.109	0.09	0.073					
v_x^L	m/s	0.108	0.094	0.094	P_y	m	0.079	0.049	0.048
v_y^L	m/s	0.352	0.219	0.197					
x^R	m	0.041	0.031	0.029	V_x	m/s	0.087	0.080	0.070
y^R	m	0.118	0.067	0.067					
v_x^R	m/s	0.095	0.089	0.090	V_y	m/s	0.229	0.156	0.145
v_y^R	m/s	0.377	0.241	0.205					

Σενάριο 2									
Μεταβλητή Κατάστασης	μονάδα	KF	SIR-PF	PDA-PF	Συνδυαστική κατάσταση	μονάδα	KF	SIR-PF	PDA-PF
x^L	m	0.043	0.115	0.042	P_x	m	0.084	0.123	0.074
y^L	m	0.054	0.113	0.052					
v_x^L	m/s	0.214	0.209	0.209	P_y	m	0.079	0.105	0.072
v_y^L	m/s	0.172	0.166	0.166					
x^R	m	0.128	0.129	0.105	V_x	m/s	0.213	0.184	0.183
y^R	m	0.119	0.098	0.091					
v_x^R	m/s	0.212	0.160	0.159	V_y	m/s	0.185	0.161	0.156
v_y^R	m/s	0.197	0.155	0.146					

Ο Πίνακας 9.6 συγκριτικά αποτελέσματα επίδοσης ως προς την ακρίβεια παρακολούθησης κίνησης για τους τρεις αλγορίθμους (του προτεινόμενου PDA-PF σε σχέση με τους SIR-PF και KF), βάσει των σφαλμάτων RMSE στην εκτίμηση κατάστασης ως προς τα δεδομένα αληθείας και για τα δύο σενάρια βάρδισης. Τα RMSE υπολογίστηκαν συνολικά για τα αντίστοιχα δεδομένα και των 5 ασθενών. Το αριστερό μέρος του Πίνακα 9.6, παρουσιάζει τα RMSE των μεταβλητών κατάστασης για το δεξί και αριστερό πόδι, ενώ το δεξί μέρος του πίνακα παρουσιάζει το μέσο RMSE για τη συνδυαστική κατάσταση και των δύο ποδιών ως: $P_x = (x^L + x^R)/2$, $P_y = (y^L + y^R)/2$, $V_x = (v_x^L + v_x^R)/2$, $V_y = (v_y^L + v_y^R)/2$. Με έντονη γραμματοσειρά επισημαίνονται τα ελάχιστα RMSE. Ο Πίνακας 9.7 παρουσιάζει την ποσοστιαία μεταβολή του

RMSE στην συνδυαστική κατάσταση P_x, P_y, V_x, V_y με την επιλογή του PDA-PF συστήματος παρακολούθησης σε σχέση με τις άλλες δύο μεθόδους και για τα δύο σενάρια, προκειμένου να εκτιμηθεί συνολικά η επίδραση της νέας μεθόδου στη βελτίωση της παρακολούθησης της θέσης και της ταχύτητας κατά μήκος των αξόνων.

Πίνακας 9.7: Ποσοστιαία Μεταβολή της Ακρίβειας Παρακολούθησης

Σενάριο 1 - Ποσοστιαία Μεταβολή (%)		
Συνδυαστική κατάσταση	PDA-PF vs KF	PDA-PF vs. SIR-PF
P_x	-32.97	-43.78
P_y	-39.87	-2.54
V_x	-19.34	-12.54
V_y	-36.77	-6.83
Σενάριο 2 - Ποσοστιαία Μεταβολή (%)		
Συνδυαστική κατάσταση	PDA-PF vs KF	PDA-PF vs. SIR-PF
P_x	-12.23	-39.75
P_y	-10.22	-31.62
V_x	-13.61	-0.15
V_y	-15.54	-2.86

Ποσοστιαία μεταβολή του RMSE στην εκτίμηση της θέσης και της ταχύτητας με τη χρήση της μεθόδου PDA-PF έναντι των μεθόδων παρακολούθησης με KF και SIR-PF.

Εξετάζοντας τα αποτελέσματα και από τους δύο Πίνακες 9.6 & 9.7, μπορεί να θεωρηθεί ότι η προτεινόμενη μέθοδος PDA-PF αυξάνει σημαντικά την ακρίβεια παρακολούθησης για όλες τις μεταβλητές κατάστασης. Η μεθοδολογία PDA-PF συνεισφέρει σε πιο ακριβείς εκτιμήσεις με τη μείωση του RMSE της θέσης στην οριζόντια διεύθυνση, η οποία είναι ιδιαίτερος θορυβώδης λόγω των παραμορφώσιμων συστάδων των σημείων laser. Ενδεικτικό παράδειγμα αυτού είναι η ποσοστιαία μείωση της τάξης του -43.78% στο RMSE της παραμέτρου P_x για τη χρήση του PDA-PF έναντι του SIR-PF στο Σενάριο 1 και αντίστοιχα μείωση κατά -39.75% στο Σενάριο 2. Επίσης, σημαντική είναι και η βελτίωση που παρατηρείται στο RMSE της παραμέτρου P_y , π.χ. μια αλλαγή κατά -39.87% για την επιλογή του PDA-PF έναντι της μεθόδου με το KF για το Σενάριο 1 και αλλαγή κατά -31.62% του RMSE στο Σενάριο 2 χρησιμοποιώντας παρακολούθηση με PDA-PF έναντι του SIR-PF.

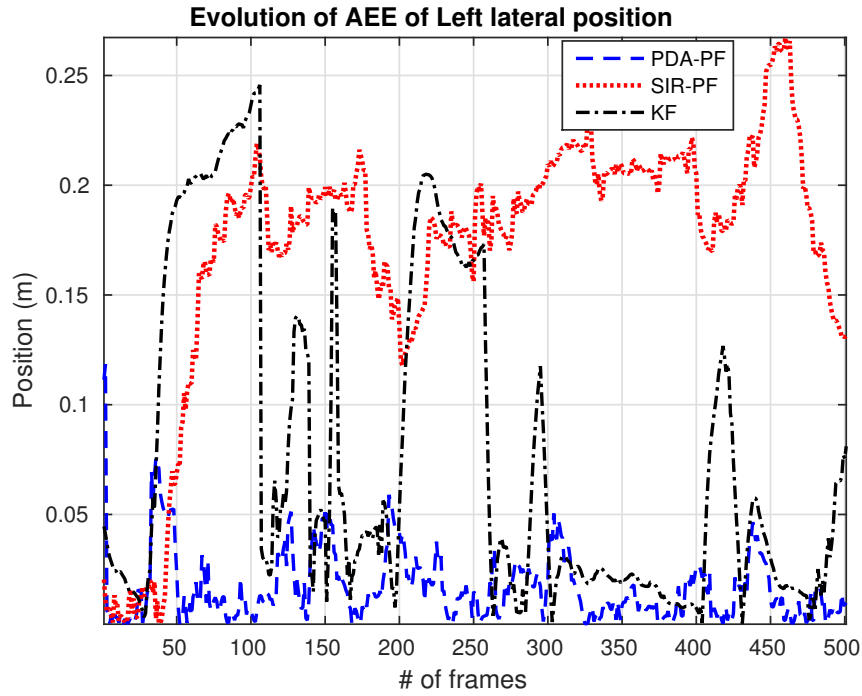
Σημαντικές βελτιώσεις παρατηρούνται επίσης και στην εκτίμηση ταχύτητας, ιδιαίτερα αν αντιπαραβάλλουμε τις μεθόδους KF και PDA-PF, ενώ τα SIR-PF και PDA-PF μοιράζονται το ίδιο κινηματικό μοντέλο, επομένως όποια βελτίωση στο RMSE προκύπτει κατά βάση από την καλύτερη στάθμιση των particles που οφείλεται στην εισαγωγή του PDA στον υπολογισμό της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων και της επαναδειγματοληψίας με M-H. Γενικά, πρέπει να σημειωθεί ότι τα σχετικά υψηλότερα RMSE της εκτίμησης των παραμέτρων ταχύτητας και από τις τρεις μεθόδους, δικαιολογούνται από το γεγονός ότι και οι τρεις μεθοδολογίες χρησιμοποιούν κινηματικό μοντέλο δευτέρας τάξεως. Προκειμένου να φιλτραριστούν και τα σφάλματα ταχύτητας θα χρειαζόμασταν κινηματικό μοντέλο μεγαλύτερης τάξεως.

Το Σχ. 9.4 παρουσιάζει μια γραφική αναπαράσταση της εξέλιξης του Απόλυτου Σφάλματος Εκτίμησης (Absolute Estimation Error (AEE)) των μεταβλητών θέσης κατά μήκος των αξόνων, για έναν τυχαία επιλεγμένο ασθενή που εκτέλεσε το Σενάριο 1. Οι μπλε διακεκομμένες γραμμές αναπαριστούν το AEE για το PDA-PF, ενώ οι κόκκινες και μαύρες διακεκομμένες γραμμές αντιστοιχούν στην εκτίμηση των SIR-PF και KF. Πιο συγκεκριμένα, το Σχ. 9.4α' και το Σχ. 9.4β' παρουσιάζει την χρονική εξέλιξη του AEE της θέσης στην οριζόντια διεύθυνση (x^L και x^R) ως προς τα δεδομένα αληθείας, ενώ τα Σχήματα 9.4γ' και 9.4δ' απεικονίζουν την εξέλιξη του AEE για την εκτίμηση της κάθετης μετατόπισης (y^L και y^R) ως προς τα δεδομένα αληθείας για το αριστερό και το δεξί πόδι αντίστοιχα. Παρατηρώντας τα ανωτέρω σχήματα, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι τόσο η μέθοδος με KF όσο και με SIR-PF παρουσιάζουν υψηλότερα AEE από ότι οι εκτιμήσεις του PDA-PF. Επιπλέον, μπορεί να παρατηρηθεί ότι η μέθοδος PDA-PF έχει σταθερά μικρότερα AEE, ενώ το KF παρουσιάζει λιγότερο συνεπείς εκτιμήσεις και το SIR-PF αποτυγχάνει να δώσει ακριβείς εκτιμήσεις ιδίως για το αριστερό πόδι όπως φαίνεται και από το Σχ.9.4α' και το Σχ. 9.4γ', ενώ από την άλλη παρέχει καλές εκτιμήσεις για τις θέσεις του δεξιού ποδιού οι οποίες είναι ιδιαίτερος κοντινές με αυτές του PDA-PF, όπως φαίνεται και στο Σχ. 9.4β' και το Σχ. 9.4δ'. Αυτό το παράδειγμα αναδεικνύει τη δυναμική του PDA όταν εφαρμόζεται συνδυαστική με τη μεθοδολογία των PFs. Είναι σαφές ότι παρόλο που η μέθοδος SIR-PF παρακολουθεί το δεξί πόδι, αποτυγχάνει για το αριστερό πόδι ενώ αντίστοιχα η μέθοδος PDA-PF που συσχετίζει τα δύο πόδια επιτυγχάνει να παρακολουθήσει και τα δύο πόδια με ακρίβεια.

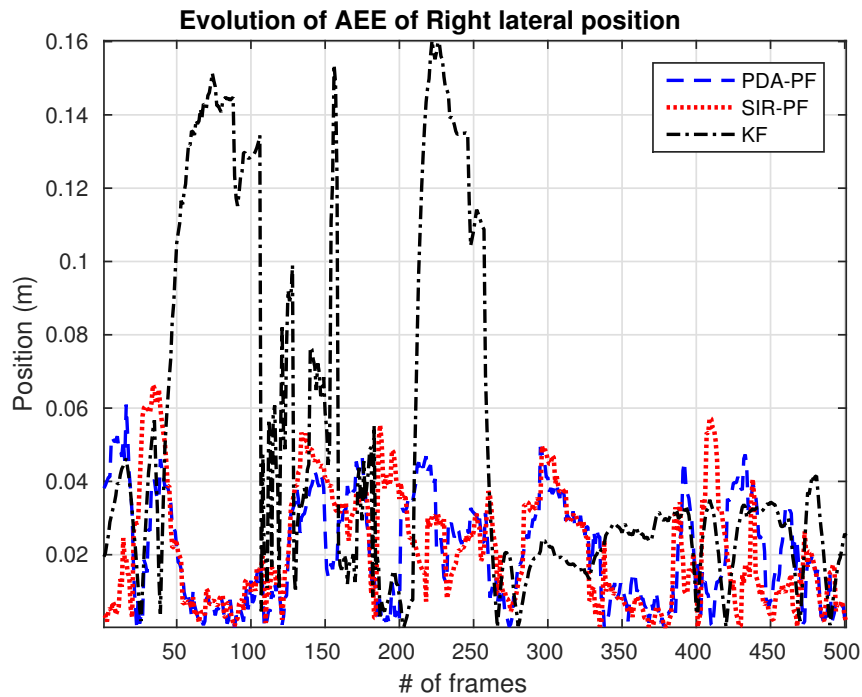
Η ανάλυση ευαισθησίας της σύγκλισης της προτεινόμενης μεθόδου PDA-PF ως προς τον αριθμό των particles που χρησιμοποιούνται, παρουσιάζεται στο Σχ. 9.5. Η ίδια ανάλυση παρουσιάζεται και για τον αλγόριθμο SIR-PF, ώστε να μπορεί να στοιχειοθετηθεί η επιλογή της νέας μεθοδολογίας σε σχέση με ένα πιο απλό αλγοριθμικό σχήμα. Εξετάζεται λοιπόν πώς διαφορετικός αριθμός particles επηρεάζει το μέσον RMSE εκτίμησης σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας, δηλαδή ερευνούμε το εάν και οι δύο μεθοδολογίες συγκλίνουν στα δεδομένα αληθείας καθώς αυξάνεται ο αριθμός των particles. Τα παρουσιαζόμενα αποτελέσματα υπολογίστηκαν έπειτα από τη συγκέντρωση δεδομένων από πενήντα επαναλήψεις των προσομοιώσεων ανά σύνολο particles.

Οι μπλε γραμμές αντιστοιχούν στα αποτελέσματα της μεθόδου PDA-PF ενώ οι κόκκινες γραμμές αναπαριστούν τα αποτελέσματα για το SIR-PF. Και στα τέσσερα σχήματα ο κάθετος άξονας αντιστοιχεί στο μέσον RMSE για θέση/ταχύτητα εκφραζόμενων σε (cm)/(cm/sec) αντίστοιχα, ενώ ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί στον αριθμό των particles που χρησιμοποιήθηκαν.

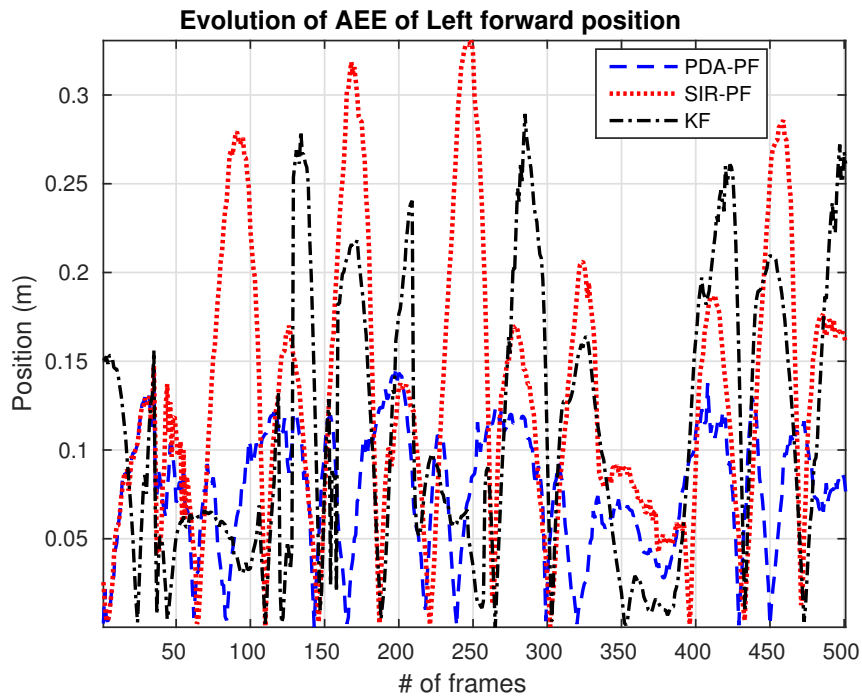
Στο Σχ. 9.5α' απεικονίζεται το μέσο RMSE για την εκτίμηση θέσης του αριστερού ποδιού. Σε αυτό το σχήμα, το μέσο RMSE για το PDA-PF παρουσιάζει αρχικά υψηλή τιμή για χρήση 100 particles, ωστόσο έπειτα συγκλίνει σταθερά σε ένα ελάχιστο σφάλμα, το οποίο είναι μικρότερο από το RMSE του SIR-PF, το οποίο παρουσιάζει μια ακαθόριστη συμπεριφορά, δηλαδή δεν φαίνεται το SIR-PF να συγκλίνει σε ένα ελάχιστο RMSE με έναν σταθερό ή συνεχή τρόπο, ενώ δεν φαίνεται πως η αύξηση του αριθμού των particles οδηγεί το φίλτρο σε σύγκλιση. Το μέσον RMSE για την εκτίμηση θέσης του δεξιού ποδιού παρουσιάζεται στο Σχ. 9.5β', όπου ξανά η μέθοδος SIR-PF δεν παρουσιάζει σταθερή συμπεριφορά, αφού φαίνεται να συγκλίνει για τις εφαρμογές με 200 και 400 particles, ενώ αποδίδει μεγαλύτερα σφάλματα για τη χρήση 450 και 500 particles. Από την άλλη πλευρά, το PDA-PF παρουσιάζει μια σταθερή απόκριση, ξεκινώντας με υψηλά σφάλματα στα 100 particles και συγκλίνει



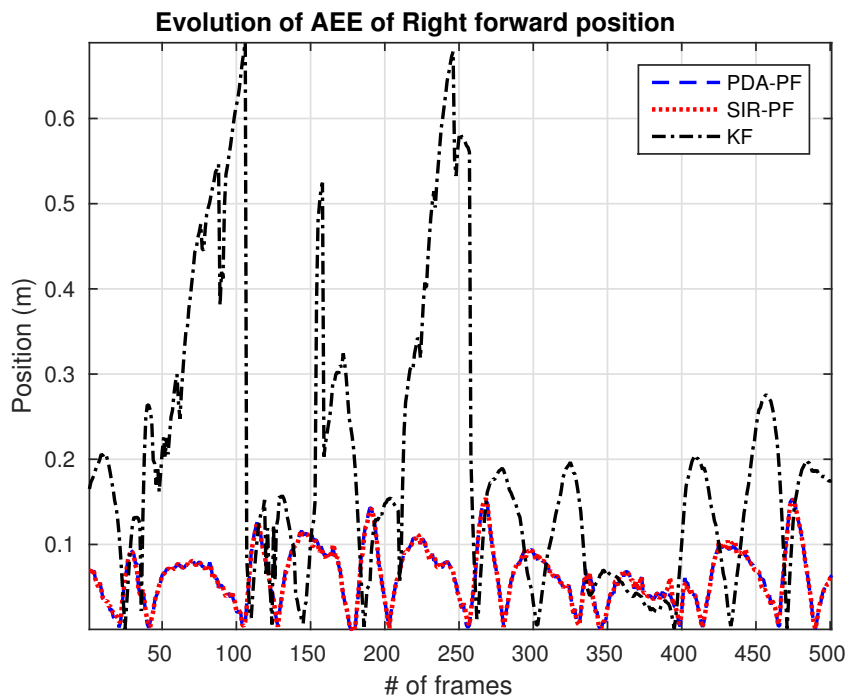
(α) AEE για την θέση στην οριζόντια διεύθυνση του αριστερού ποδιού.



(β) AEE για την θέση στην οριζόντια διεύθυνση του δεξιού ποδιού.

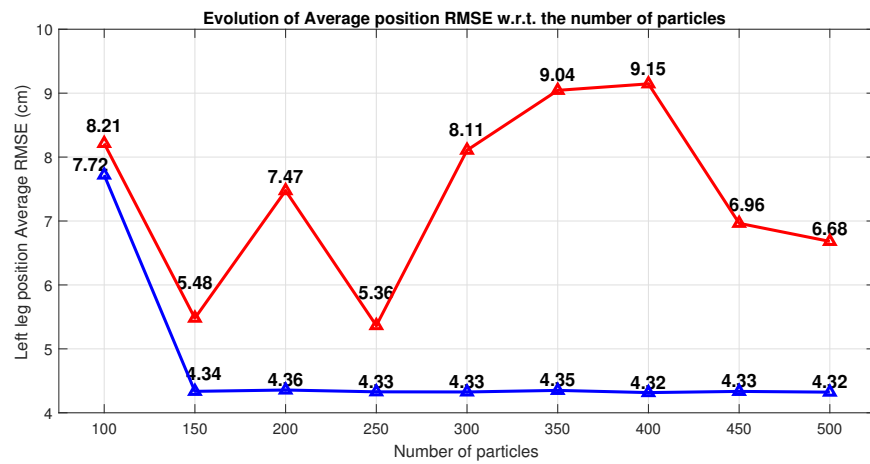


(γ) ΑΕΕ για την θέση στην κάθετη διεύθυνση του αριστερού ποδιού.

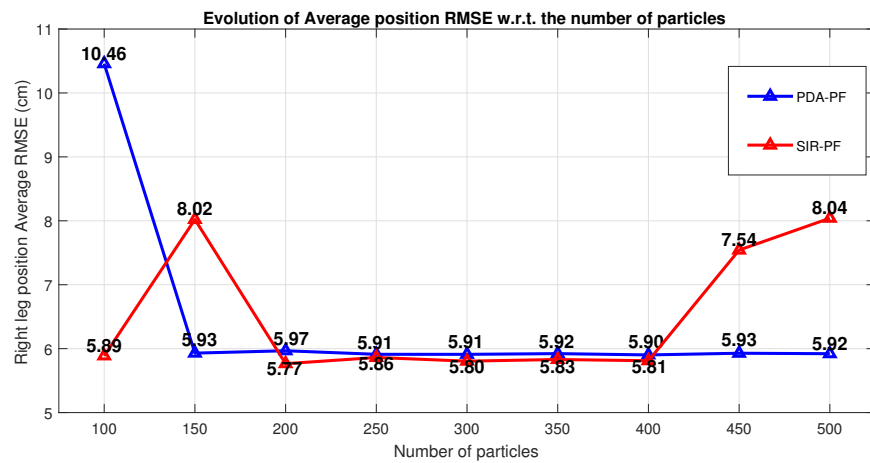


(δ) ΑΕΕ για την θέση στην κάθετη διεύθυνση του δεξιού ποδιού.

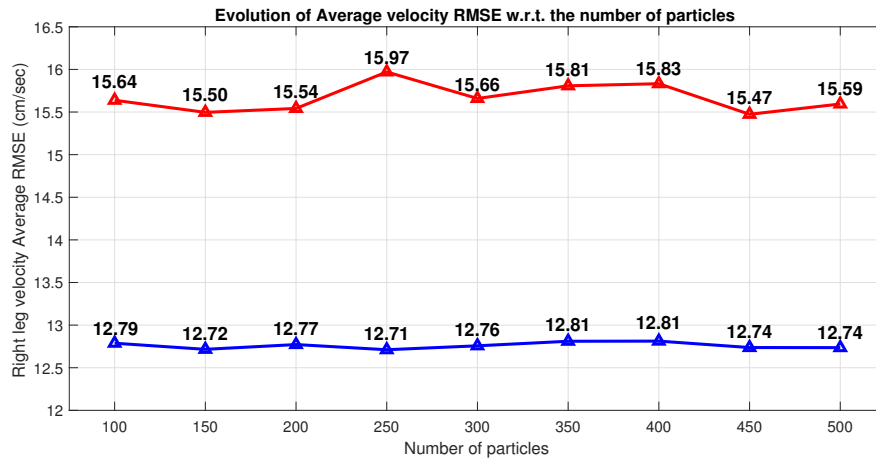
Σχήμα 9.4: Παράδειγμα της χρονικής εξέλιξης του ΑΕΕ για τις τρεις εθόδους παρακολούθησης σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας.



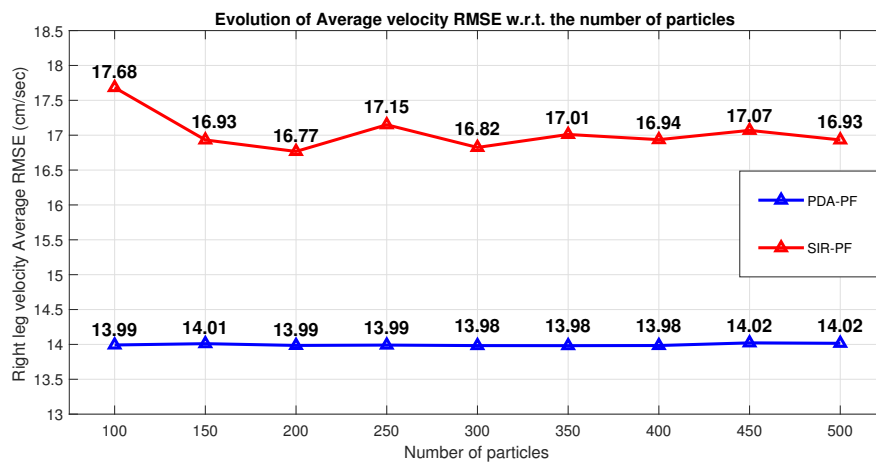
(α) Μέσον RMSE της θέσης του αριστερού ποδιού.



(β) Μέσον RMSE της θέσης του δεξιού ποδιού.



(γ) Μέσον Μέσον RMSE της ταχύτητας του αριστερού ποδιού.



(δ) Μέσον RMSE της ταχύτητας του δεξιού ποδιού.

Σχήμα 9.5: Ανάλυση ευαισθησίας: η εξέλιξη του μέσου RMSE των μεθόδων PDA-PF και SIR-PF ως προς τον αυξανόμενο αριθμό particles στα φίλτρα.

σε ένα ελάχιστο RMSE για τα υπόλοιπα σύνολα particles.

Αναφορικά με το Σχ. 9.5γ', στο οποίο απεικονίζεται το μέσον RMSE για την εκτίμηση ταχύτητας του αριστερού ποδιού, παρατηρούμε ότι και τα δύο φίλτρα συγκλίνουν σταθερά, ωστόσο το άνω φράγμα του RMSE των δύο φίλτρων είναι πολύ διαφορετικό, με τη μέθοδο PDA-PF να συγκλίνει σε ένα RMSE περίπου στα 4 cm/sec λιγότερο από αυτό του SIR-PF. Στο Σχ. 9.5δ' απεικονίζεται το μέσον RMSE της εκτίμησης της ταχύτητας του δεξιού ποδιού, με το SIR-PF να παρουσιάζει μια πιο ταλαντευτική συμπεριφορά αλλά συγκλίνει σε ένα RMSE υψηλότερο από αυτό στο οποίο σταθερά συγκλίνει το PDA-PF, το οποίο είναι περίπου 4 cm/sec μικρότερο από το RMSE του SIR-PF. Γενικότερα, είναι εμφανές ότι η μέθοδος PDA-PF επιτυγχάνει σταθερά τη σύγκλιση σε μικρότερα RMSEs σε σχέση με το SIR-PF για όλες τις μεταβλητές κατάσταση, ειδικότερα για τις εφαρμογές με 150 particles και επιπλέον. Επομένως, αποδεικνύεται ότι η Metropolis-Hastings (M-H) επαναδειγματοληψία και η ενσωμάτωση της προτεινόμενης PDA μεθοδολογίας βελτιώνει την απόδοση της απλής PF εφαρμογής, η οποία πάσχει από πτωχοποίηση δείγματος και οδηγεί σε σχετικά ασταθή απόδοση του φίλτρου.

Ανάλυση Ευρωστίας

Ο Πίνακας 9.8 περιλαμβάνει τα συγκριτικά αποτελέσματα επίδοσης ως προς την ανάλυση ευρωστίας των φίλτρων παρακολούθησης, με την παρουσίαση του συνολικού χρόνου επιτυχούς παρακολούθησης, τα συνολικά σφάλματα παρακολούθησης σε απόλυτο αριθμό καρτέ και ως ποσοστό επί των συνολικών καρτέ που καταγράφηκαν από τον αισθητήρα laser. Επιπλέον, περιλαμβάνει και τον αριθμό επαναρχικοποιήσεων για το φίλτρο παρακολούθησης με το KF.

Ελέγχοντας τα αποτελέσματα του Πίνακα 9.8 για το Σενάριο 1, μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η βασική μεθοδολογία παρακολούθησης ποδιών με KF αποτυγχάνει να παρακολουθήσει επιτυχώς όλα τα υποκείμενα. Συγκεκριμένα, μόνο για το υποκείμενο # 1 η μέθοδος με το KF εμφανίζει χαμηλά σφάλματα παρακολούθησης με 53 καρτέ εσφαλμένης παρακολούθησης (2.17% των συνολικών καρτέ) και καμιά επαναρχικοποίηση, ενώ αντίθετα για το υποκείμενο #4 το KF εμφανίζει περισσότερες αποτυχίες παρακολούθησης με ποσοστό αποτυχίας στα 30.10% από το σύνολο των καρτέ ενώ χρειάστηκαν 1473 επαναρχικοποιήσεις. Από την άλλη πλευρά, η μεθοδολογία με τα SIR-PF καταφέρνει να παρακολουθήσει επιτυχώς τα υποκείμενα #1 και #4, ενώ παρουσιάζει ποσοστό αποτυχίας της τάξης του 81.54% του συνόλου των καρτέ για το υποκείμενο #2, παρουσιάζει λιγότερα σφάλματα παρακολούθησης για το υποκείμενο #3 με 17.97% των καρτέ και για το υποκείμενο #5 με ποσοστό 11.12% επί των συνολικών καρτέ. Η μέθοδος με PDA-PF παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα παρακολούθησης, εμφανίζοντας σφάλματα μόνο για τα υποκείμενα #2 και #5 με σφάλματα 5.89% και 2.5% αντίστοιχα, το οποία είναι κατα πολύ μικρότερα από τα αντίστοιχα σφάλματα της μεθόδου SIR-PF για τα ίδια υποκείμενα.

Αναφορικά με το Σενάριο 2, η μεθοδολογία PDA-PF παρουσιάζει μόνο ένα ελάχιστο σφάλμα παρακολούθησης 0.61% των συνολικών καρτέ για το υποκείμενο #5, ενώ επιτυγχάνει να παρακολουθήσει πλήρως όλα τα υπόλοιπα υποκείμενα. Ωστόσο, οι άλλες δύο μεθοδολογίες παρουσιάζουν σημαντικά σφάλματα παρακολούθησης σε σχέση με το Σενάριο 1. Πιο συγκεκριμένα, μόνο το υποκείμενο #4 παρακολουθήθηκε επιτυχώς από τις μεθόδους με KF και SIR-PF. Η μέθοδος παρακολούθησης με KF παρουσίασε τα υψηλότερα σφάλματα για το υποκείμενο #2 (σφάλμα 69.73%) και στο υποκείμενο #5 (σφάλμα 74.61%), ενώ απέτυχε πλήρως να παρακολουθήσει το

Πίνακας 9.8: Ευρωστία Παρακολούθησης

Σενάριο 1					
Υποκείμενο		Συνολικός χρόνος παρακολούθησης (s)	Συνολικά Σφάλματα (# καρέ)	Συνολικά Σφάλματα (% των συνολικών καρέ)	# Επαναρχικοποίηση
1	KF	64.42	53	2.17	0
	SIR-PF	65.85	0	0	-
	PDA-PF	65.85	0	0	-
2	KF	45.79	384	18.46	313
	SIR-PF	10.37	1696	81.54	-
	PDA-PF	53.16	119	5.89	-
3	KF	113.86	484	10.30	288
	SIR-PF	104.11	845	17.97	-
	PDA-PF	126.93	0	0	-
4	KF	65.93	1049	30.10	1473
	SIR-PF	94.26	0	0	-
	PDA-PF	94.26	0	0	-
5	KF	44.12	272	14.30	95
	SIR-PF	45.74	212	11.12	-
	PDA-PF	49.93	45	2.5	-

Σενάριο 2					
Υποκείμενο		Συνολικός χρόνος παρακολούθησης (s)	Συνολικά Σφάλματα (# καρέ)	Συνολικά Σφάλματα (% των συνολικών καρέ)	# Επαναρχικοποίηση
1	KF	37.45	1095	44.12	71
	SIR-PF	0	2482	100	-
	PDA-PF	67.01	0	0	-
2	KF	96.58	73	2	15
	SIR-PF	29.84	2545	69.73	-
	PDA-PF	98.55	0	0	-
3	KF	73.89	445	13.98	72
	SIR-PF	84.83	40	1.26	-
	PDA-PF	85.91	0	0	-
4	KF	96.53	0	0	0
	SIR-PF	96.53	0	0	-
	PDA-PF	96.53	0	0	-
5	KF	99.93	56	1.49	42
	SIR-PF	25.76	2803	74.61	-
	PDA-PF	100.82	22	0.61	-

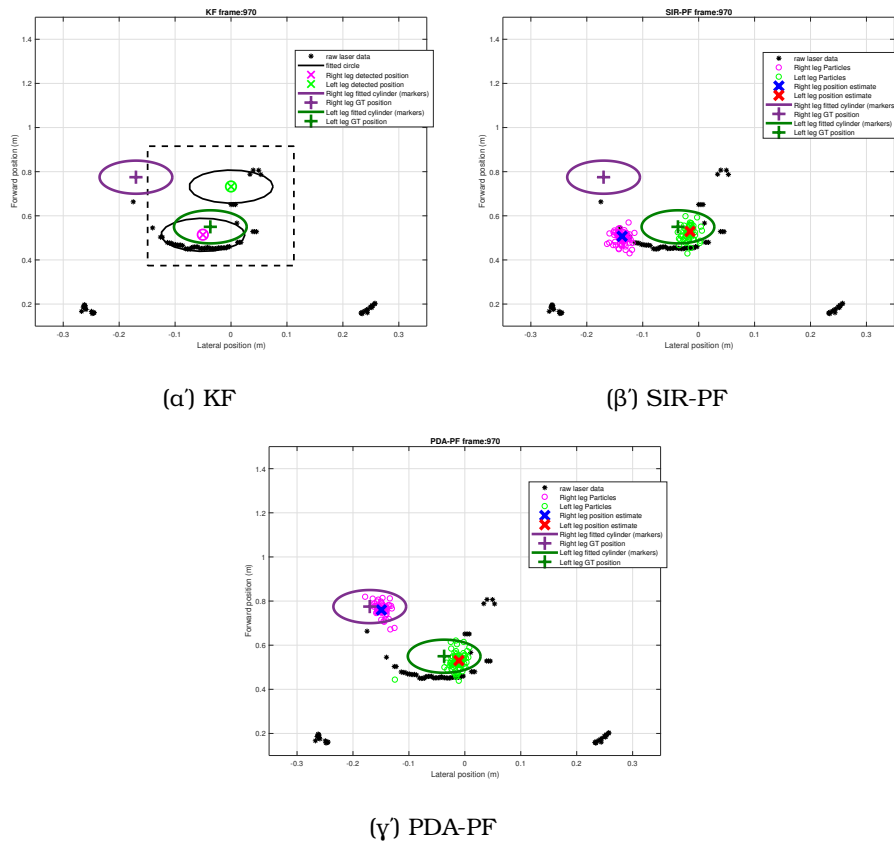
Συνολικός χρόνος επιτυχούς παρακολούθησης και σφάλματα παρακολούθησης για όλα τα υποκείμενα όπως αυτά υπολογίστηκαν για την ανάλυση ευρωστία και των τριών φίλτρων παρακολούθησης.

υποκείμενο #1. Μία σημαντική παρατήρηση σε σχέση με την ανοχή της μεθόδου PDA-PF σε καταστάσεις αποκρύψεων δεδομένων και περιβαλλοντικού θορύβου, είναι το γεγονός ότι ακόμα και σε περιπτώσεις εσφαλμένων εκτιμήσεων που αναφέρθηκαν παραπάνω, η τεχνική PDA-PF βοηθά το φίλτρο να επανασυσχετισθεί με τις κατάλληλες παρατηρήσεις αρκετά γρήγορα χωρίς να χρειάζονται επαναρχικοποιήσεις του αλγορίθμου. Είναι πράγματι εμφανής η απουσία του PDA στη μέθοδο με το SIR-PF, η οποία δεν είχε τη δυνατότητα να εντοπίσει ξανά τα πόδια έπειτα από εσφαλμένη παρατήρηση, είτε λόγω μακράς απόκρυψης δεδομένων ή περιβαλλοντικού θορύβου, με αποτέλεσμα την απώλεια παρακολούθησης για το υπόλοιπο της δραστηριότητας της βάδισης, όπως για παράδειγμα στην περίπτωση του υποκειμένου #1 στο Σενάριο 2.

Για την εμπειρική αξιολόγηση της ευρωστίας των αλγορίθμων παρακολούθησης, παρατίθενται και τα γραφικά παραδείγματα του Σχ. 9.6, το οποίο απεικονίζει τα ίδια στιγμιότυπα για μια τυπική περίπτωση απόκρυψης παρατηρήσεων του ενός ποδιού σε σχέση με το άλλο. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζεται η διαχείριση μιας τέτοιας κατάστασης πλήρους απόκρυψης του δεξιού ποδιού από τις τρεις μεθοδολογίες παρακολούθησης. Και στα τρία στιγμιότυπα τα μαύρα αστεράκια αναπαριστούν τα ανεπεξέργαστα δεδομένα laser και οι σκούροι μωβ και πράσινοι σταυροί '+' τις πραγματικές θέσεις του δεξιού και του αριστερού ποδιού αντίστοιχα, οι οποίες εξήχθησαν από τα δεδομένα των οπτικών δεικτών. Στο Σχ. 9.6α', το κόκκινο "x" αντιστοιχεί στην ΚF εκτιμώμενη θέση και το πράσινο "x" την εντοπισμένη θέση του αριστερού ποδιού, ενώ το μπλε "x" αντιστοιχεί στην ΚF εκτιμώμενη θέση και το πορφυρό "x" την εντοπισμένη θέση του δεξιού ποδιού. Τόσο στο Σχ. 9.6β' και στο Σχ. 9.6γ', τα πράσινα κυκλάκια είναι τα particles του αριστερού ποδιού και τα κόκκινα "x" είναι η εκτιμώμενη θέση του για κάθε PF εφαρμογή, ενώ τα πορφυρά κυκλάκια είναι τα particles του δεξιού ποδιού και το μπλε "x" είναι η εκτιμώμενη θέση του για κάθε PF εφαρμογή.

Η μεθοδολογία με το ΚF του Σχ. 9.6α' αποτυγχάνει να ανιχνεύσει τη σωστή θέση του αποκρυπτόμενου δεξιού ποδιού και λανθασμένα αποδίδει τη θέση του ποδιού στο θορυβώδες υπόβαθρο. Από την άλλη πλευρά, η μέθοδος SIR-PF αναθέτει και τα δύο πόδια στην ίδια συστάδα σημείων, επομένως αποτυγχάνει να δώσει ακριβείς εκτιμήσεις σε σχέση με τις πραγματικές θέσεις των ποδιών. Το PDA-PF, που παρουσιάζεται στο Σχ. 9.6γ', επιτυγχάνει να προβλέψει τη θέση του αποκρυμμένου δεξιού ποδιού, εκτιμώντας τη θέση του πολύ κοντά στην πραγματική θέση που δίνεται από τα δεδομένα αληθείας, ενώ παράλληλα εκτιμά καλά και τη θέση του αριστερού ποδιού. Είναι πολύ ενδιαφέρον το γεγονός ότι τόσο στο Σχ. 9.6β' όσο και στο Σχ. 9.6γ' η εκτιμώμενη θέση του αριστερού ποδιού από το SIR-PF και το PDA-PF αντίστοιχα είναι παρόμοια, αφού και οι δύο αυτές μεθοδολογίες μοιράζονται το ίδιο κινηματικό μοντέλο και το μεγαλύτερο μέρος του τρόπου υπολογισμού της πιθανοφάνειας παρατηρήσεων, ωστόσο κατά την εκτίμηση του αποκρυμμένου ποδιού μόνο το PDA-PF επιτυγχάνει να προβλέψει τη θέση του ποδιού αυτού, γεγονός που αποδεικνύει τη σημαντικότητα της ενσωμάτωσης της PDA τεχνικής.

Ο Πίνακας 9.9 παρουσιάζει συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τα ανωτέρω πειράματα παρακολούθησης. Σε αυτόν τον πίνακα τα αποτελέσματα αναφορικά με την ευρωστία των φίλτρων περιγράφονται ως ποσοστά επιτυχούς παρακολούθησης για όλους τους ασθενείς και για τα δύο σενάρια. Πιο συγκεκριμένα, παρατηρούμε μια πολύ καλή επίδοση από την PDA-PF μεθοδολογία, που αποδίδει 99.42% επιτυχή παρακολούθηση. Αρκετά ενδιαφέρουσα είναι η απόδοση του ΚF που επιτυγχάνει τη δεύτερη καλύτερη επίδοση με ποσοστό επιτυχούς παρακολούθησης 87.57%, ενώ η



Σχήμα 9.6: Διαχείριση της απόκρυψης του δεξιού ποδιού με τις τρεις μεθόδους παρακολούθησης. Τα μαύρα αστέρια αντιπροσωπεύουν τα ακατέργαστα δεδομένα laser και οι σκούροι πορφυροί και σκούροι πράσινοι σταυροί ‘+’ με τις αντίστοιχες ελλείψεις είναι οι πραγματικές θέσεις του δεξιού και αριστερού ποδιού, που εξάγονται από τα δεδομένα των οπτικών δεικτών. α) το κόκκινο “x” είναι η KF εκτιμώμενη θέση και το πράσινο “x” η εντοπισμένη θέση του αριστερού ποδιού, ενώ το μπλε “x” είναι η KF εκτιμώμενη θέση και το πορφυρό “x” η εντοπισμένη θέση του δεξιού ποδιού. β, γ) οι πράσινοι κύκλοι είναι τα particles του αριστερού ποδιού και το κόκκινο “x” είναι η εκτίμηση της θέσης του αριστερού ποδιού, ενώ οι πορφυροί κύκλοι είναι τα particles του δεξιού ποδιού και το μπλε “x” είναι η εκτίμηση της θέσης του αριστερού ποδιού τόσο για τη μέθοδο με SIR-PF όσο και με PDA-PF.

Πίνακας 9.9: Συγκριτικά αποτελέσματα για την Ευρωστία Παρακολούθησης

μέθοδος	KF	SIR-PF	PDA-PF
επιτυχής παρακολούθηση (%)	87.57	66.04	99.42

Συνολικά αποτελέσματα για την ευρωστία παρακολούθησης και για τις τρεις μεθόδους, η οποία αποδίδεται ως το ποσοστό του χρόνου επιτυχούς παρακολούθησης προς το συνολικό χρόνο και για τα δύο πειραματικά σενάρια.

Πίνακας 9.10: Ανάλυση ευαισθησίας της ευρωστίας παρακολούθησης για τη μέθοδο PDA-PF ως προς τον αριθμό των particles

# particles	100	150	200	250	300	350	400	450	500
επιτυχής παρακολούθηση (%)	90.17	90.84	92.19	93.31	95.60	96.10	97.72	97.87	99.42

Συγκεντρωτικά αποτελέσματα, και για τα δύο πειραματικά σενάρια, της ευρωστίας παρακολούθησης της μεθόδου ΠΔΑ-ΠΦ για αυξανόμενο αριθμό particles.

μέθοδος με SIR-PF παρουσιάζει την χειρότερη επίδοση με ποσοστό επιτυχούς παρακολούθησης 66.04%. Αξιολογούμε ότι η επίδοση της μεθοδολογίας KF είναι εύλογη δεδομένων των επαναρχικοποιήσεων που χρειάζονται (Πίνακας 9.8). Είναι σαφές ότι μια εφαρμογή του KF χωρίς τη δικλείδα των επαναρχικοποιήσεων θα παρουσίαζε πολύ υψηλότερα σφάλματα. Θα μπορούσαμε να πούμε ότι σε περιπτώσεις ευθείας βάδισης, όπου υποθέτουμε ότι οι μη-γραμμικότητες στο δυναμικό μοντέλο εξαφανίζονται, η μέθοδος KF αποδίδει καλά. Ωστόσο, αφού δεν είναι μόνο το κινηματικό μοντέλο της παθολογικής βάδισης που παρουσιάζει τις μη-γραμμικότητες αλλά και το μοντέλο παρατηρήσεων, εξαιτίας της μεγάλης παραμορφωσιμότητας των συστάδων των σημείων laser, δεν μπορούμε να εγγυηθούμε ότι η εφαρμογή του KF θα έχει μια σταθερή απόδοση, και επομένως δεν μπορεί να ανταγωνιστεί τη δυναμική απόδοση του PDA-PF. Από την άλλη πλευρά, η τεχνική του PDA αλλά και η M-H επαναδειγματοληψία, η οποία αντιμετωπίζει την πτωχοποίηση του δείγματος και αποδίδει στα particles την απαραίτητα μεταβλητότητα, βελτιώνουν εμφανώς την απόδοση του PDA-PF σε σχέση με το SIR-PF, υποδηλώνοντας τη σημαντικότητα αυτών των συνεισφορών στα πλαίσια της αξιόπιστης και εύρωστης παρακολούθησης των ποδιών ασθενών με διάφορες παθολογικές καταστάσεις.

Τέλος, στον Πίνακα 9.10, παρουσιάζουμε μια ανάλυση ευαισθησίας για την ευρωστία της μεθόδου PDA-PF σε σχέση με τη χρήση διαφορετικού αριθμού particles. Ο αλγόριθμος επιτυγχάνει ποσοστό 90.17% επιτυχούς παρακολούθησης για 100 particles και η απόδοση του αλγορίθμου βελτιώνεται με την αύξηση του αριθμού των particles. Για εφαρμογές με 300 particles και άνω επιτυγχάνεται απόδοση πάνω από 95% για τα συγκεκριμένα πειραματικά σενάρια βάδισης.

□

Κεφάλαιο 10

Πειραματικά Αποτελέσματα Ανάλυσης Βάδισης

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει πειραματικές μελέτες που εξετάζουν την ακρίβεια του συστήματος ανάλυσης και εξαγωγής παραμέτρων βάδισης του Σχ. 4.3 για μια ρομποτική πλατφόρμα κινητικής υποβοήθησης.

Στην πρώτη κατά σειρά ανάλυση, παρουσιάζονται αποτελέσματα που στοχεύουν να επικυρώσουν την αποτελεσματικότητα συστήματος ανάλυσης και εξαγωγής παραμέτρων βάδισης με βάση ένα HMM αναγνώρισης κύκλου βάδισης. Η μέθοδος αυτή συγκρίνεται με μία λιγότερο περίπλοκη μεθοδολογία βασισμένη σε στατικούς κανόνες (rule-based μέθοδος) [77]. Για τις ανάγκες επαλήθευσης τα αποτελέσματα και των δύο προσεγγίσεων αντιπαρατίθενται με τα δεδομένα αλήθειας των παραμέτρων βάδισης που μετρήθηκαν από το σύστημα GAITRite [185].

Σε επόμενο επίπεδο, μελετάμε εάν ασθενείς με διαφορετική κατάσταση κινητικότητας (διαφορετικές βαθμολογίες ως προς τον ευρέως χρησιμοποιούμενο δείκτη κλινικής αξιολόγησης βάδισης POMA-Performance Oriented Mobility Assessment) παρουσιάζουν διαφορετικές παραμέτρους βάδισης όπως μήκος βάδισης, χρόνος βάδισης, αλλά και κατά πόσο αυτές οι παράμετροι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατηγοριοποίηση και τον χαρακτηρισμό της παθολογικής κατάστασης των χρηστών μιας ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης. Παρουσιάζεται μια αρχική αξιολόγηση της μεθοδολογίας με βάση το HMM, το οποίο χρησιμοποιείται για τη στατιστική μοντελοποίηση και ταξινόμηση των μοτίβων της ανθρώπινης βάδισης και για την εξαγωγή κλινικά συσχετισμένων παραμέτρων βάδισης. Επομένως ελέγχεται η ικανότητα του συστήματος να διακρίνει τις διάφορες κατηγορίες της παθολογικής βάδισης με βάση τη βαθμολογία POMA των ασθενών.

Σε συνέχεια αυτής της ανάλυσης, παρουσιάζονται αποτελέσματα επικύρωσης ενός του συστήματος ανάλυσης βάδισης του Σχ. 4.3 με την εισαγωγή δύο παράλληλων HMM, τα οποία παρακολουθούν την βάδιση ως προς το αριστερό και ως προς το δεξί πόδι αντίστοιχα, παρέχοντας ανεξάρτητα αποτελέσματα ανάλυσης βάδισης. Οι αναγνωρισμένοι κύκλοι βάδισης του αριστερού και του δεξιού ποδιού μπορούν να χρησιμοποιηθούν συνδυαστικά, ώστε να εξαχθούν περισσότερο λεπτομερή χαρακτηριστικά του βηματισμού, τα οποία είναι αδύνατο να εκτιμηθούν με ένα μόνο HMM, [75-77]. Η νέα προσέγγιση που βασίζεται σε παράλληλα HMMs μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό εσωτερικών συμβάντων και στην κατάτμηση χρονικών φάσεων, οι οποίες επιτρέπουν την εκτίμηση κρίσιμων παραμέτρων βάδισης όπως ο χρόνος διασκελισμού

και ο χρόνος στάσης για κάθε πόδι, όπως επίσης και τα χρονικά διαστήματα διπλής στήριξης DS, τα οποία είναι σημαντικής σημασίας για τον χαρακτηρισμό της σταθερότητας της βάδισης αλλά και ως δείκτης συγκεκριμένης παθολογικής κατάστασης. Η επικύρωση της εξαγωγής των χρονικών παραμέτρων της βάδισης με βάση τα παράλληλα HMMs πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας δεδομένα αληθείας από το VICON Motion Capture σύστημα το οποίο αναλύθηκε στην ενότητα §4.3.

Στην τελευταία πειραματική ανάλυση του παρόντος κεφαλαίου, παρουσιάζεται η δυναμική του συστήματος αυτού ως προς τη δυνατότητα να αναγνωρίσει τις επιπτώσεις των διαφορετικών σχεδιασμών ελέγχου σε σχέση με την παθολογική κατάσταση της βάδισης του ασθενούς. Αντί να γίνει χρήση πολύπλοκων μοντέλων και προσεγγίσεων παρακολούθησης της κίνησης που απαιτούν ακριβούς ή ογκώδεις αισθητήρες και συσκευές καταγραφής που παρεμβαίνουν ή και παρεμποδίζουν την ανθρώπινη κίνηση, τα δεδομένα αυτής της μελέτης προέρχονται από έναν τυπικό αισθητήρα laser τοποθετημένου στην ρομποτική πλατφόρμα, Σχ. 1.3. Επομένως, το προτεινόμενο σύστημα αποτελεί μια μη παρεμβατική μέθοδο ανάλυσης της κινητικής κατάστασης των ασθενών. Ενώ ο ασθενής χρησιμοποιεί το ρομποτικό βοήθ, ο αισθητήρας laser παρέχει τα δεδομένα για το σύστημα παρακολούθησης που εκτιμά τη θέση και την ταχύτητα των ποδιών χρησιμοποιώντας τη μέθοδο PDA-PF (βλ. § 3.4). Οι κινηματικές παράμετροι των ποδιών αποτελούν την είσοδο ενός HMM, το οποίο αναγνωρίζει κύκλους βάδισης. Για κάθε κύκλο βάδισης, υπολογίζεται ένα σύνολο παραμέτρων, εξ όσων περιγράφησαν στην ενότητα § 4.2.

Στα επόμενα, παρουσιάζεται μια στατιστική ανάλυση, που αποδεικνύει την δυνατότητα του συστήματος ανάλυσης βάδισης να παρέχει σε πραγματικό χρόνο πληροφορίες για την κινηματική κατάσταση του ασθενούς. Συγκρίνεται η επίδραση γενικών στρατηγικών ελέγχου στις εκτιμώμενες παραμέτρους βάδισης ασθενών με διάφορες βαθμολογίες POMA. Σκοπός αυτής της μελέτης είναι η επαλήθευση της δυναμικής του συστήματος εκτίμησης παραμέτρων βάδισης, ώστε να αποτελέσει ανατροφοδότηση σε ένα σχήμα ελέγχου με γνώση του περιβάλλοντος για μια ρομποτική πλατφόρμα κινητικής υποβοήθησης, ώστε να ενισχυθεί η φυσική αλληλεπίδραση ανθρώπου-ρομπότ και να παρέχει σε κάθε ασθενή την κατάλληλη βοήθεια ανάλογα με την παθολογική κινητική του κατάσταση.

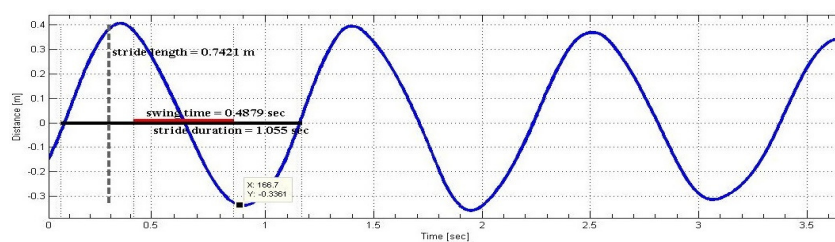
10.1 Πείραμα 1: Επαλήθευση του συστήματος ανάλυσης βάδισης

10.1.1 Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας

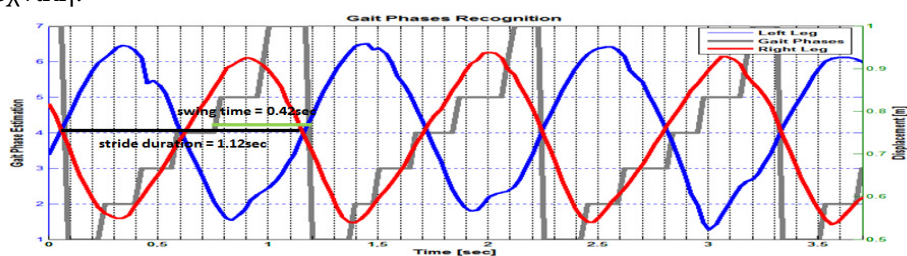
Τα πειραματικά δεδομένα βάδισης αυτής της μελέτης ανήκουν στη βάση δεδομένων MOBOT 2, όπου τα δεδομένα αληθείας προέρχονται από το σύστημα GAITRite (βλ. §8.2.1).

Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από τα δεδομένα πέντε ασθενών (ηλικίας άνω των 65 ετών). Το κάθε άτομο έπρεπε να περπατήσει στην ευθεία του GAITRite χαλιού, υποστηριζόμενο από τον ρομποτικό περιπατητήρα. Το HMM που χρησιμοποιήθηκε για την αναγνώριση βάδισης, είχε εκπαιδευθεί με δεδομένα από δώδεκα διαφορετικούς ασθενείς της βάσης MOBOT 1 (§8.1.1) (όπου δεν είχε γίνει χρήση του συστήματος GAITRite), [76]. Η παρακολούθηση των ποδιών των χρηστών έγινε με χρήση της μεθόδου PDA-PF, η οποία περιγράφεται στην ενότητα §3.4, με 500 particles.

Στο Σχ. 8.2 παρουσιάσαμε τα στιγμιότυπα ενός ασθενούς που εκτελεί το πειρα-



Σχήμα 10.1: Πειραματικό αποτέλεσμα εκτίμησης των παραμέτρων βάδισης για το υποκείμενο #1 της μελέτης, που εκτιμήθηκαν από την rule-based τεχνική.



Σχήμα 10.2: Πειραματικό αποτέλεσμα εκτίμησης των φάσεων και των παραμέτρων βάδισης για το υποκείμενο #1, που εκτιμήθηκαν από την μέθοδο με HMM, σύμφωνα με την γκρι γραμμή (αριστερός άξονας). Οι μπλε και κόκκινες γραμμές είναι η μετατόπιση του αριστερού και του δεξιού ποδιού στο οριζόντιο επίπεδο βάδισης (δεξιός άξονας).

Πίνακας 10.1: Εξαγόμενες παράμετροι βάδισης

Υποκείμενο	Παράμετρος	Μέγεθος	HMM-based	Rule-based	GAITRite
1	μήκος διασκελισμού	m	0.737 ± 0.036	0.725 ± 0.037	0.746 ± 0.012
	χρόνος διασκελισμού	s	1.062 ± 0.016	1.074 ± 0.032	1.096 ± 0.007
	χρόνος αιώρησης	s	0.414 ± 0.041	0.437 ± 0.014	0.417 ± 0.019
2	μήκος διασκελισμού	m	0.720 ± 0.010	0.649 ± 0.023	0.698 ± 0.006
	χρόνος διασκελισμού	s	1.170 ± 0.056	1.305 ± 0.074	1.183 ± 0.019
	χρόνος αιώρησης	s	0.447 ± 0.014	0.427 ± 0.006	0.479 ± 0.014
3	μήκος διασκελισμού	m	0.887 ± 0.029	0.886 ± 0.016	0.864 ± 0.055
	χρόνος διασκελισμού	s	1.040 ± 0.016	1.046 ± 0.043	1.062 ± 0.033
	χρόνος αιώρησης	s	0.387 ± 0.041	0.436 ± 0.014	0.388 ± 0.013
4	μήκος διασκελισμού	m	0.596 ± 0.023	0.572 ± 0.007	0.573 ± 0.029
	χρόνος διασκελισμού	s	1.168 ± 0.034	1.201 ± 0.042	1.197 ± 0.026
	χρόνος αιώρησης	s	0.412 ± 0.026	0.415 ± 0.008	0.472 ± 0.036
5	μήκος διασκελισμού	m	0.746 ± 0.046	0.764 ± 0.044	0.810 ± 0.082
	χρόνος διασκελισμού	s	1.017 ± 0.041	1.046 ± 0.016	1.029 ± 0.052
	χρόνος αιώρησης	s	0.378 ± 0.027	0.419 ± 0.006	0.387 ± 0.038

Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των παραμέτρων βάδισης που έχουν υπολογιστεί με βάση τη μεθοδολογία HMM, την rule-based μέθοδο και τα δεδομένα αληθείας που μετρήθηκαν από το σύστημα GAITRite για τους πέντε ασθενείς.

ματικό σενάριο, όπως αυτά αποτυπώθηκαν από την κάμερα Kinect της ρομποτικής πλατφόρμας. Αντιστοίχως στο Σχ. 8.3 έχουμε δείξει την αντίστοιχη η αλληλουχία των ανιχνευθέντων αποτυπωμάτων-πατημάτων από το σύστημα GAITRite για τον ίδιο ασθενή.

10.1.2 Στρατηγική Επαλήθευσης

Η συγκεκριμένη μελέτη έχει δύο στόχους. Αρχικά, να επαληθευθεί η ικανότητα της μεθόδου με HMM και της rule-based τεχνικής να εξαγάγουν παραμέτρους βάδισης από δεδομένα laser σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας. Δευτερευόντως, να αξιολογηθεί το κατά πόσον η πρόσθετη πολυπλοκότητα της μεθόδου HMM είναι απαραίτητη, συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των δύο τεχνικών. Για το λόγο αυτό, απομονώθηκαν τα δεδομένα που αντιστοιχούν στους ίδιους κύκλους βάδισης ανά ασθενή, δηλαδή τρεις κύκλοι βάδισης ανά ασθενή. Τα δεδομένα αξιοποιήθηκαν αναλόγως σε κάθε μεθοδολογία [77], ενώ οι παράμετροι βάδισης που εξήχθησαν από το σύστημα GAITRite χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα αληθείας για την διαδικασία επαλήθευσης.

Η επικύρωση των αποτελεσμάτων περιλαμβάνει τόσο ποσοτικές όσο και ποιοτικές συγκρίσεις. Ο πίνακας 10.1 περιλαμβάνει τα στατιστικά στοιχεία των παραμέτρων βάδισης που υπολογίστηκαν από τις δύο μεθόδους. Επιπλέον, παρουσιάζεται το μέγιστο ποσοστιαίο απόλυτο σφάλμα των υπολογιζόμενων παραμέτρων σε σχέση με τα αντίστοιχα δεδομένα αληθείας στον πίνακα 10.2.

10.1.3 Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συζήτηση

Ο πίνακας 10.1 παρουσιάζει τις μέσες τιμές και τις τυπικές αποκλίσεις των τριών παραμέτρων βάδισης του συνόλου δεδομένων επαλήθευσης (πέντε υποκείμενα). Καθemia από τις τρεις παραμέτρους βάδισης υπολογίζεται με βάση τη μέθοδο με HMM

Πίνακας 10.2: Μέγιστο ποσοστιαίο απόλυτο σφάλμα

Παράμετρος	HMM-based	Rule-based
χρόνος διασκελισμού %	7.98 ± 5.22	10.13 ± 6.75
χρόνος διασκελισμού %	5.12 ± 1.70	7.48 ± 6.50
χρόνος αιώρησης %	10.93 ± 6.28	16.93 ± 5.72

Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των μέγιστων ποσοστιαίων απόλυτων σφαλμάτων της μεθόδου με HMM και της rule-based τεχνικής σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας ανά παράμετρο βάδισης για όλα τα υποκείμενα.

(τέταρτη στήλη) και την rule-based τεχνική (πέμπτη στήλη), μαζί με τις τιμές αληθείας που μετρώνται από το σύστημα GAITRite (έκτη στήλη). Γενική παρατήρηση είναι ότι και οι δύο μεθοδολογίες καταφέρνουν να εξάγουν τις παραμέτρους βάδισης. Στις περισσότερες περιπτώσεις η απόκλιση των εκτιμώμενων παραμέτρων από τα δεδομένα αληθείας δεν είναι σημαντική, παρά το γεγονός ότι το σύστημα GAITRite μετράει τις αποστάσεις από την επαφή της φτέρνας με το έδαφος, ενώ ο αισθητήρας laser καταγράφει την κίνηση του ποδιού στο ύψος της κνήμης περίπου κάτω από το γόνατο. Επομένως, οι μετρήσεις του αισθητήρα laser εξαρτώνται από το ύψος του υποκειμένου, από τον θόρυβο που ενέχει η κίνηση των κάτω άκρων, αφού η κίνηση του υποτιθέμενου κέντρου των ποδιών που εκτιμάται δεν είναι ευθυγραμμισμένο με το κέντρο της φτέρνας, κάνοντας τη διαδικασία εξαγωγής παραμέτρων δυσκολότερη.

Τα αποτελέσματα του πίνακα 10.1 αποδεικνύουν ότι η προστιθέμενη πολυπλοκότητα με τη χρήση της μεθόδου HMM συμβάλλει σημαντικά στην αύξηση της ακρίβειας στις εκτιμήσεις των παραμέτρων βάδισης από τα δεδομένα laser. Αυτή η παρατήρηση προκύπτει και από τον πίνακα 10.2, ο οποίος παρουσιάζει τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις του μέγιστου ποσοστιαίου απόλυτου σφάλματος τόσο για την HMM όσο και για την rule-based μέθοδο σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας ανά παράμετρο. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα, είναι εμφανής η υπεροχή της μεθόδου με HMM έναντι της rule-based τεχνικής. Αυτό είναι αποτέλεσμα της δυνατότητας του HMM να μπορεί να αναγνωρίζει ακριβώς τους κύκλους βάδισης και τις επιμέρους φάσεις τους. Εν γένει, η rule-based τεχνική είναι αποτελεσματική σε περιπτώσεις βάδισης κοντά στην φυσιολογική. Από την άλλη πλευρά, η μέθοδος με HMM μπορεί να εξάγει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με την δράση του κάθε ποδιού κατά τη βάδιση, και επομένως μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε ένα γενικότερο πλαίσιο ιατρικής διάγνωσης της παθολογικής βάδισης.

Για την περαιτέρω ανάλυση ποσοτικών αλλά και ποιοτικών ευρημάτων της πειραματικής αυτής μελέτης, παρουσιάζονται και σχολιάζονται λεπτομερή αποτελέσματα για έναν τυχαία επιλεγέντα ασθενή (υποκείμενο #1). Το Σχ. 10.1 απεικονίζει την κυματομορφή που προκύπτει από την συνδυαστική κίνηση των δύο ποδιών και χρησιμοποιείται στην rule-based τεχνική για την εκτίμηση των παραμέτρων βάδισης. Στο Σχ. 10.1 απεικονίζονται και οι υπολογισμένες παράμετροι για τον πρώτο κύκλο βάδισης που ανιχνεύθηκε. Από την άλλη, στο Σχ. 10.2 απεικονίζεται η αναγνώριση των φάσεων βάδισης από τη μέθοδο με HMM για το ίδιο υποκείμενο. Οι μπλε και κόκκινες καμπύλες αντιστοιχούν στην μετατόπιση του αριστερού και του δεξιού ποδιού στην κατεύθυνση βάδισης σε σχέση με το χρόνο, για τους τρεις κύκλους βάδισης

(άξονας στα δεξιά). Η γκρι γραμμή απεικονίζει την κατάτμηση των φάσεων βάδισης που προκύπτουν από το HMM (άξονας στα αριστερά).

10.2 Πείραμα 2: Επαλήθευση του συστήματος ανάλυσης βάδισης σε ασθενείς με διαφορετική παθολογική κατάσταση βάδισης

10.2.1 Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας

Τα πειραματικά δεδομένα για την ανάλυση διαφορετικών παθολογικών καταστάσεων βάδισης προέρχονται από την βάση δεδομένων MOBOT 2 (βλ. §8.2.1) με συμμετέχοντες ασθενείς που παρουσίαζαν ήπιας/ μέτριας παθολογικής βάδισης, σύμφωνα με ιατρικές εκτιμήσεις. Το HMM είχε εκπαιδευθεί με δεδομένα από 12 διαφορετικούς ασθενείς που δεν συμμετείχαν σε αυτά τα πειράματα [76]. Η παρακολούθηση των ποδιών των χρηστών έγινε με χρήση της μεθόδου PDA-PF, η οποία περιγράφεται στην ενότητα §3.4, με 500 particles.

Σε αυτήν την μελέτη, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από έξι ασθενείς μέτριας κινητικής ανικανότητας, ηλικίας άνω των 65 ετών. Κάθε υποκείμενο της μελέτης έπρεπε να περπατήσει στην ευθεία πάνω στον ηλεκτρονικό τάπητα του GAITRite υποστηριζόμενοι από τη ρομποτική πλατφόρμα. Για την κατηγοριοποίηση και την αξιολόγηση της κινητικότητας των ασθενών, οι ειδικοί χρησιμοποίησαν το εργαλείο POMA. Οι ασθενείς που συμπεριλαμβάνονται στην παρούσα μελέτη παρουσίαζαν κινητική ανικανότητα με μέση βαθμολογία POMA 18.34 ± 7.99 και υψηλή επικινδυνότητα πτώσης, αφού το 100% των συμμετεχόντων δήλωσαν ότι είχαν μία ή δύο πτώσεις κατά το προηγούμενο έτος από αυτό της πειραματικής καταγραφής. Ο πίνακας 10.3 παρέχει αναλυτικά δημογραφικά στοιχεία για τους συμμετέχοντες στη μελέτη. Τα υποκείμενα έχουν καταταχθεί στον πίνακα ανάλογα με την βαθμολογία POMA.

Πίνακας 10.3: Δημογραφικά Στοιχεία

Υποκείμενο	1	2	3	4	5	6
Ηλικία	89	83	83	71	82	82
Φύλο	Θ	Θ	Θ	Θ	Θ	A
POMA	7	11	19	20	26	27
Πτώσεις	ναι	ναι	ναι	ναι	ναι	ναι

Δημογραφικά για τους ασθενείς της παρούσας αξιολόγησης. (Θ:Θήλυ, A:Άρρεν).

Το Σχ. 10.3 απεικονίζει στιγμιότυπα της κίνησης μιας ασθενούς, τα οποία καταγράφηκαν από την κάμερα Kinect που είναι επίσης τοποθετημένη στην ρομποτική πλατφόρμα του Σχ. 1.3, καθώς η ασθενής περπατά κατά μήκος του ηλεκτρονικού τάπητα GAITRite υποβοηθούμενη από την ρομποτική πλατφόρμα. Επιπλέον, το Σχ. 10.4 απεικονίζει την ακολουθία των αποτυπωμάτων - πατημασιών της ίδιας ασθενούς πάνω στο GAITRite.

Πίνακας 10.4: Παράμετροι βάρδισης ασθενών με διαφορετική παθολογική κατάσταση

Υποκείμενο	ΡΟΜΑ	Μήκος Βάρδισης (m)		Χρόνος Βάρδισης (s)		Χρόνος Στάσης (s)		Χρόνος Αιόφησης (s)		Ταχύτητα Βάρδισης (m/s)	
		ΗΜΜ	ΓΤ	ΗΜΜ	ΓΤ	ΗΜΜ	ΓΤ	ΗΜΜ	ΓΤ	ΗΜΜ	ΓΤ
1	7	0.47 ± 0.03	0.58 ± 0.04	1.63 ± 0.05	1.58 ± 0.08	1.00 ± 0.05	0.95 ± 0.10	0.62 ± 0.04	0.63 ± 0.14	0.29 ± 0.02	0.37 ± 0.02
2	11	0.65 ± 0.09	0.79 ± 0.15	1.83 ± 0.07	1.86 ± 0.15	1.08 ± 0.10	1.32 ± 0.21	0.75 ± 0.10	0.54 ± 0.14	0.35 ± 0.06	0.43 ± 0.09
3	19	0.62 ± 0.04	0.7 ± 0.02	1.14 ± 0.03	1.11 ± 0.04	0.71 ± 0.05	0.69 ± 0.04	0.44 ± 0.03	0.42 ± 0.03	0.54 ± 0.04	0.63 ± 0.04
4	20	0.64 ± 0.01	0.77 ± 0.01	1.39 ± 0.01	1.38 ± 0/02	0.91 ± 0.01	0.89 ± 0.03	0.47 ± 0.01	0.48 ± 0.04	0.46 ± 0.01	0.56 ± 0.01
5	26	0.74 ± 0.09	0.94 ± 0.08	1.04 ± 0.04	1.04 ± 0.06	0.68 ± 0.02	0.65 ± 0.02	0.36 ± 0.03	0.39 ± 0.04	0.71 ± 0.06	0.90 ± 0.03
6	27	0.80 ± 0.05	1.02 ± 0.03	1.07 ± 0.02	1.10 ± 0.02	0.66 ± 0.03	0.65 ± 0.01	0.41 ± 0.03	0.45 ± 0.03	0.74 ± 0.06	0.93 ± 0.04
ΜΑΕ		0.15		0.02		0.06		0.05		0.12	

Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των παραμέτρων βάρδισης για τη μέθοδο με ΗΜΜ και τα αντιστοιχία δεδομένα αληθείας Ground Truth (ΓΤ) που μετρήθηκαν από το σύστημα GAITrite για τους έξι ασθενείς ταξινομημένους κατά αύξουσα βαθμολογία ΡΟΜΑ, καθώς και το μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error (ΜΑΕ)) για κάθε παράμετρο.



Σχήμα 10.3: Στιγμιότυπα από μια ασθενή, της οποίας τα δεδομένα χρησιμοποιούνται στην παρούσα ανάλυση, καθώς αυτή κινείται κατά μήκος του ηλεκτρονικού τάπητα GAITRite υποβοηθούμενος από την ρομποτική πλατφόρμα.



Σχήμα 10.4: Τα αποτυπώματα της βάδισης της ίδιας ασθενούς, όπως αυτά καταγράφηκαν από το σύστημα GAITRite.

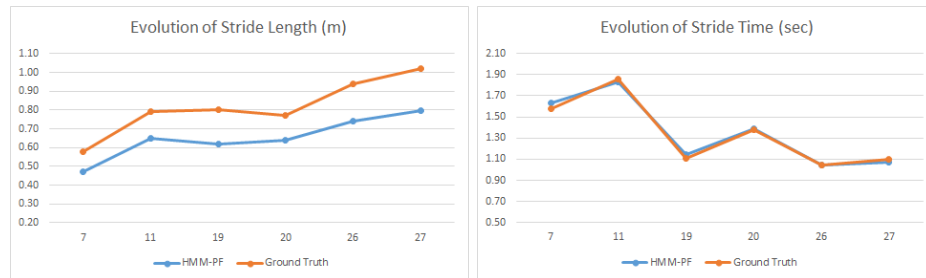
10.2.2 Στρατηγική Επαλήθευσης

Για την αξιολόγηση της μεθόδου ανάλυσης της παθολογικής βάδισης, παρουσιάζονται στον πίνακα 10.4, οι μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των παραμέτρων βάδισης που υπολογίστηκαν από την μέθοδο με HMM συγκριτικά με τις τιμές του συστήματος GAITRite, οι οποίες είναι τα δεδομένα αληθείας (Ground Truth (GT)) στην παρούσα μελέτη. Τα δεδομένα παρουσιάζονται ταξινομημένα κατά αυξανόμενη βαθμολογία POMA. Η τελευταία γραμμή του πίνακα 10.4 παρουσιάζει το μέσο απόλυτο σφάλμα MAE κάθε εκτιμώμενης παραμέτρου προς την αληθινή τιμή της.

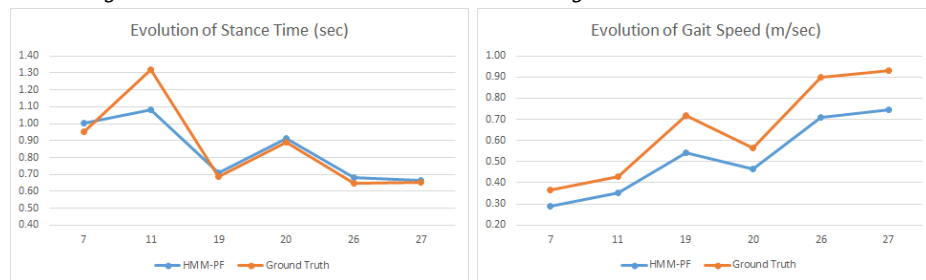
Για την πληρέστερη κατανόηση των αποτελεσμάτων του πίνακα 10.4, παρουσιάζονται γραφήματα (Σχ. 10.5) των παραμέτρων βάδισης, που απεικονίζουν την εξέλιξη αυτών ανάλογα με τη βαθμολογία POMA των ασθενών της παρούσας μελέτης. Σε κάθε γράφημα του Σχ. 10.5 η μπλε γραμμή αναπαριστά την τιμή της παραμέτρου βάδισης που εκτιμήθηκε από τη μέθοδο με HMM και η κόκκινη γραμμή τις αληθινές τιμές που μετρήθηκαν από το σύστημα GAITRite.

10.2.3 Πειραματικά αποτελέσματα και συζήτηση

Από τα αποτελέσματα του πίνακα 10.4, είναι εμφανές ότι η χρονική κατάτμηση που παρέχει η μέθοδος με HMM είναι αποδεκτή, αφού οι εκτιμώμενες χρονικές παράμετροι είναι πολύ κοντά στις αληθινές τιμές τους. Είναι ενδεικτικό ότι τα μέσα απόλυτα σφάλματα για τις χρονικές παραμέτρους κυμαίνονται από 0.02-0.06 s. Το μήκος βάδισης ωστόσο, παρουσιάζει μεγαλύτερα σφάλματα, και ως εκ τούτου και η ταχύτητα βάδισης έχει ανάλογα σφάλματα. Το μέσο απόλυτο σφάλμα για το μήκος βάδισης είναι 15 cm και για την ταχύτητα βάδισης 12 cm/s. Βέβαια, είναι σημαντικό το γεγονός ότι παρατηρείται ένα σχετικά συστηματικό σφάλμα στις χωρικές παραμέτρους. Αυτό οφείλεται κυρίως στο γεγονός ότι το σύστημα GAITRite μετράει τις αποστάσεις από τις διαδοχικές θέσεις της φτέρνας, ενώ η προτεινόμενη μεθοδολογία χρησιμοποιεί τα δεδομένα του αισθητήρα laser που μετράει την κίνηση των κνημών σε ύψος περίπου κάτω από το γόνατο. Επιπλέον, οι μετρήσεις του laser εξαρτώνται από το ύψος τους χρήστη, από την κίνηση της κνήμης, αφού η κίνηση του υποτιθέμενου κέντρου του ποδιού δεν είναι ευθυγραμμισμένη με την κίνηση της φτέρνας, κάνοντας την εξαγωγή



(α) Εξέλιξη του μέσου μήκους βάδισης (β) Εξέλιξη του μέσου χρόνου βάδισης (stride length) που εκτιμήθηκε από τη (stride time) που εκτιμήθηκε από τη μέθοδο με HMM σε σχέση με τα δεδομένα θοδο με HMM σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας (Ground Truth) του GAITRite αληθείας (Ground Truth) του GAITRite ανάλογα με τη βαθμολογία POMA κάθε ανάλογα με τη βαθμολογία POMA κάθε ασθενούς.



(γ) Εξέλιξη του μέσου χρόνου στάσης (δ) Εξέλιξη της μέσης ταχύτητας βάδισης (stance time) που εκτιμήθηκε από τη μέθοδο με HMM σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας (Ground Truth) του GAITRite αληθείας (Ground Truth) του GAITRite ανάλογα με τη βαθμολογία POMA κάθε ανάλογα με τη βαθμολογία POMA κάθε ασθενούς.

Σχήμα 10.5: Σύγκριση της εξέλιξης των παραμέτρων βάδισης που εκτιμήθηκαν από τη μέθοδο με HMM και των αντίστοιχων δεδομένων αληθείας σε σχέση με τη βαθμολογία POMA του εκάστοτε ασθενούς.

παραμέτρων πιο δύσκολη.

Τα γραφήματα του Σχ. 10.5 μπορούν να καταδείξουν την εν δυνάμει αποτελεσματικότητα της μεθόδου με HMM στο διαχωρισμό διαφορετικών παθολογικών καταστάσεων βάδισης ασθενών (κατηγοριοποιημένων βάσει του δείκτη POMA), ακόμα και για την χωρική παράμετρο μήκος βάδισης (Σχ. 10.5α) ή την χωροχρονική παράμετρο ταχύτητα βάδισης (Σχ. 10.5δ), για τις οποίες παραμέτρους το συστηματικό σφάλμα που παρατηρήθηκε στον πίνακα 10.4 δεν φαίνεται να επηρεάζει την συμπεριφορά του συστήματος. Στα γραφήματα αυτά φαίνεται πως η εξέλιξη του μήκους βάδισης και της ταχύτητας βάδισης που εκτιμώνται από το HMM ως προς τη βαθμολογία POMA των ασθενών ακολουθεί το ίδιο μοτίβο εξέλιξης με τις πραγματικές τιμές (GT). Τα Σχ. 10.5β' και Σχ. 10.5γ' επιβεβαιώνουν την ακρίβεια χρονικής κατάτμησης από το HMM, με βάση το οποίο υπολογίζονται οι παράμετροι χρόνος βάδισης και χρόνος στάσης, όπως αυτό προέκυψε και από τον πίνακα 10.4.

Η παρούσα μελέτη επαληθεύει το σύστημα ανάλυσης βάδισης με δεδομένα laser ως ικανό να χρησιμοποιηθεί σαν εργαλείο ανάλυσης βάδισης με την εκτίμηση των κατάλληλων παραμέτρων. Τα πειραματικά αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι το σύστημα αναγνώρισης βάδισης με HMM έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση των ασθενών που χρησιμοποιούν την ρομποτική πλατφόρμα μέσω των εκτιμώμενων παραμέτρων βάδισης.

10.3 Πείραμα 3: Αξιολόγηση του συστήματος ανάλυσης βάδισης παράλληλων HMMs

10.3.1 Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας

Τα πειραματικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την ανάλυση προέρχονται από την βάση δεδομένων MOBOT 1 (βλ. §8.1.1), κατά την οποία ένα σύνολο οπτικών δεικτών καταγραφής κίνησης από ένα σύστημα VICON Motion Capture τοποθετήθηκε σε ορισμένες περιοχές του σώματος των συμμετεχόντων, Σχ. 4.4.

Στην παρούσα ανάλυση παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα τεσσάρων ασθενών ηλικίας άνω των 65 ετών. Χρησιμοποιήσαμε 300 particles ανά PF στη μεθοδολογία παρακολούθησης PDA-PF της ενότητας §3.4 για να εκτιμήσουμε την κίνηση των ποδιών των χρηστών. Η διαδικασία εκπαίδευσης των HMM περιλαμβάνει δεδομένα από το σύστημα παρακολούθησης για ένα σύνολο εκπαίδευσης 12 ασθενών με διαφορετικές παθολογίες που πραγματοποίησαν απλά σενάρια βάδισης σε αρχικά πειράματα συλλογής δεδομένων.

10.3.2 Στρατηγική αξιολόγησης

Η στρατηγική επαλήθευσης περιλαμβάνει ποσοτικές και ποιοτικές συγκρίσεις του συστήματος αναγνώρισης παθολογικής βάδισης, το οποίο μπορεί να ανιχνεύει τις περιόδους διπλής στήριξης των ποδιών με χρήση παράλληλων HMM σε σχέση με δεδομένα αληθείας (ground truth GT), τα οποία εξήχθησαν από τους οπτικούς δείκτες καταγραφής κίνησης. Σκοπός είναι η επαλήθευση της χρονικής κατάτμησης που παρέχουν τα παράλληλα HMM συγκρίνοντας τις αναγνωρισμένες χρονικές παραμέτρους χρόνος βάδισης, χρόνος στάσης και χρόνος διπλής στήριξης σε σχέση με τις τιμές αληθείας τους. Ο υπολογισμός των φάσεων βάδισης από τους οπτικούς δείκτες καταγραφής κίνησης περιγράφεται στην ενότητα §4.3.

Πίνακας 10.5: Εκτίμηση Χρονικών Παραμέτρων Βάδισης

Ασθενής	Παράμετρος	μέση τιμή \pm τυπική απόκλιση HMM	μέση τιμή \pm τυπική απόκλιση Ground truth	MAE	MAD
1	stride time (s)	1.33 \pm 0.10	1.32 \pm 0.09	0.02	0.02
	stance time (s)	0.76 \pm 0.07	0.73 \pm 0.07	0.06	0.05
	DS time (s)	0.10 \pm 0.06	0.12 \pm 0.06	0.03	0.00
2	tride time (s)	1.29 \pm 0.11	1.30 \pm 0.09	0.04	0.02
	stance time (s)	0.74 \pm 0.06	0.71 \pm 0.08	0.05	0.04
	DS time (s)	0.13 \pm 0.07	0.13 \pm 0.06	0.06	0.04
3	stride time (s)	1.27 \pm 0.09	1.32 \pm 0.09	0.06	0.06
	stance time (s)	0.72 \pm 0.09	0.78 \pm 0.11	0.13	0.06
	DS time (s)	0.04 \pm 0.02	0.10 \pm 0.05	0.06	0.05
4	stride time (s)	1.57 \pm 0.13	1.58 \pm 0.12	0.06	0.02
	stance time (s)	0.97 \pm 0.09	1.05 \pm 0.11	0.12	0.14
	DS time (s)	0.20 \pm 0.07	0.18 \pm 0.09	0.03	0.04

Σύγκριση των μέσων τιμών και τυπικών αποκλίσεων των εκτιμώμενων χρονικών παραμέτρων βάδισης από το HMM σε σχέση με τις τιμές αληθείας του ground truth. Παράθεση του αντίστοιχου μέσου απόλυτου σφάλματος (MAE) και της μέσης απόλυτης διακύμανσης (MAD) του σφάλματος.

Η στατιστική ανάλυση των πειραματικών αποτελεσμάτων περιλαμβάνει την σύγκριση των μέσων τιμών και των τυπικών αποκλίσεων των εκτιμώμενων και αληθινών τιμών των παραμέτρων, αλλά και τα μέσα απόλυτα σφάλματα Mean Absolute Error (MAE) και τη μέση τυπική διακύμανση Mean Absolute Deviation (MAD) των σφαλμάτων, για τα δεδομένα από τέσσερις ασθενείς του συνόλου επαλήθευσης. Οι τέσσερις αυτοί ασθενείς επιλέχθηκαν τυχαία και παρουσίαζαν διαφορετικές παθολογικές καταστάσεις που σχετίζονται με τη βάδιση τους, χωρίς να είναι γνωστό εάν ανάλογες παθολογικές καταστάσεις εμφανίστηκαν στα δεδομένα εκπαίδευσης των HMM.

10.3.3 Πειραματικά αποτελέσματα και συζήτηση

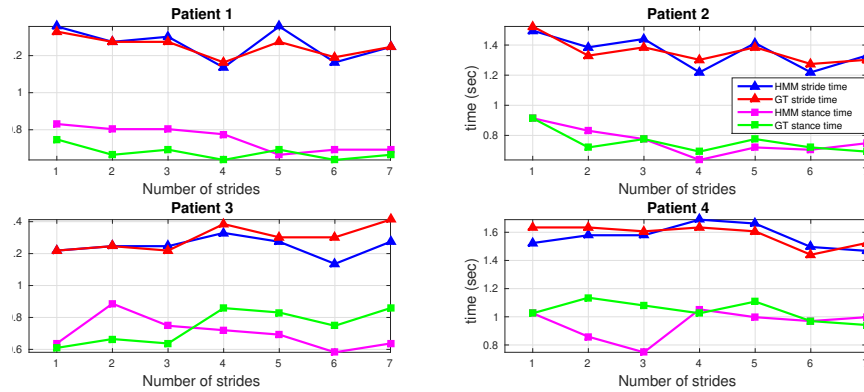
Συνολικά αποτελέσματα ανά ασθενή παρουσιάζονται στον πίνακα 10.5. Ο πίνακας αυτός παρουσιάζει τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των χρονικών παραμέτρων που εκτιμήθηκαν με την μέθοδο παράλληλων HMM και των αληθινών τιμών τους που υπολογίστηκαν από τα δεδομένα των οπτικών δεικτών καταγραφής κίνησης. Επιπλέον καταγράφεται το MAE και MAD των σφαλμάτων ανά ασθενή. Από τα αποτελέσματα του πίνακα 10.5 φαίνεται η αποδοτικότητα της μεθόδου παράλληλων HMM στην αναγνώριση τόσο των κύκλων βάδισης όσο και της σημαντικής χρονικής παραμέτρου διπλής στήριξης. Για όλους τους ασθενείς οι τιμές των μέτρων MAE και MAD για την παράμετρο χρόνος βάδισης είναι μικρότερες των 60 msec. Μόνο στην παράμετρο χρόνος στάσης εμφανίζει ελαφρώς μεγαλύτερα σφάλματα, παρουσιάζοντας καλύτερα αποτελέσματα για τους ασθενείς 1 & 2 (τιμές μικρότερες από 60 msec MAE & MAD). Για τον ασθενή 3 η τιμή του MAE είναι 130 msec αλλά μικρή μεταβλητότητα σφάλματος με τιμή MAD στα 60 msec, ενώ για τον ασθενή 4 εμφανίζονται μεγαλύτερα σφάλματα με τιμή MAE 120 msec και MAD 140 msec.

τη συνέχεια παρατίθενται γραφικά αποτελέσματα για την εξέλιξη των χρονικών παραμέτρων για επτά κύκλους βάρδισης ανά ασθενή. Στο Σχ. 10.6 παρουσιάζεται η εξέλιξη των παραμέτρων χρόνος βάρδισης και χρόνος στάσεις από τις εκτιμήσεις της μεθόδου με τα παράλληλα HMM καθώς και οι αληθινές τιμές τους για κάθε ασθενή. Στα γραφήματα αυτά, ο y άξονας είναι ο χρόνος σε sec και ο άξονας x αναφέρεται στον τρέχοντα κύκλο βάρδισης. Είναι εμφανές ότι η χρονική κατάτμηση των κύκλων βάρδισης και των εσωτερικών φάσεων είναι πολύ ακριβής και μικρές αποκλίσεις από τις αληθινές τιμές για όλους τους ασθενείς, κάτι που διαπιστώθηκε και από τα αναλυτικά δεδομένα του πίνακα 10.5. Ο χρόνος στάσης εκτιμάται αρκετά καλά, αφού ακόμα και για τους ασθενείς 3 & 4 οι οποίοι παρουσίασαν τα υψηλότερα σφάλματα, μεγαλύτερα των 60 msec σύμφωνα με τον πίνακα 10.5, στην πλειοψηφία των κύκλων βάρδισης οι εκτιμήσεις ακολουθούν ίδιο μοτίβο εξέλιξης με τις πραγματικές τιμές με μικρές αποκλίσεις. Επομένως, η μέθοδος HMM έχει τη δυνατότητα να αναγνωρίζει τη διασπορά των διάφορων δεδομένων βάρδισης και να ανακτά πληροφορίες σχετικά με την μεταβλητότητα της βάρδισης, το οποίο είναι σημαντικό χαρακτηριστικό για την ανάλυση βάρδισης.

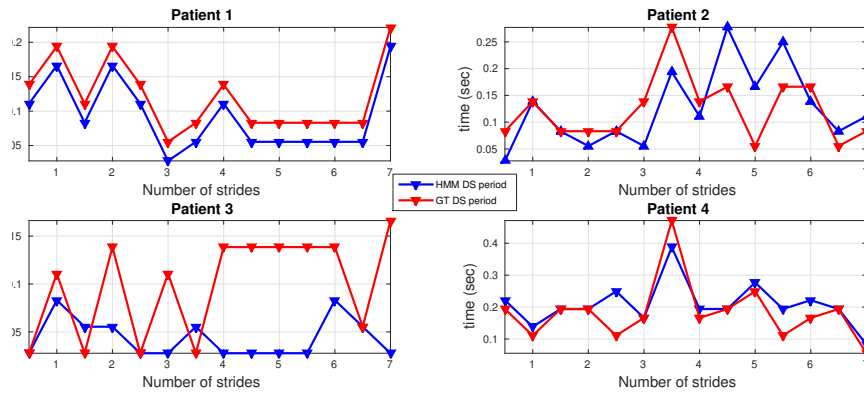
Από την άλλη πλευρά, το Σχ. 10.7 παρουσιάζει την εξέλιξη των περιόδων διπλής στήριξης DS που εκτιμήθηκαν από την μέθοδο παράλληλων HMM και τις αντίστοιχες αληθινές τιμές GT. Επίσης σε αυτά τα γραφήματα ο άξονας y αναφέρεται στον χρόνο που διαρκούν οι περίοδοι διπλής στήριξης, ενώ ο άξονας x αναφέρεται στον τρέχοντα κύκλο βάρδισης. Δύο περίοδοι διπλής στήριξης εντοπίζονται σε ένα κύκλο βάρδισης. Για λόγους παρουσίασης των αποτελεσμάτων, λαμβάνεται ως αρχική περίοδος διπλής στήριξης στα μέσα του πρώτου κύκλου βάρδισης.

Παρατηρώντας τα γραφήματα για τους ασθενείς 1 και 4 η μέθοδος με τα HMM επιτυγχάνει πολύ καλή αναγνώριση των περιόδων διπλής στήριξης, ακολουθώντας το μοτίβο και την μεταβλητότητα των πραγματικών περιόδων διπλής στήριξης. Αναφορικά με τον ασθενή 2, η μέθοδος με τα HMM φαίνεται να ακολουθεί αρκετά καλά το μοτίβο εξέλιξης των αληθινών τιμών των περιόδων διπλής στήριξης, εμφανίζοντας ωστόσο υψηλότερη μεταβλητότητα από τις GT τιμές. Μόνο για τον ασθενή 3, η μέθοδος με τα HMM εκτιμά με μικρότερες τιμές την διάρκεια των περιόδων διπλής στήριξης, όπως διαπιστώνεται και από τις αναλυτικές τιμές του πίνακα 10.5. Πιθανή αιτία για το αποτέλεσμα αυτό είναι ότι ο ασθενής 3 παρουσίαζε τύπο παθολογικής βάρδισης που ήταν άγνωστη για το σύστημα. Παρατηρώντας το Σχ. 10.7 φαίνεται ότι οι αληθινές τιμές για τις περιόδους διπλής στήριξης παρουσιάζουν μεγαλύτερη μεταβλητότητα από ότι για τους υπόλοιπους ασθενείς. Επομένως, η μέθοδος με τα HMM δεν μπόρεσε να εκτιμήσει επακριβώς τις διάρκειες των περιόδων διπλής στήριξης και να ακολουθήσει το μοτίβο εξέλιξης των τιμών τους για τον ασθενή 3.

Η γενικότερη παρατήρηση είναι ότι η μεθοδολογία συνδυασμού των δύο HMM για την αναγνώριση των κύκλων βάρδισης του δεξιού και αριστερού ποδιού και των εσωτερικών φάσεων, μαζί με τον υπολογισμό των περιόδων διπλής στήριξης, φαίνεται να αποδίδει καλά σε αυτήν την πρώιμη ανάλυση. Λαμβάνοντας υπόψιν την ποικιλότητα των παθολογιών, η μεθοδολογία παράλληλων HMM αποδεικνύεται ότι θα μπορούσε να είναι ένα αποτελεσματικό μη παρεμβατικό εργαλείο ανάλυσης και αξιολόγησης βάρδισης χρησιμοποιώντας δεδομένα από μια μη φορητή συσκευή. Ωστόσο, εξακολουθεί να υπάρχει περιθώριο για αύξηση της ακρίβειας του συστήματος επεκτείνοντας τα δεδομένα εκπαίδευσης των HMM με ένα ευρύτερο φάσμα δεδομένων που σχετίζονται με διαφορετικές παθολογίες.



Σχήμα 10.6: Εξέλιξη των παραμέτρων χρόνος βάδισης (stride time) και χρόνος στάσης (stance time) ανά κύκλο βάδισης που εκτιμήθηκαν με την προτεινόμενη μέθοδο παράλληλων HMM (μπλε και μωβ γραμμές αντίστοιχα), συγκρινόμενες τις αντίστοιχες τιμές αληθείας GT (κόκκινες και πράσινες γραμμές αντίστοιχα) για κάθε έναν από τους τέσσερις ασθενείς της παρούσας μελέτης.



Σχήμα 10.7: Εξέλιξη της παραμέτρου χρόνος διπλής στήριξης double-support (DS) ανά κύκλο βάδισης που εκτιμήθηκε με την προτεινόμενη μέθοδο παράλληλων HMM (μπλε γραμμή), συγκρινόμενες τις αντίστοιχες τιμές αληθείας GT (κόκκινη γραμμή) για κάθε έναν από τους τέσσερις ασθενείς της παρούσας μελέτης.

Πίνακας 10.6: Δημογραφικά Στοιχεία

Υποκείμενο	1	2	3	4	5	6	7	8
Ηλικία	88	83	83	81	87	71	77	84
Φύλλο	Θ	Θ	Θ	Θ	Θ	Θ	Θ	A
POMA	10	14	16	18	19	20	22	23
Πτώσεις	ναι	ναι	ναι	ναι	ναι	ναι	όχι	ναι

Δημογραφικά στοιχεία των ατόμων που συμμετείχαν στα πειράματα.

10.4 Πείραμα 4: Μελέτη επίδρασης διαφορετικών σχεδιασμών ελέγχου στη βάδιση

10.4.1 Συλλογή πειραματικών δεδομένων

Τα πειραματικά δεδομένα αυτής της μελέτης προέρχονται από τη βάση δεδομένων MOBOT 3 για το πειραματικό σενάριο που περιγράφεται στην παράγραφο §8.2.2. Στην παρούσα πειραματική ανάλυση, παρέχουμε αποτελέσματα για 8 ηλικιωμένους, 7 γυναίκες και 1 άνδρα, με μέση ηλικία 81.5 ± 5.5 .

Τα άτομα παρουσίαζαν διαταραχές κινητικότητας, σύμφωνα με την κλινική αξιολόγηση των ιατρικών εμπειρογνομόνων, με μέσο όρο POMA 17.75 ± 4.30 και υψηλό κίνδυνο πτώσης, με ποσοστό 87.5% των ατόμων να έχουν πέσει μία ή δύο φορές κατά το τελευταία έτος. Ο πίνακας 10.6 παρέχει αναλυτικές δημογραφικές πληροφορίες σχετικά με τους συμμετέχοντες. Τα άτομα έχουν ταξινομηθεί σύμφωνα με την POMA βαθμολογία τους.

10.4.2 Στρατηγική Επαλήθευσης

Στο παρόν κεφάλαιο εξετάζουμε τις μεταβολές της βάδισης των ασθενών του Πίνακα 10.6 σε σχέση με την επιλογή του αντίστοιχου ελεγκτή. Για την αξιολόγηση της βάδισης του εκάστοτε ασθενούς χρησιμοποιούνται συγκεκριμένες παράμετροι βάδισης, από τα δεδομένα που συλλέχθηκαν από τα ανωτέρω περιγραφόμενα πειραματικά σενάρια. Για την αξιολόγηση της βάδισης χρησιμοποιούνται παράμετροι βάδισης (βλ. §4.1), οι οποίοι εξάγονται από το συνδυασμό της μεθοδολογίας παρακολούθησης ποδιών PDA-PF (βλ. σελ. 3.4) και την ανάλυση βάδισης μέσω HMM (βλ. σελ. 4.1). Για τη μέθοδο PDA-PF χρησιμοποιήθηκαν 500 particles ανά PF για την παρακολούθηση των ποδιών των ασθενών. Για την εκπαίδευση δε του HMM αξιοποιήθηκαν δεδομένα παρακολούθησης ποδιών από 12 ασθενείς που είχαν εκτελέσει κάποια απλά σενάρια βάδισης σε αρχικά πειράματα συλλογής δεδομένων.

Σκοπός μας είναι να δείξουμε ότι οι γενικές στρατηγικές ελέγχου δεν ενισχύουν πάντα τις επιδόσεις ασθενών με διαφορετικές βαθμολογίες POMA και αξιολογούμε την επίδραση αυτών των διαφορετικών συστημάτων ελέγχου μέσω των παραμέτρων βάδισης. Για το λόγο αυτό, αναλύσαμε στατιστικά τις παραμέτρους βάδισης που προέκυψαν από τα Σενάρια 1 και 2. Αρχικά, πραγματοποιήσαμε μια ανάλυση διακύμανσης (ANOVA) [186] και αναζητήσαμε τη στατιστική σημαντικότητα για τις μέσες τιμές των παραμέτρων βάδισης μεταξύ των δύο σεναρίων για κάθε έναν ασθενή. Συνεχίζοντας αυτή την ανάλυση, παρέχουμε γραφικά αποτελέσματα για τη σύγκριση της εξέλιξης των παραμέτρων βάδισης μεταξύ των σεναρίων, προκειμένου να επιθεωρηθεί η συμπεριφορά των ατόμων με διαφορετική κατάσταση διαταραχής κινητικότητας σε

σχέση με τον κάθε ελεγκτή της ρομποτικής πλατφόρμας. Τέλος, παρουσιάζουμε γραφήματα που απεικονίζουν την ποσοστιαία μεταβολή των παραμέτρων βάδισης από το Σενάριο 1 στο Σενάριο 2, για να αξιολογήσουμε τη βελτίωση ή μη της κινητικής απόδοσης των ασθενών ανάλογα με τις βαθμολογίες POMA τους.

10.4.3 Πειραματικά αποτελέσματα

Ο Πίνακας 10.7 παρουσιάζει τις μέσες τιμές και τις τυπικές αποκλίσεις των παραμέτρων βάδισης για τα Σενάρια 1 και 2 μαζί με την τιμή στατιστικής σημαντικότητας p που προέκυψε από την ανάλυση ANOVA. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα του Πίνακα 10.7, μπορούμε γενικά να πούμε ότι κατά τη διάρκεια του Σεναρίου 2 οι ασθενείς περπατούσαν σημαντικά ταχύτερα στις περισσότερες περιπτώσεις, με αυξημένο ρυθμό, μειωμένο χρόνο βημάτων και με μεγαλύτερα μήκη βημάτων. Στη συνέχεια, αντιπαραβάλλουμε τα αποτελέσματα ενός ατόμου που παρουσίαζε υψηλή αδυναμία κινητικότητας, έχοντας βαθμολογία POMA 14 (ασθενής #2), με τα αποτελέσματα ενός ατόμου με μέτρια προβλήματα κινητικότητας που έχει βαθμολογία POMA 22 (ασθενής #7). Το άτομο #2 βελτίωσε σημαντικά την απόδοση της βάδισής του, καθώς αύξησε το μήκος του βήματος με μια σημαντική μείωση του χρόνου διασκελισμού, που οδήγησε σε καλύτερη ταχύτητα βάδισης. Επίσης, το άτομο #2 δαπάνησε σημαντικά λιγότερο χρόνο στη φάση στάσης, και επομένως αφιέρωσε περισσότερο χρόνο στη φάση αιώρησης. Από την άλλη πλευρά, το άτομο #7 δεν παρουσίασε σημαντική διαφορά στο μήκος του βήματός του και στην ταχύτητα του βάδισης για το Σενάριο 1 και 2. Πρέπει να σημειωθεί ότι αν και ο χρόνος διασκελισμού δεν διαφέρει σημαντικά μεταξύ των δύο σεναρίων, ο χρόνος στάσης μειώθηκε σημαντικά, πράγμα που σημαίνει ότι ο χρόνος αιώρησης αυξήθηκε για το άτομο #7. Ωστόσο, είναι προφανές ότι η στρατηγική ελέγχου του Σεναρίου 2 δεν βελτίωσε σημαντικά τις επιδόσεις βάδισης των ασθενών με υψηλότερες βαθμολογίες POMA. Για την καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων θα αναλύσουμε μερικά ποιοτικά παραδείγματα.

Στο Σχ. 10.8 παρουσιάζεται η χρονική εξέλιξη της παραμέτρου Χρόνος Διασκελισμού για τα ανωτέρω άτομα #2 και #7, για τα αντίστοιχα Σενάρια 1 & 2. Έχουμε απομονώσει τις χρονικές ακολουθίες που περιέχουν το πρώτο πέρασμα της πειραματικής διαδρομής του Σχ. 8.4. Λαμβάνοντας υπόψη το διαφορετικό ρυθμό βάδισης κάθε ασθενούς, μπορούμε αμέσως να δούμε από το Σχ. 10.8 ότι ο ασθενής #2 με τη χαμηλή βαθμολογία POMA (ο οποίος έχει και τον αντίστοιχο χαμηλό ρυθμό βάδισης σύμφωνα με τον Πίνακα 10.7), χρειάζεται περισσότερο χρόνο για να ολοκληρώσει το πρώτο πέρασμα από ότι το άτομο #7 (με την υψηλότερη βαθμολογία POMA και τον ταχύτερο ρυθμό βάδισης, Πίνακας 10.7).

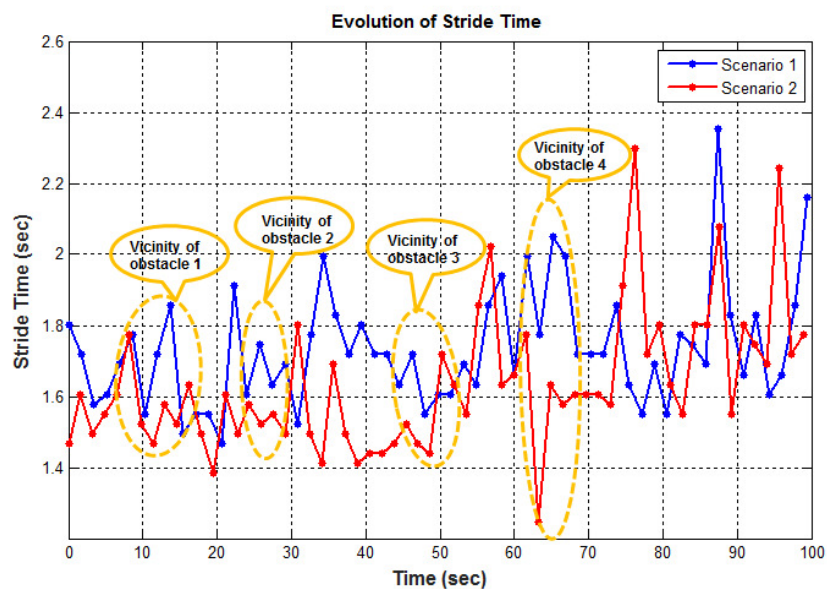
Εξετάζοντας το Σχ. 10.8α', μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι ο Χρόνος Διασκελισμού είναι σημαντικά χαμηλότερος στο Σενάριο 1 από ότι στο Σενάριο 2 για τον ασθενή #2, όπως φαίνεται επίσης και στον Πίνακα 10.7. Μάλιστα, σε κοντινή απόσταση από τα εμπόδια της διαδρομής κατά τη διάρκεια του Σεναρίου 2, μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι ο ελεγκτής επηρεάζει τη συμπεριφορά βάδισης, καθώς ο ασθενής #2 εκτελεί βήματα με μικρότερη διάρκεια. Αντίστοιχα, είναι φανερό από το Σχ. 10.9α' ότι η ταχύτητα βάδισης του ασθενούς αυτού, με την χαμηλή βαθμολογία POMA, είναι σημαντικά υψηλότερη κατά τη διάρκεια του Σεναρίου 2 από ότι στο Σενάριο 1, επιτυγχάνοντας χαμηλότερες ταχύτητες πλησιάζοντας τα εμπόδια και επιταχύνοντας μετά τη διέλευση από αυτά.

Από την άλλη πλευρά, επιθεωρώντας την χρονική εξέλιξη του Χρόνου Διασκελισμού του ασθενούς #7 με την υψηλή βαθμολογία POMA στο Σχ. 10.8β', μπορούμε

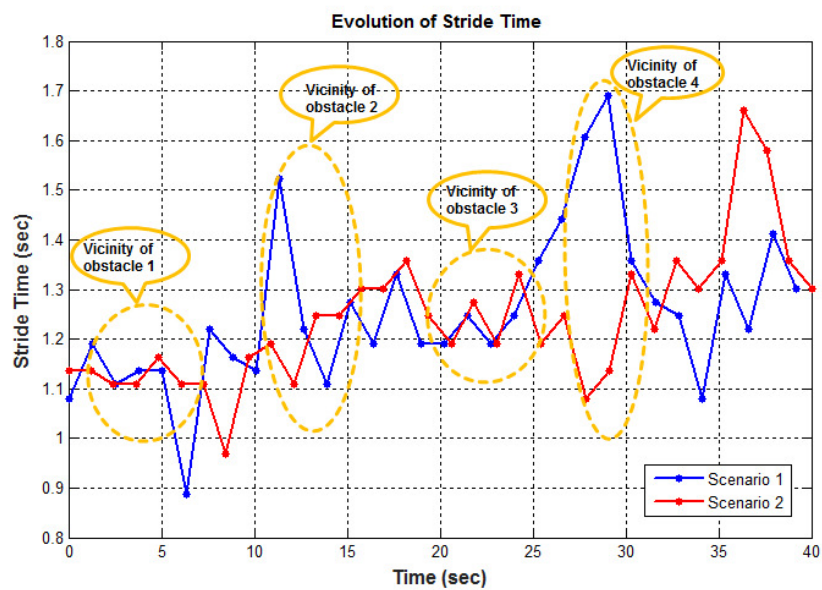
Πίνακας 10.7: Εξαγόμενοι Παράμετροι Βάδισης

Υποκείμενο	Παράμετρος	Μονάδα	Σενάριο 1	Σενάριο 2	p-value*
1	μήκος διασκελισμού	m	0.32 ± 0.06	0.36 ± 0.05	< 0.0001
	χρόνος διασκελισμού	s	1.61 ± 0.21	1.48 ± 0.30	< 0.0001
	χρόνος στάσης	s	1.27 ± 0.22	1.10 ± 0.20	< 0.0001
	ταχύτητα βάδισης	m/s	0.20 ± 0.03	0.21 ± 0.04	0.0086
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	75.73	81.58	
2	μήκος διασκελισμού	m	0.32 ± 0.04	0.34 ± 0.04	0.0497
	χρόνος διασκελισμού	s	1.75 ± 0.16	1.63 ± 0.19	< 0.0001
	χρόνος στάσης	s	1.39 ± 0.16	1.29 ± 0.18	< 0.0001
	ταχύτητα βάδισης	m/s	0.18 ± 0.03	0.20 ± 0.02	< 0.0001
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	69.70	74.28	
3	μήκος διασκελισμού	m	0.41 ± 0.05	0.44 ± 0.04	0.0015
	χρόνος διασκελισμού	s	1.85 ± 0.29	1.73 ± 0.22	0.0123
	χρόνος στάσης	s	1.59 ± 0.25	1.49 ± 0.21	0.0131
	ταχύτητα βάδισης	m/s	0.23 ± 0.04	0.26 ± 0.04	< 0.0001
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	65.87	69.93	
4	μήκος διασκελισμού	m	0.25 ± 0.03	0.26 ± 0.02	0.0178
	χρόνος διασκελισμού	s	1.59 ± 0.16	1.52 ± 0.13	0.0146
	χρόνος στάσης	s	1.11 ± 0.20	1.03 ± 0.12	0.0138
	ταχύτητα βάδισης	m/s	0.16 ± 0.03	0.17 ± 0.02	0.5866
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	76.82	80.17	
5	μήκος διασκελισμού	m	0.33 ± 0.05	0.34 ± 0.05	0.0471
	χρόνος διασκελισμού	s	1.53 ± 0.26	1.31 ± 0.12	< 0.0001
	χρόνος στάσης	s	1.24 ± 0.25	1.03 ± 0.18	< 0.0001
	ταχύτητα βάδισης	m/s	0.22 ± 0.04	0.25 ± 0.04	0.0018
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	79.63	92.27	
6	μήκος διασκελισμού	μ	0.48 ± 0.08	0.48 ± 0.08	0.6331
	χρόνος διασκελισμού	ς	1.46 ± 0.09	1.41 ± 0.16	0.056
	χρόνος στάσης	ς	1.16 ± 0.09	1.10 ± 0.15	0.0383
	ταχύτητα βάδισης	μ/ς	0.33 ± 0.06	0.34 ± 0.07	0.4119
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	83.76	86.64	
7	μήκος διασκελισμού	m	0.49 ± 0.09	0.49 ± 0.10	0.8093
	χρόνος διασκελισμού	s	1.29 ± 0.17	1.25 ± 0.14	0.1411
	χρόνος στάσης	s	1.05 ± 0.16	0.96 ± 0.14	0.0128
	ταχύτητα βάδισης	m/s	0.39 ± 0.08	0.40 ± 0.08	0.3554
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	94.52	99	
8	μήκος διασκελισμού	m	0.61 ± 0.11	0.56 ± 0.12	0.0742
	χρόνος διασκελισμού	s	1.29 ± 0.16	1.25 ± 0.14	0.1369
	χρόνος στάσης	s	1.05 ± 0.16	1.01 ± 0.14	0.1406
	ταχύτητα βάδισης	m/s	0.48 ± 0.12	0.46 ± 0.13	0.5373
	ρυθμός βάδισης	βήματα/λεπτό	95.05	98.46	

Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των παραμέτρων βάδισης για τα δύο πειραματικά σενάρια βάδισης επιπλέον με τα p-values (* $p < 0.05$)

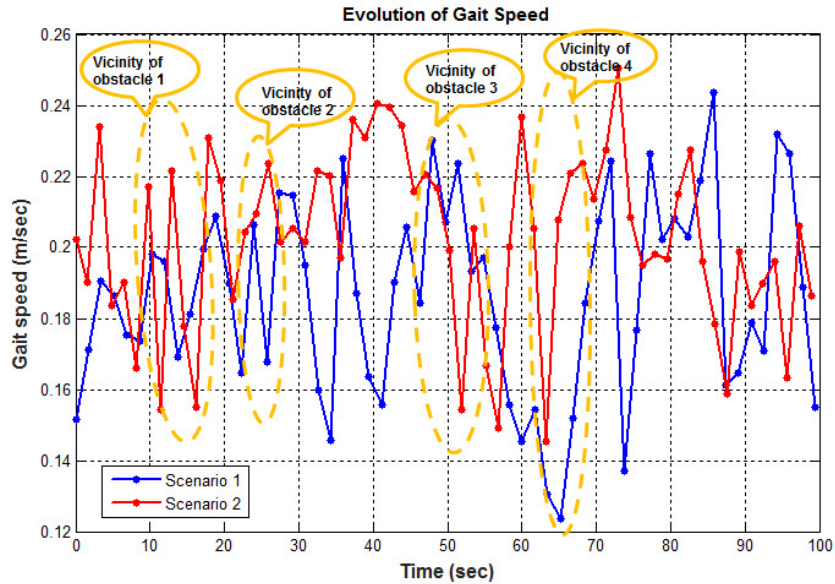


(α) Χρονική Εξέλιξη του Χρόνου Διασκελισμού για το άτομο #2.

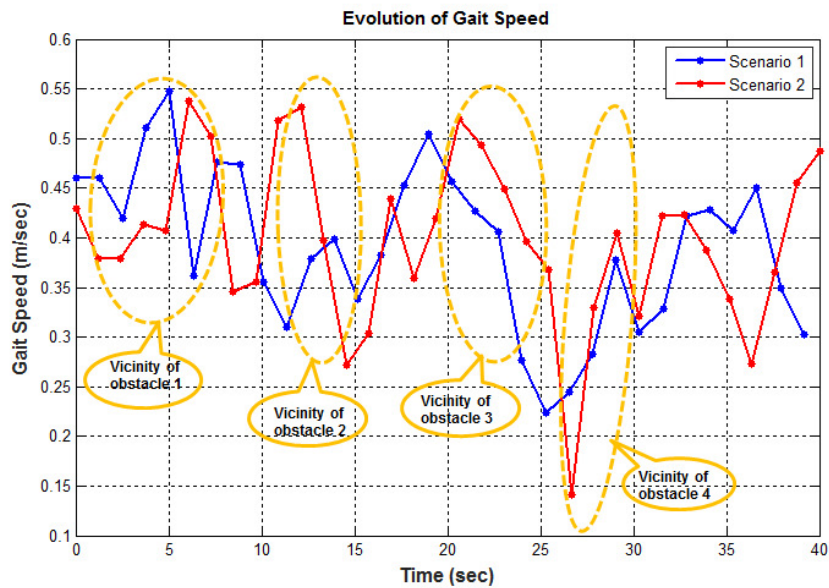


(β) Χρονική Εξέλιξη του Χρόνου Διασκελισμού για το άτομο #7.

Σχήμα 10.8: Χρονική Εξέλιξη της παραμέτρου Χρόνος Διασκελισμού α) για το άτομο #2 με χαμηλό ΡΟΜΑ, και β) για το άτομο #7 με τη μέση βαθμολογία ΡΟΜΑ.



(α) Χρονική Εξέλιξη της Ταχύτητας Βάδισης για το άτομο #2.



(β) Χρονική Εξέλιξη της Ταχύτητας Βάδισης για το άτομο #7.

Σχήμα 10.9: Χρονική Εξέλιξη της παραμέτρου Ταχύτητα Βάδισης: α) για το άτομο #2 με χαμηλό ΡΟΜΑ, β) για το άτομο #7 με τη μέση βαθμολογία ΡΟΜΑ.

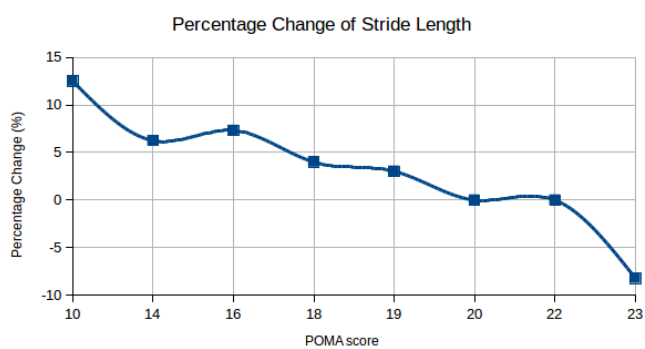
να παρατηρήσουμε ότι κατά το Σενάριο 2, ο ελεγκτής καθυστερεί τον ασθενή στην περιοχή κοντά στα εμπόδια της διαδρομής, με αποτέλεσμα το άτομο #7 να χρειάζεται περισσότερο χρόνο για να προσεγγίσει και να προσπελάσει τα εμπόδια από ότι στο Σενάριο 1.

Αντίστοιχα στο Σχ. 10.9 παρουσιάζεται η χρονική εξέλιξη της Ταχύτητας Βάδισης για τα άτομα #2 και #7. Από το Σχ. 10.9β', όπου παρουσιάζεται η χρονική εξέλιξη της Ταχύτητας Βάδισης του ασθενούς για #7, μπορούμε πιο εύκολα να παρατηρήσουμε την καθυστέρηση στην προσέγγιση των εμποδίων, παρόλο που η εξέλιξη της ταχύτητας στο Σενάριο 2 φαίνεται να ακολουθεί το ίδιο πρότυπο όπως στο Σενάριο 1, γεγονός που δεν οδηγεί σε σημαντικές διαφορές μεταξύ των δύο σεναρίων, όπως αναφέρεται και στον πίνακα 10.7. Η εξέταση των ανωτέρω αποτελεσμάτων οδηγεί σε ορισμένα σημαντικά συμπεράσματα. Πρώτον, υπάρχουν ισχυρές ενδείξεις ότι ο σχεδιασμός του ελεγκτή επηρεάζει την κινητική επίδοση των ασθενών, όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 10.7 και στα Σχ. 10.8 και 10.9 γεγονός που δικαιολογεί τον ισχυρισμό μας ότι η ρομποτική πλατφόρμα κινητικής υποβοήθησης πρέπει να είναι προσαρμοσμένη στον χρήστη. Δεύτερον, φαίνεται να υπάρχει μια σημαντική συσχέτιση μεταξύ της βαθμολογίας POMA και των παραμέτρων βάδισης που υπολογίζονται με τη μεθοδολογία μας. Αυτή η παρατήρηση θα πρέπει να εξεταστεί περαιτέρω, αφού θα μπορούσε να οδηγήσει σε ένα αυτοματοποιημένο σύστημα χαρακτηρισμού της κατάστασης κινητικότητας του χρήστη, που θα μπορούσε να ενσωματωθεί σε μια αρχιτεκτονική ρομποτικού ελέγχου με επίγνωση του περιβάλλοντος.

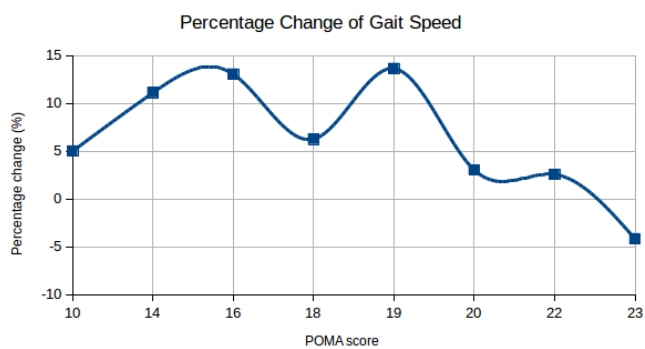
Παρουσιάζουμε επίσης την ποσοστιαία μεταβολή από το Σενάριο 1 στο Σενάριο 2 των παραμέτρων Μήκος Διασκελισμού και Ταχύτητα Βάδισης σε σχέση με τη βαθμολογία POMA των συμμετεχόντων στο Σχ. 10.10. Η ποσοστιαία μεταβολή του Μήκους Διασκελισμού, που φαίνεται στο Σχ. 10.10α', είναι πτωτική σε σχέση με την αύξηση της βαθμολογίας POMA. Αυτό σημαίνει ότι η χρήση ενός διαφορετικού σχεδιασμού ελέγχου στο Σενάριο 2 φαίνεται να έχει επηρεάσει θετικά την βάδιση των ασθενών με χαμηλές βαθμολογίες POMA (θετική ποσοστιαία μεταβολή για βαθμολογίες POMA 10-19), δεν φαίνεται να είχε επίδραση σε άτομα με βαθμολογίες POMA 20-22, αλλά είναι αξιοσημείωτο ότι επιδεινώνει την κινητική κατάσταση του ατόμου με βαθμολογία POMA 23 (αρνητική ποσοστιαία μεταβολή).

Στο Σχ. 10.10β', εξετάζουμε την ποσοστιαία μεταβολή της Ταχύτητας Βάδισης. Αυτή η γραφική παράσταση έχει επίσης φθίνουσα τάση, ειδικά για ασθενείς με μέτρια κινητική δυσλειτουργία. Παρατηρούμε ποικίλες ωστόσο θετικές αλλαγές στην ταχύτητα βάδισης των ατόμων με POMA 10-19, πολύ μικρή θετική επίδραση στην ταχύτητα βάδισης των ατόμων με POMA 20-22 και αρνητική ποσοστιαία μεταβολή για τον ασθενή με την υψηλότερη βαθμολογία POMA, τα οποία είναι ένα σημαντικά αποτελέσματα από τη στιγμή που η Ταχύτητα Βάδισης συνδέεται με τον κίνδυνο πτώσεων, [187]. Ως εκ τούτου, μια γενική παρατήρηση είναι ότι ο ελεγκτής του Σεναρίου 2 φαίνεται να βελτιώνει τις επιδόσεις βάδισης των ασθενών με χαμηλότερο POMA, ενώ δεν επηρεάζει σημαντικά αλλά ούτε και επιδεινώνει την κατάσταση βάδισης των ατόμων με υψηλότερες βαθμολογίες POMA. Από αυτά τα στοιχεία μπορεί να συναχθεί με ασφάλεια ότι η εφαρμογή ενός γενικού σχεδιασμού ελέγχου δεν ωφελεί με τον ίδιο τρόπο όλους τους ασθενείς. Αυτό δείχνει την ανάγκη μιας στρατηγικής ελέγχου προσαρμοσμένης στον χρήστη, η οποία θα λαμβάνει απευθείας ανατροφοδότηση από ένα σύστημα εκτίμησης της κατάστασης βάδισης του ασθενούς.

□



(α) Ποσοστιαία Μεταβολή του Μήκους διασκελισμού σε σχέση με τον δείκτη POMA.



(β) Ποσοστιαία Μεταβολή της Ταχύτητας Βάδισης σε σχέση με τον δείκτη POMA.

Σχήμα 10.10: Ποσοστιαίες Μεταβολές του Μήκους διασκελισμού και της Ταχύτητας Βάδισης από το Σενάριο 1 και το Σενάριο 2 για όλα τα υποκείμενα σε σχέση με τον δείκτη POMA.

Κεφάλαιο 11

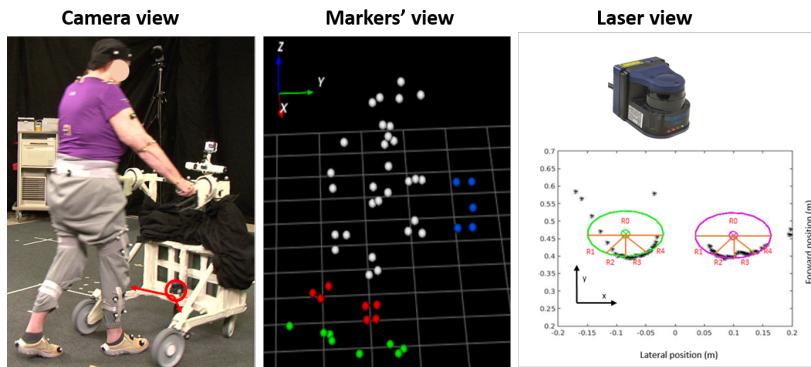
Πειραματικά Αποτελέσματα Επαυξημένης Εκτίμησης Κατάστασης Ανθρώπινης Βάδισης

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται πειραματικά αποτελέσματα σχετικά με την ευστάθεια και την αποτελεσματικότητα της μεθοδολογίας IMM-PDA-PF για την επαυξημένη εκτίμηση κατάστασης ανθρώπινης βάδισης που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 5. Με την ακόλουθη ανάλυση στοχεύουμε να καταδείξουμε την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου IMM-PDA-PF στο να μπορεί να εκτιμά με ακρίβεια την κίνηση των ανθρώπινων ποδιών, χωρίς να επηρεάζεται από τον περιβάλλοντα θόρυβο ή από αποκρύψεις δεδομένων, ενώ παράλληλα εκτιμά σε πραγματικό χρόνο τις φάσεις της βάδισης. Πέραν από τη στόχευση για εξαγωγή παραμέτρων βάδισης σε πραγματικό χρόνο, η εκτιμώμενη φάση βάδισης ορίζει και ένα διαφορετικό κινηματικό μοντέλο για την παρακολούθηση των ποδιών, κάνοντας πιο εύρωστη τη μέθοδο παρακολούθησης. Στα επόμενα επαληθεύουμε το προτεινόμενο σύστημα, ενώ αποδεικνύεται η αποτελεσματικότητα της μεθόδου ακόμα και με χρήση μικρού αριθμού particles, καθιστώντας την ένα ισχυρό εργαλείο παρακολούθησης βάδισης σε πραγματικό χρόνο που δύναται να ενσωματωθεί σε ένα γενικότερο πλαίσιο ελέγχου με επίκεντρο τον άνθρωπο.

11.1 Πειραματική διάταξη και περιγραφή δεδομένων

Τα δεδομένα της πειραματικής επαλήθευσης της προτεινόμενης μεθοδολογίας προέρχονται από τη βάση δεδομένων MOBOT 1 (βλ. §8.1.1). Για την εξαγωγή δεδομένων αληθείας Ground Truth (GT), ένα σύνολο οπτικών δεικτών από το σύστημα καταγραφής κίνησης VICON τοποθετήθηκε σε ορισμένες περιοχές του σώματος των συμμετεχόντων. Για τη μελέτη της μεθόδου IMM-PDA-PF χρησιμοποιούμε δεδομένα από μια ομάδα 23 υποκειμένων (15 ασθενείς από το σενάριο 1 και 8 ασθενείς από το σενάριο 2 της MOBOT 1).

Προς χάριν ευκολίας του αναγνώστη, συμπεριλαμβάνουμε ένα στιγμιότυπο της



Σχήμα 11.1: Αριστερά: Στιγμιότυπο πειραματικής διαδικασίας όπου η ασθενής, φορώντας τα κανονικά του ρούχα, φέρει ένα σει από οπτικούς δείκτες, ενώ βαδίζει με την υποστήριξη ενός παθητικού περιπατητή. Μέσον: μια αναπαράσταση των οπτικών δεικτων στο σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Δεξιά: Στιγμιότυπο ανίχνευσης ποδιών από τον αισθητήρα laser.

σκηνής πειραματισμού, με έναν ακόμα ασθενή που βαδίζει με την υποστήριξη του περιπατητή ενώ φοράει ένα σύνολο οπτικών δεικτών φαίνεται στα αριστερά του Σχ. 11.1. Στα δεξιά του ίδιου σχήματος, παρουσιάζεται μια αναπαράσταση των οπτικών δεικτών από το σύστημα οπτικοποίησης ΜΟΚΚΑ. Για την επαλήθευση του προτεινόμενου αλγορίθμου χρειάζονται δύο τύποι δεδομένων αληθείας: α) τα δεδομένα GT της κίνησης της κνήμης για την επαλήθευση της ακρίβειας παρακολούθησης και β) τα δεδομένα GT των φάσεων βάδισης για την αξιολόγηση της αντίστοιχης κατηγοριοποίησης των φάσεων βάδισης από τη μέθοδο IMM-PDA-PF. Η διαφοροποίηση είναι ότι σε αυτή τη μελέτη εκτός από τους οπτικούς δείκτες των κνημών (κοκκίνο) και του περιπατητήρα (μπλε) χρησιμοποιούνται και οι δείκτες της πτέρνας και των άκρων δακτύλων (που σημειώνονται με πράσινο χρώμα). Όπως προαναφέραμε οι πληροφορίες των δεικτών αυτών χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή των GT δεδομένων της κίνησης των ποδιών αλλά και για την εξαγωγή των δεδομένων αληθείας των φάσεων βάδισης, με βάση τον αλγόριθμο αυτόματης ανίχνευσης φάσης βάδισης που περιγράφεται λεπτομερώς στην ενότητα §4.3, [188].

Τα GT από τους 15 ασθενείς αξιοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης (αντιστοιχώντας σε δεδομένα διάρκειας περίπου 60.000 καρέ καταγραφής, δηλαδή το 75% επί του συνόλου των δεδομένων), για την εκπαίδευση των GMMs των κινηματικών μοντέλων, των συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας που περιγράφουν τις φάσεις βάδισης και τον υπολογισμό του Πίνακα Μεταβάσεων για το IMM της ανθρώπινης βάδισης, που φαίνεται στο Σχ. 5.1. Πιο συγκεκριμένα, για την μοντελοποίηση των φάσεων διπλής στήριξης (DS) χρησιμοποιήθηκαν GMMs δύο μιγμάτων και GMMs πέντε μιγμάτων για τις φάσεις στάσης/ αιώρησης (stance/ swing) για αριστερό και δεξί πόδι αντίστοιχα για τις καταστάσεις του IMM που απεικονίζονται στο Σχ. 5.1. Τα δεδομένα από τους υπόλοιπους 8 ασθενείς αποτελούν το σύνολο δεδομένων επαλήθευσης, το οποίο περιλαμβάνει περίπου 25.000 καρέ καταγραφής, δηλαδή το 25% των συνολικών δεδομένων, ή αλλιώς 12 λεπτά καταγραφής δεδομένων βάδισης. Είναι σημαντικό να σημειωθεί, ότι όλα τα άτομα είχαν ποικίλα προβλήματα κινητικότητας, δίνοντας ένα πλούσιο σύνολο δεδομένων από διαφορετικούς τύπους βάδισης, δηλαδή διαφορετικές ταχύτητες βάδισης και ποικίλες διάρκειες των διαφόρων φάσεων βάδισης από ασθενή σε ασθενή. Στην παρούσα μελέτη, το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης περιέχει

δεδομένα από τυχαία επιλεγμένους ασθενείς.

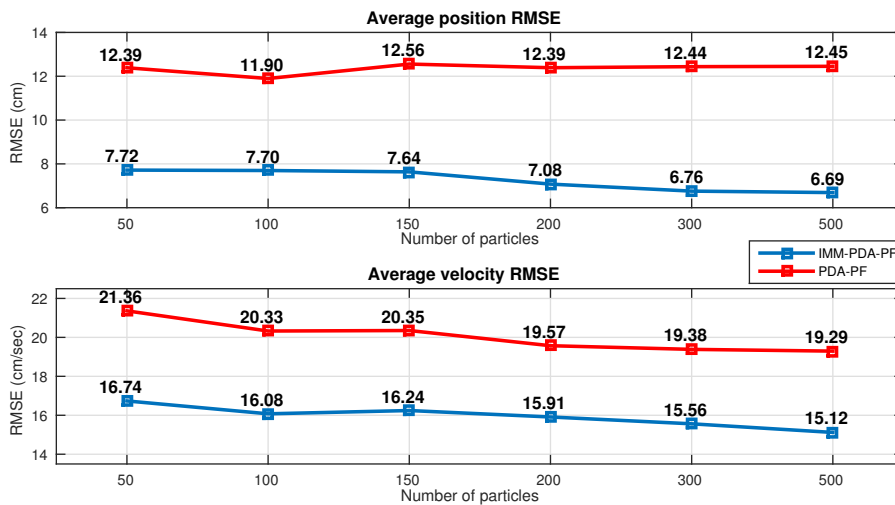
11.2 Στρατηγική Επαλήθευσης

Η στρατηγική που θα ακολουθηθεί για την επαλήθευση του προτεινόμενου αλγορίθμου IMM-PDA-PF περιλαμβάνει τον έλεγχο τριών παραγόντων: *i)* την συνολική ακρίβεια παρακολούθησης, η οποία εκτιμάται με τον υπολογισμό του μέσου τετραγωνικού σφάλματος RMSE της μέσης θέσης και ταχύτητας των ποδιών σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας από τους οπτικούς δείκτες, *ii)* την ευρωστία με την αξιολόγηση της συμπεριφοράς του αλγορίθμου σε περιπτώσεις απόκρυψης δεδομένων, περιβαλλοντικού θορύβου ή απώλειας εντοπισμού ποδιών, υπολογίζοντας το ποσοστό των καρέ για τα οποία ο αλγόριθμος παρακολουθεί επιτυχώς και τα δύο πόδια ως προς το σύνολο των καρέ καταγραφής, και *iii)* την κατηγοριοποίηση των φάσεων βάρδισης βάσει των δεδομένων αληθείας για τις φάσεις βάρδισης, εκτιμώντας για το σκοπό αυτό τρεις μετρικές: *a)* το ποσοστό επιτυχούς κατηγοριοποίησης κατηγοριοποίησης (Accuracy-ACC): το πηλίκο των ορθών προβλέψεων προς το συνολικό αριθμό των προβλέψεων, το οποίο είναι ένα μέτρο της καταλληλότητας του προτεινόμενου μοντέλου, *β)* την ανάκληση (recall-RE): ένα μέτρο του πόσες πραγματικές θετικές παρατηρήσεις είχαν προβλεφθεί σωστά, *γ)* την ακρίβεια (precision-PR): το μέτρο του πόσες θετικές προβλέψεις ήταν και πραγματικές θετικές παρατηρήσεις και *δ)* F1-score: το F1 είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος ακρίβειας και ανάκλησης,

$$RE = \frac{TP}{(TP + FN)}, \quad PR = \frac{TP}{(TP + FP)}, \quad F1 = \frac{2(RE \cdot PR)}{(RE + PR)} \quad (11.1)$$

όπου TP: True Positives ορθώς θετικές, FN: False Negatives εσφαλμένως αρνητικές και FP: False Positives εσφαλμένως θετικές προβλέψεις. Παρουσιάζουμε μια ανάλυση ευαισθησίας των παραπάνω μετρικών σε σχέση με τον αριθμό των particles που χρησιμοποιούνται στα PFs, για να αξιολογηθεί πώς επηρεάζεται η απόδοση του αλγορίθμου από τον αριθμό των δειγμάτων. Σε αυτή τη μελέτη, αξιολογούμε την απόδοση του αλγορίθμου για ένα εύρος particles από 50 έως 500 δείγματα. Για να αξιολογήσουμε την απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου σε σχέση με άλλες προσεγγίσεις της τρέχουσας βιβλιογραφίας, επιλέγουμε να συγκρίνουμε τη μέθοδο IMM-PDA-PF με την βασική μέθοδο PDA-PF, [78].

Επιλέχθηκε αυτή η μέθοδος, που επίσης έχουμε προτείνει, ύστερα από μια ευρεία βιβλιογραφική έρευνα, ως η πιο σχετική για λόγους συγκριτικής αξιολόγησης με την προτεινόμενη μέθοδο IMM-PDA-PF. Η βασική μέθοδος εκτελεί επίσης παρακολούθηση ποδιών με PFs για δεδομένα laser, αλλά χρησιμοποιεί ένα κινηματικό μοντέλο χωρίς εκτίμηση της φάσης βάρδισης, (βλ. §3.4). Αξιολογούμε συγκριτικά την απόδοση των δύο μεθόδων όσον αφορά στην ακρίβεια παρακολούθησης και στην ευρωστία τους για μεταβλητό αριθμό particles. Συνδυάζουμε επίσης τη βασική μέθοδο παρακολούθησης PDA-PF με την εκτίμηση της φάσης της ανθρώπινης βάρδισης, που περιγράφεται στην παράγραφο §5.2.2 (δηλαδή χωρίς χρήση της προτεινόμενης μεθόδου με το IMM που περιγράφει την βάρδιση), και παρουσιάζονται συγκριτικά αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των φάσεων βάρδισης στο προαναφερθέν σύνολο δεδομένων επαλήθευσης (από την άποψη της ακρίβειας και του F1-score).



Σχήμα 11.2: Ακρίβεια παρακολούθησης ως το μέσον RMSE της θέσης και της ταχύτητας των ποδιών για διαφορετικό αριθμό particles για τις μεθόδους IMM-PDA-PF και τη βασική PDA-PF σε σχέση με τα GT δεδομένα.

11.3 Αποτελέσματα Επαλήθευσης και Συζήτηση

Τα αποτελέσματα επαλήθευσης σχετικά με την ακρίβεια παρακολούθησης απεικονίζονται στο Σχ. 11.2. Οι μπλε γραμμές απεικονίζουν το μέσο (θέση και ταχύτητα) RMSE της προτεινόμενης μεθόδου IMM-PDA-PF, για έναν αυξανόμενο αριθμό particles, ενώ οι κόκκινες γραμμές στα ίδια σχήματα απεικονίζουν τα αντίστοιχα συγκριτικά αποτελέσματα της βασικής μεθόδου PDA-PF. Εξετάζοντας τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο Σχ. 11.2, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι, όσον αφορά την ακρίβεια εκτίμησης της θέσης, η προτεινόμενη μέθοδος IMM-PDA-PF επιτυγχάνει σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα από τη βασική μέθοδο PDA-PF, για όλα τα διαφορετικά σύνολα particles. Συγκεκριμένα, όταν χρησιμοποιούνται 50 particles, το μέσο RMSE εκτίμησης θέσης για το IMM-PDA-PF μειώνεται κατά 38% (σε σύγκριση με τη βασική μέθοδο) και αυτή η σημαντική μείωση είναι συνεπής για όλα τα διαφορετικά σύνολα particles, επιτυγχάνοντας έως και 46% βελτίωση στην ακρίβεια εκτίμησης για χρήση 500 particles (μέσος όρος RMSE 6,69cm για την προτεινόμενη μέθοδο έναντι του 12,45cm για τη βασική μέθοδο). Εν γένει, για όλα τα διαφορετικά σύνολα των particles που εξετάστηκαν, η μέθοδος IMM-PDA-PF επιτυγχάνει βελτιωμένη ακρίβεια εκτίμησης θέσης με μέση τιμή κέρδους απόδοσης περίπου 41%.

Όσον αφορά στο RMSE για την εκτίμηση της ταχύτητας, το IMM-PDA-PF επιτυγχάνει και πάλι καλύτερα αποτελέσματα από ό,τι η βασική προσέγγιση για όλα τα σύνολα particles, επιτυγχάνοντας μια μέση μείωση του RMSE περίπου 20% σε σχέση με τη βασική μέθοδο. Γενικά, τα σχετικά υψηλότερα σφάλματα στην εκτίμηση της ταχύτητας μπορούν να δικαιολογηθούν εν μέρει από τον τρόπο υπολογισμού της GT ταχύτητας (απλή διαφοράση των θέσεων των οπτικών δεικτών), που προκαλεί τυχαίο θόρυβο. Επίσης, οι συστάδες που διαμορφώνουν τα σημεία laser και αναπαριστούν τα ανιχνευθέντα πόδια, είναι εξαιρετικά παραμορφώσιμες λόγω της ένδυσης του ατόμου, προσθέτοντας επιπλέον θόρυβο στις παρατηρήσεις. Επιπρόσθετα, το κινηματικό μοντέλο χρονικής εξέλιξης των particles, που περιγράφεται στο §5.2.3 από τη σχέση

Πίνακας 11.1: Συγκριτική αξιολόγηση ευρωστίας

Μέθοδος \ particles	50	100	150	200	300	500
IMM-PDA-PF	98.49	99.83	100.00	100.00	100.00	100.00
Baseline PDA-PF	86.72	90.53	90.58	91.00	92.12	93.84

Αξιολόγηση της ευρωστίας παρακολούθησης για την προτεινόμενη μέθοδο IMM-PDA-PF έναντι της baseline μεθόδου PDA-PF για διαφορετικό αριθμό particles.

(5.14), ευνοεί τη σύγκλιση της εκτίμησης θέσης. Επομένως, ένα κινηματικό μοντέλο υψηλότερης τάξης θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα στην εκτίμηση της ταχύτητας των ποδιών.

Ο Πίνακας 11.1 παρουσιάζει μια συγκριτική αξιολόγηση της απόδοσης ευρωστίας της προτεινόμενης μεθόδου IMM-PDA-PF σε αντιπαραβολή με τον βασικό αλγόριθμο παρακολούθησης PDA-PF. Αξιολογώντας τα συνολικά αποτελέσματα από τα οκτώ υποκείμενα του συνόλου των δεδομένων επαλήθευσης, παρατηρούμε ότι ακόμη και με 50 particles η μέθοδος IMM-PDA-PF επιτυγχάνει εξαιρετικά εύρωστη απόδοση παρακολούθησης (ποσοστό επιτυχίας 98,49%), ενώ για 150 particles ή περισσότερα δεν υπάρχουν προφανώς ψευδείς ανιχνεύσεις ή αποτυχίες παρακολούθησης (ποσοστό επιτυχίας παρακολούθησης 100%). Από την άλλη πλευρά, η βασική μέθοδος PDA-PF επιτυγχάνει μέτρια απόδοση (όσον αφορά στην ευρωστία) όταν χρησιμοποιεί ένα μικρό σύνολο 50 particles (χαμηλό ποσοστό επιτυχίας παρακολούθησης 86.72%), ενώ ακόμη και με 500 particles εξακολουθεί να παρουσιάζει σημαντικά ποσοστά αποτυχίας, παρακολουθώντας με επιτυχία μόνο 93.84% επί του συνόλου των καρέ καταγραφής για τα οκτώ άτομα. Τα αποτελέσματα του πίνακα 11.1 δείχνουν σαφώς ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος παρακολούθησης μπορεί να χειριστεί αποτελεσματικά τα προβλήματα απόκρυψης των ποδιών και του περιβαλλοντικού θορύβου, δηλαδή θόρυβο από την κίνηση άλλου ατόμου σε κοντινή απόσταση από τον ασθενή, χρησιμοποιώντας πολύ λιγότερα particles από τη μέθοδο PDA-PF. Αρκεί να αναφερθεί ότι ακόμη και σε περιπτώσεις που παρατηρήθηκαν απώλειες παρακολούθησης (μεγέθη δείγματος 50 ή 100 particles), ο αλγόριθμος IMM-PDA-PF, λόγω της πιθανοτικής συσχέτισης PDA και της επιλογής μοντέλου κίνησης από το IMM, σε όλες τις περιπτώσεις κατάφερε να ανιχνεύσει γρήγορα τα πόδια του υποκειμένου και να συνεχίσει τη διαδικασία παρακολούθησης.

Ο Πίνακας 11.2 παρουσιάζει τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης για την εκτίμηση της φάσης της ανθρώπινης βάσης, όσον αφορά τις τέσσερις καταστάσεις του μαρκοβιανού μοντέλου IMM (s_1 : Left DS, s_2 : Left Stance/Right Swing, s_3 : Right DS, s_4 : Right Stance/Left Swing) που φαίνεται και στο Σχ. 5.1. Στόχος μας είναι να αξιολογήσουμε την ικανότητα του προτεινόμενου σχήματος IMM να προβλέψει αξιόπιστα τις φάσεις της ανθρώπινης βάρδισης σε πραγματικό χρόνο, παρέχοντας έτσι μια επαυξημένη εκτίμηση της κατάστασης του ανθρώπου. Επιθεωρώντας τα αποτελέσματα, παρατηρούμε υψηλό μέσο ποσοστό επιτυχίας (accuracy) (πάνω από 90%) για τις προτεινόμενες υλοποιήσεις του IMM-PDA-PF με 100 particles και άνω, φτάνοντας σε μέση συνολική ακρίβεια 94% για χρήση 500 particles. Εμβαθύνοντας στο πρόβλημα της κατηγοριοποίησης, πρέπει να ελέγξουμε τα αποτελέσματα ανάκλησης (recall) και ακρίβειας (precision). Όλα τα αποτελέσματα ανάκλησης είναι περίπου άνω του 70% με μέγιστη ανάκληση 88% στα 300 και 500 particles. Όσον αφορά στην ακρίβεια, τα

αποτελέσματα είναι άνω του 60% για όλες τις υλοποιήσεις, παρουσιάζοντας ένα μοτίβο αύξησης της ακρίβειας με τον αυξανόμενο αριθμός των particles, φθάνοντας σε ακρίβεια μοντέλου 80% για τα 500 particles. Είναι επίσης σημαντικό να παρατηρήσουμε και να αναλύσουμε ξεχωριστά τα αποτελέσματα για μεμονωμένες κατηγορίες (δηλαδή φάσεις βάδισης), αφού φαίνεται ότι οι φάσεις s_1 και s_4 είναι πιο εύκολα αναγνωρίσιμες από τις φάσεις s_2 και s_3 . Πράγματι, οι δύο τελευταίες καταστάσεις αφορούν στις φάσεις DS που αντιστοιχούν σε πολύ σύντομα χρονικά διαστήματα και είναι επομένως δύσκολο να εντοπιστούν επακριβώς.

Το F1-score βοηθά στην αξιολόγηση της συνολικής απόδοσης του μοντέλου. Σύμφωνα με τον πίνακα 11.2 οι εφαρμογές παρακολούθησης με 150 particles ή περισσότερων επιτυγχάνουν F1-score πάνω από 70%, με την καλύτερη μέση βαθμολογία επιτυχούς κατηγοριοποίησης να είναι στα 82% για χρήση 500 particles. Για λόγους σύγκρισης, ο πίνακας 11.3 παρουσιάζει τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης (συνολική ακρίβεια και F1-score) που επιτυγχάνονται όταν χρησιμοποιείται ο βασικός αλγόριθμος παρακολούθησης PDA-PF (αντί του προτεινόμενου σχήματος με το IMM μοντέλο βάδισης) σε συνδυασμό με την εκτίμηση της ανθρώπινης κατάστασης βάδισης (βλ. §5.2.2). Είναι προφανές ότι τόσο η συνολική ακρίβεια όσο και το F1-score είναι πολύ χαμηλότερα από την προτεινόμενη μέθοδο. π.χ. για την υλοποίηση με τα 500 particles, το IMM-PDA-PF επιτυγχάνει καλύτερη απόδοση στην κατηγοριοποίηση των φάσεων βάδισης κατά 51% (σύμφωνα με το F1-score) σε σχέση με τη βασική μέθοδο PDA-PF. Όλα αυτά τα αποτελέσματα οδηγούν στο συμπέρασμα ότι το σχήμα IMM-PDA-PF για την παρακολούθηση της ανθρώπινης βάδισης που προτείνεται στην παρούσα διατριβή, είναι μια ισχυρή μέθοδος που μπορεί να παρέχει ακριβή και σε πραγματικό χρόνο εκτίμηση της επαυξημένης κατάστασης της ανθρώπινης βάδισης.

Συνοψίζοντας, μπορούμε να ισχυριστούμε ότι το IMM-PDA-PF κατάφερε να πραγματοποιήσει ακριβή και αξιόπιστη παρακολούθηση των ανθρώπινων ποδιών με μικρό αριθμό particles, σε αντίθεση με την βασική μέθοδο PDA-PF, μειώνοντας έτσι το υπολογιστικό φορτίο για μια πραγματική εφαρμογή. Η συνεισφορά του IMM της ανθρώπινης βάδισης στην επιλογή του μοντέλου κίνησης ανάλογα με την εκάστοτε φάση βάδισης σχετίζεται ιδιαίτερα με την ανάγκη μικρότερου αριθμού particles. Παρουσιάζουμε δε ισχυρές ενδείξεις ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία μπορεί να παρέχει αποτελεσματικές εκτιμήσεις των φάσεων της ανθρώπινης βάδισης ακόμα και με μικρά σύνολα particles. Ακόμη και με λιγότερα από 150 particles, ο προτεινόμενος αλγόριθμος μπορεί να επιτύχει αποτελεσματική επαυξημένη εκτίμηση της ανθρώπινης κατάστασης, συνιστώντας μια νέα προσέγγιση που παρέχει παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο για ανθρώπους με διάφορες κινητικές δυσλειτουργίες και ένα πιθανό εργαλείο για ανάλυση της βάδισης σε πραγματικό χρόνο και ταυτοποίηση της αντίστοιχης παθολογικής βάδισης. Ωστόσο, είναι σημαντικό να αυξηθεί το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με περισσότερα δεδομένα παθολογικής βάδισης και να δοκιμαστούν νέα GMMs προκειμένου να επιτευχθούν καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης των φάσεων βάδισης.

□

Πίνακας 11.2: Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης (IMM-PDA-PF)

Ποσοστό Επιτυχίας-ACC								
		particles	50	100	150	200	300	500
φάση βάδισης								
	s_1		89.78	91.73	93.92	94.16	93.45	90.20
	s_2		86.37	89.78	89.54	90.02	94.78	94.12
	s_3		88.56	89.29	88.08	87.35	92.31	98.04
	s_4		88.08	90.75	92.46	91.48	90.88	94.12
	μέση τιμή		88.20	90.39	91.00	90.75	92.88	94.12
Ανάκληση-RE								
		particles	50	100	150	200	300	500
φάση βάδισης								
	s_1		60.87	78.26	89.29	87.10	88.00	80.00
	s_2		84.62	86.75	84.57	91.28	89.86	77.27
	s_3		57.89	61.54	55.88	51.02	94.74	100.00
	s_4		75.26	79.78	83.33	80.77	80.50	95.00
	μέση τιμή		69.66	76.58	78.27	77.54	88.28	88.07
Ακρίβεια-PR								
		particles	50	100	150	200	300	500
φάση βάδισης								
	s_1		29.79	38.30	53.19	57.45	52.38	44.44
	s_2		80.49	87.80	90.24	82.93	97.79	94.44
	s_3		41.51	45.28	35.85	47.17	40.91	80.00
	s_4		99.32	99.32	98.64	100.00	99.22	100.00
	μέση τιμή		62.78	67.68	69.48	71.89	72.58	79.72
F1-score								
		particles	50	100	150	200	300	500
φάση βάδισης								
	s_1		40.00	51.43	66.67	69.23	65.67	57.14
	s_2		82.50	87.27	87.32	86.90	93.66	85.00
	s_3		48.35	51.27	43.68	49.02	57.14	88.89
	s_4		85.63	88.48	90.34	89.36	88.89	97.44
	μέση τιμή		64.12	69.61	72.00	73.63	76.34	82.12

Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης της φάσης βάδισης (ποσοστό επιτυχίας, ανάκληση, ακρίβεια και F1-score) για τη μέθοδο IMM-PDA-PF με αυξανόμενο αριθμό particles.

Πίνακας 11.3: Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης (PDA-PF)

Ποσοστό Επιτυχίας-ACC								
		particles	50	100	150	200	300	500
φάση	βάδισης							
s_1			77.69	78.81	79.16	79.11	77.10	79.50
s_2			76.56	79.11	76.41	80.65	75.48	78.72
s_3			74.69	79.50	77.93	77.15	74.99	76.66
s_4			76.12	75.58	77.93	76.75	75.43	76.66
μέση τιμή			76.26	78.25	77.81	78.42	75.75	77.88
F1-score								
		particles	50	100	150	200	300	500
φάση	βάδισης							
s_1			43.90	45.86	42.18	48.43	39.27	45.14
s_2			63.17	67.58	65.81	69.17	62.06	65.06
s_3			38.42	52.06	48.86	45.81	43.58	47.46
s_4			56.94	54.48	57.01	57.45	53.91	59.25
μέση τιμή			50.61	55.00	53.47	55.22	49.71	54.23

Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης της φάσης βάδισης (συνολική ακρίβεια και F1-score) για τη μέθοδο PDA-PF με αυξανόμενο αριθμό particles.

Κεφάλαιο 12

Πειραματικά Αποτελέσματα πρόβλεψης ευστάθειας βάδισης

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζουμε πειραματικά αποτελέσματα που αφορούν την πρόβλεψη ευστάθειας βάδισης με βαθιά νευρωνικά δίκτυα που περιγράφηκε στο κεφάλαιο 6.

12.1 Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας

Συλλογή δεδομένων: Τα δεδομένα της μελέτης αυτής (εικόνες, χάρτες βάθους και λείζερ) προέρχονται από τη βάση MOBOT 1 (βλ. §8.1.1) Ο πίνακας 12.1 παρουσιάζει τα δημογραφικά στοιχεία των ασθενών της μελέτης αυτής.

Εξαγωγή δεδομένων αληθείας από τους οπτικούς δείκτες: Για την εξαγωγή των δεδομένων αληθείας (Ground Truth - GT) του μοντέλου πρόβλεψης ευστάθειας βάδισης, ακολουθήσαμε τη μεθοδολογία που περιγράφεται στην εργασία [121] για τον υπολογισμό του κέντρου μάζας (Center of Mass -CoM) από τα δεδομένα των οπτικών δεικτών. Οι φάσεις βάδισης μπορούν να εντοπιστούν από τα δεδομένα των οπτικών δεικτών με τη μέθοδο που περιγράψαμε στην παράγραφο §4.3. Όπως περιγράψαμε στην ενότητα §6.2, για να εκτιμήσουμε την ευστάθεια του σώματος πρέπει να αναλύσουμε την αλληλεπίδραση CoM-BoS (όπου BoS: Base of Support). Επομένως, εντοπίζουμε τη βάση στήριξης BoS για κάθε φάση βάδισης, μετράμε την αντίστοιχη απόσταση της επίπεδης θέσης του CoM από το κέντρο του και υπολογίζουμε και τα αντίστοιχα περιθώρια ευστάθειας. Έχοντας υπόψιν τις αντίστοιχες μέσες τιμές για τα περιθώρια ευστάθειας που αναφέρονται στη βιβλιογραφία [121], επισημαίνουμε κάθε στιγμιότυπο βάδισης ως Ασφαλούς (Safe) ή με Κίνδυνο Πτώσης (Fall Risk). Αυτές οι δύο καταστάσεις αποτελούν τα δεδομένα αληθείας για την εκπαίδευση του προτεινόμενου δικτύου (βλ. Σχ. 6.2). Έχουμε επίσης διεξαγάγει στατιστική ανάλυση σχετικά με την κινηματική του CoM για την προσαρμογή των παραμέτρων του UKF που χρησιμοποιείται στη μεθοδολογία μας. Περαιτέρω, βρήκαμε τα στατιστικά στοιχεία του μεγέθους του BoS σε σχέση με την περιοχή που καλύπτεται από την κνήμη των χρηστών (στο επίπεδο στο οποίο το LRF ανιχνεύει τα πόδια του χρήστη), τα οποία χρησιμοποιήθηκαν σε μια βασική συγκριτική μέθοδο κανόνων που περιγράφεται πα-

Πίνακας 12.1: Δημογραφικά Στοιχεία Συμμετεχόντων στη Μελέτη

ασθενής	φύλο	ηλικία	ύψος (cm)	Βάρος (kg)
1	Φ	80	153,5	64,1
2	Φ	77	164	89,5
3	Φ	80	140,5	73,1
4	M	85	170	75
5	M	81	178	61,4

Πίνακας 12.2: Μέσο RMSE για την εκτίμηση του CoM

ασθενής	1	2	3	4	5	mean
μέσο RMSE (cm)	2,65	6,13	1,2	6,09	2,5	3,71

ρακάτω.

Στατιστικά στοιχεία δεδομένων & Επαύξησή τους: Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από 5 ασθενείς της MOBOT 1 που ανέρχονται σε 11000 καταγεγραμμένα καρέ, ή πάνω από 300sec βάδισης. Το σύνολο δεδομένων αποτελούνταν από 73% καταστάσεις ασφαλούς βάδισης, κάνοντας το ένα αρκετά μη ισορροπημένο σύνολο δεδομένων για την εκπαίδευση του δικτύου. Για να αποφευχθεί η περίπτωση υπερ-προσαρμογής κατά την εκπαίδευση, εφαρμόσαμε τεχνική επαύξης των δεδομένων, εφαρμόζοντας στα GT CoM δεδομένα της Ασφαλούς (Safe) κατάστασης επιπλέον τυχαίο θόρυβο, χρησιμοποιώντας τα στατιστικά στοιχεία της θέσης του CoM από αρχικό πειραματισμό, ορίζοντας θόρυβο μηδενικής μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης $\sigma_x = 0,15cm$ στον άξονα x και $\sigma_y = 0,20cm$ στον y άξονα. Με αυτόν τον τρόπο της τυχαίας μετακίνησης του CoM, αυξάνουμε την πιθανότητα να εντοπίσουμε καταστάσεις με κίνδυνο πτώσεις (Fall Risk). Τον ίδιο θόρυβο αξιοποιήσαμε και στο CoM που υπολογίζεται από την εντοπισμένη πόζα. Το τελικό σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 22000 καρέ, με περίπου 46% Fall-Risk επισημειώσεις επί του συνόλου των δεδομένων. Χρησιμοποιούμε στρατηγική απόλυτης επικύρωσης (leave-one-out cross-validation) για εκπαίδευση/δοκιμή, δηλαδή τα δεδομένα από τέσσερις ασθενείς χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση και ενός για δοκιμή διαδοχικά, για διασταυρωμένη επικύρωση των αποτελεσμάτων.

12.2 Στρατηγική Επαλήθευσης

Μετρικές Επαλήθευσης: Για την επαλήθευση της εκτίμησης της ευστάθειας βάδισης, παρουσιάζονται αναλυτικά αποτελέσματα σχετικά με διαφορετικές αρχιτεκτονικές του δικτύου αλλά και συγκριτικά αποτελέσματα με βασικές μεθόδους αναφορικά με τις μετρικές FScore, Accuracy, Precision, Recall. Εκτιμήθηκε επίσης η μετρική Area Under Curve (AUC), η οποία ορίζεται ως η επιφάνεια υπό την καμπύλη Receiver Operating Characteristic (ROC) [189, 190]. Η καμπύλη ROC συσχετίζει τις ορθά θετικές τιμές με τις ψευδώς θετικές τιμές στα διαφορετικά κατώφλια ταξινόμησης, ενώ η AUC βοηθά στην αξιολόγηση της απόδοσης του ταξινομητή σε όλα τα πιθανά κατώφλια ταξινόμησης. Αναφέρουμε, επίσης, μια σύντομη επικύρωση της εκτίμησης της θέσης

του CoM σε σχέση με τις τιμές του GT CoM χρησιμοποιώντας το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE).

Βασικές Μέθοδοι: Ως βασικές baseline μεθόδους, για λόγους συγκριτικής πειραματικής αξιολόγησης, χρησιμοποιούμε το μη γραμμικό Support Vector Machine (SVM) ταξινομητή με γκαουσιανό πυρήνα και ίδιο διάνυσμα εισόδου με το προτεινόμενο δίκτυο, αλλά και μία μέθοδο κανόνων (rule-based). Η μέθοδος κανόνων ακολουθεί τους κανόνες της ανάλυσης ανθρώπινης βάδισης βάσει συμβατικών μοντέλων βιοϊατρικής μηχανικής, τους οποίους χρησιμοποιήσαμε και για την εξαγωγή των δεδομένων αληθείας. Από την μέθοδο παρακολούθησης βάδισης λαμβάνουμε τις θέσεις των ποδιών (στο ύψος του γονάτου) και την αντίστοιχη φάση βάδισης κάθε χρονική στιγμή. Ορίζουμε το BoS στο οριζόντιο επίπεδο στο ύψος του γονάτου, συσχετίζοντας με το υποτιθέμενο BoS στο επίπεδο των πελμάτων, λαμβάνοντας υπόψιν τα στατιστικά στοιχεία που μάθαμε από την ανάλυση των οπτικών δεικτών. Ακολουθώντας, εφαρμόζουμε τα ίδια κατώφλια για τον ορισμό των περιθωρίων ευστάθειας, τα οποία χρησιμοποιήσαμε και για την επισημείωση των δεδομένων αληθείας.

Εκτέλεση: Εκπαιδεύσαμε εξ ολοκλήρου το προτεινόμενο δίκτυο με $N = 128$ κρυφά επίπεδα στην βιβλιοθήκη PyTorch χρησιμοποιώντας μια Nvidia Titan X GPU. Οι έξοδοι των Fully Connected-FC επιπέδων του δικτύου FC1, FC2 έχουν $4 \cdot N$ και $2 \cdot N$ κρυφές καταστάσεις αντίστοιχα. Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιήθηκε ο βελτιστοποιητής Adam με χρήση της συνάρτησης απώλειας Logistic Cross-Entropy Loss για τη δυαδική ταξινόμηση:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = & - \sum_{j \in Y_+} \log P(y_t^j = 1 | \mathbf{Z}; \mathbf{W}, \mathbf{b}) \\ & - \sum_{j \in Y_-} \log P(y_t^j = 0 | \mathbf{Z}; \mathbf{W}, \mathbf{b}) \end{aligned} \quad (12.1)$$

όπου \mathbf{Z} είναι τα σωρευμένα δείγματα εκπαίδευσης, $y_t^j \in \{0, 1\}$ αντιστοιχεί στις ετικέτες της δυαδικής ταξινόμησης της ευστάθειας βάδισης για τα \mathbf{Z} , και Y_+ και Y_- είναι τα δείγματα που έχουν σημειωθεί ως ασφαλή ή με κίνδυνο πτώσης αντίστοιχα. Το $P(\cdot)$ λαμβάνεται από την softmax συνάρτηση ενεργοποίησης του τελευταίου επιπέδου του δικτύου (Εξ. 6.4). Χρησιμοποιήθηκαν μικρο-ομάδες των 256 στιγμιοτύπων, με αρχικό ρυθμό μάθησης 0.001, ορμή 0.9 και μείωση βάρους 0.01. Ο ρυθμός μάθησης μειώνεται κατά 10 μετά το πέρας των μισών εποχών. Για την καλύτερη συστηματοποίηση και ταχύτερη εκπαίδευση, εφαρμόστηκε dropout με πιθανότητα 0.7 στο FC1 επίπεδο και κανονικοποίηση των συστάδων [191] μετά τα δύο πρώτα FC επίπεδα και την μονάδα LSTM.

12.3 Πειραματικά αποτελέσματα

Επικύρωση της εκτίμησης κατάστασης του CoM: Στον πίνακα 12.2 αναφέρουμε τις μέσες τιμές των RMSE για τη θέση του CoM σε σχέση με τις GT CoM θέσεις που εξήχθησαν από τους οπτικούς δείκτες. Οι ασθενείς #2 και #4 παρουσιάζουν υψηλότερα σφάλματα με RMSE 6cm. Το Σχ. 12.1 παρουσιάζει το διάγραμμα εξέλιξης της μετατόπισης του CoM στην πρόσθια κατεύθυνση, για την εκτίμηση του UKF (μπλε γραμμή) δεδομένης της εντοπισμένης θέσης του CoM από την πόζα (πορτοκαλί γραμμή) σε σχέση με τα δεδομένα αληθείας GT (κόκκινη γραμμή). Σκοπός μας είναι να δείξουμε και την δυσκολία του συνόλου δεδομένων, δεδομένου ότι η αμφισημία

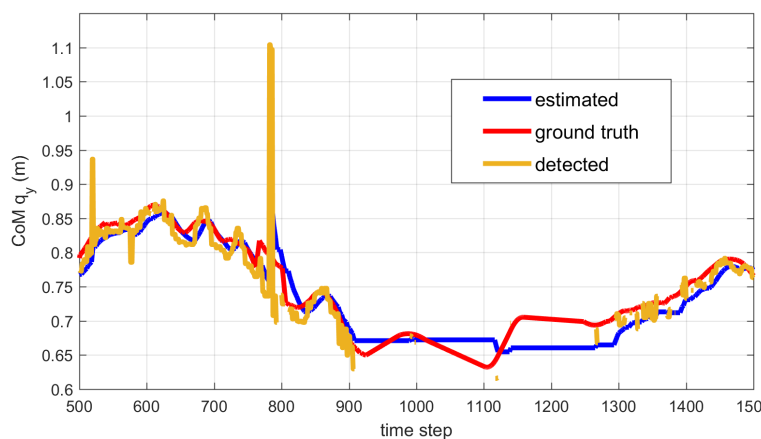
Πίνακας 12.3: Αποτελέσματα απόδοσης διαφορετικών αρχιτεκτονικών μοντέλων πρόβλεψης με βάση LSTM

Δεδομένα δοκιμής:	AUC					FScore					Accuracy							
	1	2	3	4	5	μέσον	1	2	3	4	5	μέσον	1	2	3	4	5	μέσον
μέγεθος παραθύρου: T=100																		
LSTM, $\ell = 1$, N=256	71.78	65.82	96.67	48.29	53.77	66.87	56.25	65.10	80.74	52.71	63.09	63.58	60.45	55.26	83.20	43.73	52.02	58.93
FC1+FC2+LSTM, $\ell = 1$, N=256	96.33	69.31	98.88	94.63	92.97	90.61	86.75	78.17	90.42	85.45	89.64	86.13	89.48	67.59	92.77	83.64	85.53	83.60
FC1+FC2+LSTM, $\ell = 2$, N=128	96.51	66.98	99.01	94.20	93.33	90.01	87.95	80.42	89.52	86.10	89.96	86.79	90.83	69.69	91.70	83.35	86.25	84.36
FC1+FC2+LSTM, $\ell = 2$, N=256	96.36	67.50	99.08	94.69	93.79	90.28	87.71	79.05	89.76	86.67	89.21	86.48	90.51	68.24	91.92	83.90	85.44	84.00

¹ ℓ δηλώνει τον αριθμό των επιπέδων

Πίνακας 12.4: Διερεύνηση της επίδρασης του μεγέθους του παραθύρου ακολουθιακών δεδομένων

Δεδομένα δοκιμής:	AUC					FScore					Accuracy							
	1	2	3	4	5	μέσον	1	2	3	4	5	μέσον	1	2	3	4	5	μέσον
FC1+FC2+LSTM, $\ell = 2$, N=128																		
μέγεθος παραθύρου: T=50	97.26	63.46	98.79	93.90	92.78	89.24	86.97	77.74	88.07	87.84	88.90	85.09	89.43	66.35	90.38	85.13	85.03	83.26
μέγεθος παραθύρου: T=100	96.51	66.98	99.01	94.20	93.33	90.01	87.95	80.42	89.52	86.10	89.96	86.79	90.83	69.69	91.70	83.35	86.25	84.36
μέγεθος παραθύρου: T=200	96.11	68.49	98.99	91.99	93.02	89.72	86.56	79.57	90.33	83.06	89.50	85.80	89.53	68.80	92.42	79.84	85.53	83.22



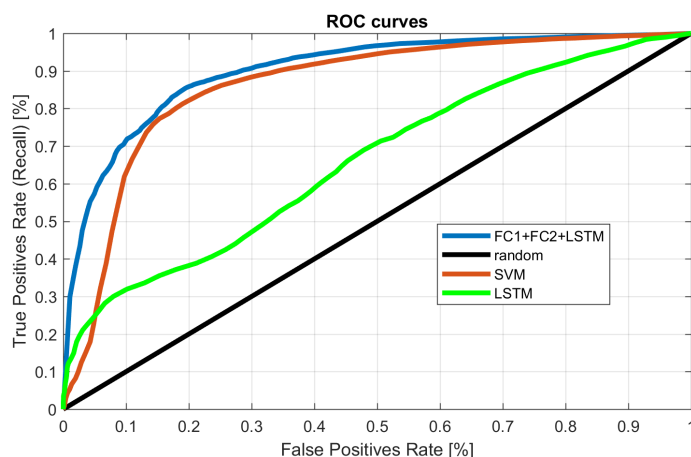
Σχήμα 12.1: Πρόσθια μετατόπιση του CoM (εκτιμώμενη - μπλε, εντοπισμένη - πορτοκαλί και αληθής - κόκκινη γραμμή).

που δημιουργείται λόγω της κοντινής απόστασης ανθρώπου-κάμερας στην ανίχνευση της πόζας, οδηγεί σε πολλές αποκλίσεις και λανθασμένες ανιχνεύσεις οι οποίες αντιμετωπίζονται καλά από το UKF.

Αξιολόγηση του μοντέλου πρόβλεψης με LSTM: Ο πίνακας 12.3 παρουσιάζει τη διερεύνηση της απόδοσης διαφορετικών αρχιτεκτονικών του δικτύου για ένα παράθυρο ακολουθιακών παρατηρήσεων σταθερό στα 100 σημεία για ολόκληρο το σύνολο δεδομένων, χρησιμοποιώντας τις μετρικές AUC, FScore, Accuracy. Παρατηρούμε ότι η απλή αρχιτεκτονική με ένα μόνο επίπεδο LSTM με $N=256$ κρυφές καταστάσεις δεν μπορεί να κωδικοποιήσει την πολυπλοκότητα της κίνησης του σώματος και να αποκωδικοποιήσει την υποκείμενη αλληλεπίδραση του CoM με την κίνηση των ποδιών ανά φάση βάρδισης.

Αντίθετα, τα άλλα μοντέλα που χρησιμοποιούν τα δύο πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα FC1 και FC2 πριν από τις μονάδες LSTM μπορούν να κωδικοποιήσουν τις κρυφές παραμέτρους ολόκληρης της κίνησης του σώματος, επιτυγχάνοντας υψηλή ακρίβεια. Πιο σημαντικό είναι ότι και οι τρεις αρχιτεκτονικές επιτυγχάνουν υψηλή τιμή AUC πάνω από 90 %, ενώ τα FScores είναι πάνω από 86%, πράγμα που σημαίνει ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παροχή ακριβών προβλέψεων σχετικά με την ασφάλεια του χρήστη του ρομποτικού περιπατητήρα. Όσον αφορά την απόδοση των δικτύων ανά χρήστη, είναι προφανές ότι όλες οι αρχιτεκτονικές δικτύου αποδίδουν χειρότερα όταν προβλέπουν την κατάσταση ευστάθειας του ασθενούς #2. Αυτή η επίδοση επηρεάζεται σημαντικά από τα υψηλότερα σφάλματα εκτίμησης του CoM για αυτόν τον ασθενή, όπως φαίνεται και στον πίνακα 12.2, ή πρόκειται για ένα είδος παθολογικής βάρδισης που δεν έχει εμφανιστεί ξανά στο σύστημα, δεδομένου ότι είχαμε διαθέσιμα δεδομένα από πέντε ασθενείς. Ωστόσο, η ύπαρξη των δεδομένων του ασθενούς #2 στα άλλα τέσσερα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης δεν επηρέασε την απόδοση. Πράγματι, τα βαθιά δίκτυα θα μπορούσαν να αποκωδικοποιήσουν τους διάφορους τύπους περπατήματος και να επιτύχουν υψηλή απόδοση, παρά το θόρυβο και τα σφάλματα εκτίμησης από τα συστήματα παρακολούθησης.

Από αυτή τη διερευνητική μελέτη, επιλέγουμε ως κύρια δομή δικτύου την αρχιτεκτονική FC1 + FC2 + LSTMs με 2 επίπεδα από $N = 128$ κρυφές καταστάσεις, καθώς αυτός ο συνδυασμός επιτυγχάνει τις καλύτερες τιμές FScore και Accuracy, ενώ επι-



Σχήμα 12.2: ROC καμπύλη για SVM, LSTM, FC1 + FC2 + LSTM σε σχέση με τον τυχαίο προβλέπτη.

Πίνακας 12.5: Σύγκριση με βασικές μεθόδους

Μέθοδος \ Μετρική	Rule-based	SVM	LSTM	FC1+FC2+LSTM
Precision	83,27	80,59	66,87	88,84
Recall	77,29	88,11	64,36	85,65
FScore	80,09	83,22	63,58	86,79
Accuracy	80,81	80,62	67,27	84,36
AUC	-	86,73	58,93	90,01

τυγχάνει και μια μέση τιμή AUC 90%. Στον πίνακα 12.4, διερευνάται η επίδραση του μεγέθους του παραθύρου ακολουθιακών παρατηρήσεων στο προτεινόμενο μοντέλο. Διασταυρώσαμε τα αποτελέσματα για όλα τα σύνολα δεδομένων και παρουσιάζουμε τις μετρικές AUC, FScore και Accuracy. Παρατηρούμε ότι η πιο συνεπής απόδοση σε όλες τις μετρικές είναι αυτή για τις ακολουθίες εισόδου των 100 παρατηρήσεων.

Το τελευταίο μέρος της πειραματικής αξιολόγησης παρουσιάζει τη συγκριτική αξιολόγηση του προτεινόμενου μοντέλου ως προς βασικές μεθόδους. Όπως περιγράψαμε προηγουμένως, συγκρίνουμε το δίκτυο που βασίζεται σε LSTM με τη μέθοδο που βασίζεται σε κανόνες rule-based, έναν ταξινομητή SVM και χάριν γενίκευσης με το απλό LSTM (χωρίς αρχικά FC στρώματα) του πίνακα 12.3. Αξιολογούμε τις μέσες τιμές των μετρικών σε όλα τα σύνολα δεδομένων. Από την επισκόπηση των αποτελεσμάτων, παρατηρούμε ότι η rule-based μέθοδος επιτυγχάνει ακρίβεια 80% και ανάλογο FScore. Αυτό το εύρημα, αποτελεί μια ισχυρή ένδειξη ότι είναι εύλογη η ανάγκη για πιο σύνθετες μεθόδους σχετικά με την πρόβλεψη της κατάστασης ευστάθειας με τη σύμμειξη των δεδομένων από την πόζα και την βάδιση. Η rule-based μέθοδος είναι μια διακριτή διαδικασία που δεν περιλαμβάνει τον υπολογισμό πιθανοτήτων όπως οι υπόλοιπες μέθοδοι, επομένως δεν ήταν δυνατή η αξιολόγηση της μετρικής AUC.

Από την άλλη πλευρά, παρατηρούμε ότι ο ταξινομητής SVM αποδίδει αρκετά καλά. Αυτό ήταν αναμενόμενο, καθώς ο ταξινομητής SVM με μη γραμμικό πυρήνα είναι γνωστό ότι λειτουργεί καλά σε δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης με σχετικά μικρά σύνολα δεδομένων. Ωστόσο, το προτεινόμενο βαθύ νευρωνικό δίκτυο βελτιώνει τις

επιδόσεις του SVM καθώς επιτυγχάνει περίπου 4% καλύτερο FScore και βελτιώνει την τιμή της AUC κατά περίπου 3%. Το απλό μοντέλο LSTM επιτυγχάνει και πάλι τα χειρότερα αποτελέσματα, όπως είχαμε δει προηγουμένως και στον πίνακα 12.3, αφού είναι προφανές ότι υπάρχει μια υποκείμενη μη γραμμική σχέση μεταξύ του CoM και των καταστάσεων βάδισης, που κωδικοποιείται από τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα. Για καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων αυτού του πίνακα, σχεδιάζουμε την καμπύλη ROC για τις μεθόδους SVM, LSTM, το προτεινόμενο δίκτυο και τον τυχαίο προβλέπτη σε όλα τα πιθανά κατώφλια ταξινόμησης στο Σχ. 12.2. Παρόλο που όλες οι μέθοδοι λειτουργούν καλύτερα από τον τυχαίο προβλέπτη, το προτεινόμενο πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο με βάση το LSTM ξεπερνά όλες τις άλλες μεθόδους σε όλες τις περιπτώσεις.

□

Κεφάλαιο 13

Πειραματικά Αποτελέσματα Ελέγχου Συζευγμένης Πλοήγησης Ανθρώπου-Ρομπότ

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζουμε τα πειραματικά αποτελέσματα των μεθοδολογιών ελέγχου της συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ που παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο §7.

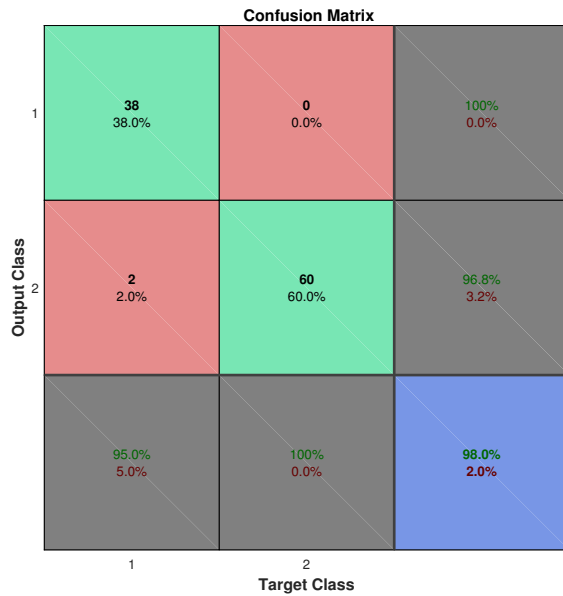
13.1 Πειραματικά αποτελέσματα Ελέγχου συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ σε σχηματισμό

13.1.1 Περιγραφή δεδομένων & Στρατηγική αξιολόγησης

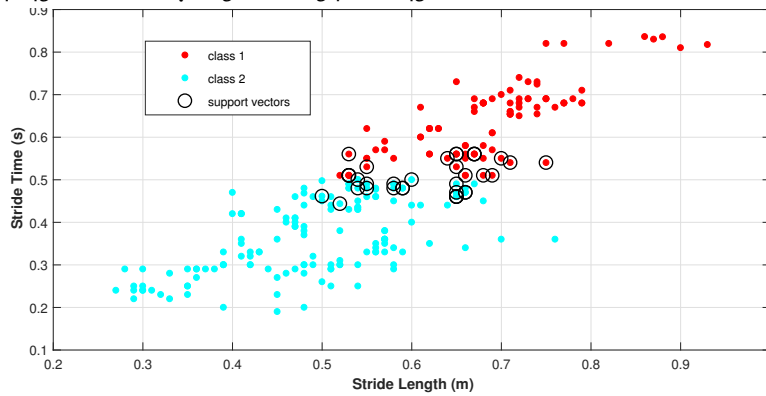
Τα δεδομένα αυτής της πειραματικής ανάλυσης ανήκουν στη βάση MOBOT1 και MOBOT2 (βλ. κεφ. 8) Τα δεδομένα της MOBOT2 χρησιμεύουν για την αξιολόγηση της μονάδας Παραμετροποίησης & Χαρακτηρισμού της Παθολογικής Βάδισης του Σχ. 7.1 λαμβάνοντας υπόψιν τα δεδομένα από 24 ασθενείς της βάσης, και εν προκειμένω την αξιολόγηση της ταξινόμησης σε κλάσεις παθολογικής βάδισης. Τα δεδομένα από τους 24 ασθενείς οδήγησαν στην δημιουργία ενός συνόλου 200 και άνω κύκλων βάδισης, για την εκπαίδευση του SVM ταξινομητή και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης χρησιμοποιώντας το διάλυσμα χαρακτηριστικών που περιγράφηκε στην ενότητα §7.1.2.

Τα δεδομένα της MOBOT1 αξιοποιήθηκαν για μια δεύτερη ανάλυση που αφορά στην αξιολόγηση του ελέγχου σχηματισμού ανθρώπου-ρομπότ. Για αυτήν την αξιολόγηση, προσομοιώθηκε ένα υποθετικό μονόκυκλο ρομπότ, ώστε να αξιολογηθεί η επίδοση του προτεινόμενου σχήματος ελέγχου με βάση τα πραγματικά δεδομένα παθολογικής βάδισης της MOBOT1. Για τη μελέτη αυτή, χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από 14 ασθενείς της MOBOT1, για τους οποίους δεν είχε γίνει αξιολόγηση σχετικά με την βαθμολογία POMA (τα κριτήρια ένταξης των ασθενών αφορούσαν μονάχα την ύπαρξη ελαφριάς/μεσαίας ανικανότητας βάδισης).

Παραθέτουμε τα αναλυτικά αποτελέσματα για τα σφάλματα στον σχηματισμό που



(α) Πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το πρόβλημα ταξινόμησης σε παθολογικές κλάσεις βάδισης.



(β) Σύγκριση των χαρακτηριστικών χρόνος διασκελισμού (stride time) έναντι μήκους διασκελισμού (stride length) για τις δύο κλάσεις μαζί με τα διανύσματα στήριξης του SVM στο υπερεπίπεδο διαχωρισμού των κλάσεων.

Σχήμα 13.1: Αποτελέσματα ταξινόμησης στις κλάσεις της παθολογικής βάδισης.

αφορούν το σφάλμα στην απόσταση διαχωρισμού, το σφάλμα στο μέσο σχετικό προσανατολισμό και την ευκλείδεια νόρμα του σφάλματος διαχωρισμού, που ορίζεται ως: $E(t) = P_H(t) - l^d \cdot [\cos(\phi^d) \quad \sin(\phi^d)]^T$, όπου $P_H(t) = [x_H, y_H]^T$ είναι η θέση του ανθρώπου κατά μήκος των αξόνων τη χρονική στιγμή t , [141]. Τα κέρδη του νόμου ελέγχου επιλέχθησαν ύστερα από εκτενή πειραματισμό και τέθηκαν ίσα με $k_1 = 40$ και $k_2 = 30$. Η επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού για την κλάση 1 είναι $l^d = 0.55$ m και η πόλωση $b = 0.1$ m, ενώ για την κλάση 2 $l^d = 0.75$ m και $b = 0.1$ m. Αυτές οι παράμετροι επιλέχθηκαν λαμβάνοντας υπόψιν τα δεδομένα του πίνακα 13.1 επιτρέποντας κι ένα μικρό περιθώριο για να αντισταθμιστεί η διαφορά στην εκτίμηση του μήκος βήματος στο ύψος του γονάτου (όπου σαρώνει το λέιζερ) και στο πραγματικό μήκος βήματος στο επίπεδο του πέλματος [77]. Η αρχικοποίηση της απόστασης διαχωρισμού ανεξαρτήτως της κλάσης του ασθενούς έχει τεθεί στα 0.6 m. Και στις δύο μελέτες που παρουσιάζονται στο παρόν κεφάλαιο χρησιμοποιήθηκε η μεθοδολογία IMM-PDA-PF (βλ. κεφ. 5) με χρήση 200 particles [176].

13.1.2 Επαλήθευση της Ταξινόμησης της Παθολογικής Βάδισης

Για να αιτιολογηθεί η ανάγκη χαρακτηρισμού της παθολογικής βάδισης των χρηστών του έξυπνου ρομποτικού περιπατητήρα, παρουσιάζουμε στον πίνακα 13.1 τις μέσες τιμές και τις τυπικές αποκλίσεις των χαρακτηριστικών παραμέτρων της βάδισης για τα δεδομένα όλων των ασθενών που ανήκουν στις δύο κλάσεις, η κατηγοριοποίηση των οποίων προήλθε από την κλινική αξιολόγησή τους. Είναι εμφανές ότι οι δύο κλάσεις περιλαμβάνουν σημαντικά διαφορετικές τιμές για όλα τα χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα το μέσο μήκος διασκελισμού (stride length) διαφέρει κατά περίπου 20cm, ενώ η μέση ταχύτητα βάδισης gait speed για την κλάση 1 είναι σχεδόν 25 cm/s μικρότερη από αυτήν της κλάσης 2. Επιπλέον, οι λόγοι των χρόνων στάσης (stance) και αιώρησης swing ως προς τον χρόνο διασκελισμού (stride time) της κλάσης 2 προσεγγίζουν αυτούς της κανονικής βάδισης (στη βιβλιογραφία [96] οι λόγοι είναι 60% για την στάση και 40% για την αιώρηση), ενώ στην περίπτωση της κλάσης 1 αφιερώνεται περισσότερος χρόνος στη φάση της στάσης, δηλαδή τα άτομα της κλάσης 1 είναι πιο διστακτικά για την φάση αιώρησης. Ακολουθώς είναι φυσικό να παρατηρήσουμε και μεγαλύτερο χρόνο διπλής στήριξης (DS) στην κλάση 1, ένα χαρακτηριστικό το οποίο συνδέεται με ανασφαλή βάδιση και συνεπακόλουθο αυξημένο κίνδυνο πτώσης. Δεδομένων των παραπάνω ενδείξεων σχετικά με τις παραμέτρους βάδισης για κάθε κλάση, προχωρήσαμε με την εκπαίδευση ενός SVM ταξινομητή, με διαχωρισμό του αρχικού συνόλου δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης δοκιμής με τυχαίο διαχωρισμό 70% – 30% αντίστοιχα.

Για την εκπαίδευση του SVM ταξινομητή χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος k-στης διασταυρωμένης επαλήθευσης, για την αποφυγή υπερπροσαρμογής, με χρήση γραμμικού πυρήνα. Η διασταυρωμένη επαλήθευση κατέληξε σε απώλεια, δηλαδή σε μέσο τετραγωνικό σφάλμα των παρατηρήσεων σε σχέση με τις προβλέψεις, της τάξης του 4%. Στο Σχ. 13.1α' απεικονίζεται ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) του επαληθευμένου SVM για τα δεδομένα δοκιμής. Η ακρίβεια ταξινόμησης είναι 98%. Επιπλέον, στο Σχ. 13.1β' παρουσιάζεται μια απεικόνιση των χαρακτηριστικών: χρόνος διασκελισμού (stride time) και μήκος διασκελισμού (stride length) για τις δύο κλάσεις. Με κόκκινο απεικονίζονται τα χαρακτηριστικά της κλάσης 1, με γαλάζιο αυτά της κλάσης 2 και οι μαύροι κύκλοι δηλώνουν τα διανύσματα στήριξης τα οποία ορίζουν το υπερεπίπεδο διαχωρισμού των δύο κλάσεων. Είναι εμφανές από το σχήμα αυτό ότι οι δύο κλάσεις είναι γραμμικά διαχωρίσιμες από τον ταξινομητή SVM. Παρό-

Πίνακας 13.1: Χαρακτηριστικά της μεθόδου Ταξινόμησης σε παθολογικές κλάσεις βάδισης

Κλάση	Χαρακτηριστικό	stride length (m)	gait speed (m/s)	stance time (s)	stance/stride time	swing/stride time	left step/right step length	DS time (s)
Κλάση 1		0.49 ± 0.09	0.39 ± 0.09	0.80 ± 0.23	0.63 ± 0.07	0.37 ± 0.07	0.94 ± 0.24	0.20 ± 0.05
Κλάση 2		0.69 ± 0.07	0.64 ± 0.09	0.61 ± 0.06	0.57 ± 0.03	0.43 ± 0.03	1.01 ± 0.13	0.15 ± 0.04

Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των χαρακτηριστικών βάδισης για την Κλάση 1 και την Κλάση 2.

Πίνακας 13.2: Σφάλματα ελέγχου

	1	2	3	4	5	6	7
Ασθενής							
Σφάλμα							
απόσταση (mm)	3.9 ± 4.0	4.8 ± 5.5	3.9 ± 7.0	3.8 ± 3.7	5.0 ± 6.9	3.3 ± 3.2	3.6 ± 4.7
προσανατολισμός (deg)	2.46 ± 1.74	1.84 ± 1.35	1.89 ± 1.75	1.94 ± 1.70	3.03 ± 2.33	2.49 ± 1.55	3.23 ± 2.37
$\ E\ $ (mm)	31 ± 17	20 ± 11	24 ± 20	21 ± 15	29 ± 21	26 ± 12	25 ± 19
Ασθενής	8	9	10	11	12	13	14
Σφάλμα							
απόσταση (mm)	2.8 ± 6.7	4.4 ± 6.6	3.4 ± 6.3	3.3 ± 3.2	4.3 ± 9.7	3.5 ± 3.3	8.6 ± 8.3
προσανατολισμός (deg)	1.86 ± 1.25	1.50 ± 1.06	2.14 ± 1.76	2.97 ± 1.96	2.53 ± 1.41	2.39 ± 1.57	4.35 ± 3.16
$\ E\ $ (mm)	20 ± 12	17 ± 9	22 ± 15	29 ± 18	28 ± 11	22 ± 13	35 ± 24

Μέσα σφάλματα και τυπικές αποκλίσεις για την απόσταση διαχωρισμού, τον σχετικό προσανατολισμό και τη νόρμα του σφάλματος σχηματισμού E του συστήματος άνθρωπος-ρομπότ.

λο που η ακρίβεια 98% είναι ιδιαίτερος υψηλή, θα μπορούσε κάποιος να ισχυριστεί ότι το σφάλμα της τάξης του 2% είναι εξίσου υψηλό για την εφαρμογή μας. Ωστόσο, το σφάλμα αυτό δεν μπορεί να θεωρηθεί επισφαλές από τη στιγμή που ο ταξινομητής τρέχει στο τέλος κάθε κύκλου βάρδισης και η εσφαλμένη ταξινόμηση ενός ή δύο βημάτων δεν θα μπορούσε ενδεχομένως να αλλοιώσει τη βάρδιση του χρήστη, δεδομένου ότι οι περισσότερες περιπτώσεις εσφαλμένης ταξινόμησης συμβαίνουν όταν τα χαρακτηριστικά είναι πολύ κοντά στο υπερεπίπεδο διαχωρισμού του ταξινομητή. Επιπλέον, θα μπορούσε να εφαρμοστεί στο μέλλον κάποια εξομάλυνση στον ταξινομητή, προκειμένου να αποτραπούν οι απότομες αλλαγές των τάξεων και επίσης να εφαρμοστεί μια πιο εξελιγμένη προσέγγιση ελέγχου που θα εξετάζει ορισμένους περιορισμούς που θα επιβάλλονται από τις εξαγόμενες παραμέτρους βάρδισης.

13.1.3 Αξιολόγηση του Ελέγχου Σχηματισμού Ανθρώπου-Ρομπότ

Ο πίνακας 13.2 παρουσιάζει τις απόλυτες μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις τους σφαλμάτων σχηματισμού για την απόσταση διαχωρισμού (mm), το σχετικό προσανατολισμό (deg) και τη μέση τιμή και τυπική απόκλιση της ευκλείδειας νόρμας του σφάλματος σχηματισμού (mm) για το σύστημα άνθρωπος-ρομπότ. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν την καλή συμπεριφορά του προτεινόμενου νόμου ελέγχου, αφού το μέσο σφάλμα διαχωρισμού για όλους τους ασθενείς είναι περίπου 4 mm και το σφάλμα στο σχετικό προσανατολισμό κοντά στις 2.5 deg. Η νόρμα για το σφάλμα σχηματισμού $\|E\|$ είναι 26 mm και η τυπική απόκλιση 17 mm. Παρουσιάζουμε, επίσης, γραφικά αποτελέσματα για δύο ασθενείς για την καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων.

Στο Σχ. 13.2 παρουσιάζονται τα γραφήματα για τον ασθενή #1. Ο άνθρωπος και το ρομπότ ξεκίνησαν από μια αρχική θέση και πραγματοποίησαν μια τροχιά που περιλάμβανε προς τα δεξιά και αριστερά ελιγμούς και σταμάτησαν αφότου διέγραψαν μια πορεία 6 μέτρα. Τα πράσινα αστέρια δείχνουν τις στροφές κατά μήκος της πορείας που εκτελέστηκε από τον άνθρωπο. Στο Σχ. 13.2β' παρουσιάζεται η εξέλιξη της πραγματικής απόστασης διαχωρισμού σε σχέση με την επιθυμητή. Είναι προφανές ότι ο ελεγκτής συγκλίνει στην επιθυμητή έξοδο, όπως φαίνεται επίσης από τον πίνακα ;;, όπου ο ασθενής #1 παρουσίασε μέσο σφάλμα απόστασης διαχωρισμού 4 mm. Μπορούμε επίσης να αναφέρουμε μετά από την παρατήρηση αυτού του γραφήματος ότι ο ασθενής ταξινομήθηκε στην Κλάση 1 για όλη τη δραστηριότητα βάρδισης (η επιθυμητή απόσταση ήταν σταθερά ρυθμισμένη στα 0,55 μ).

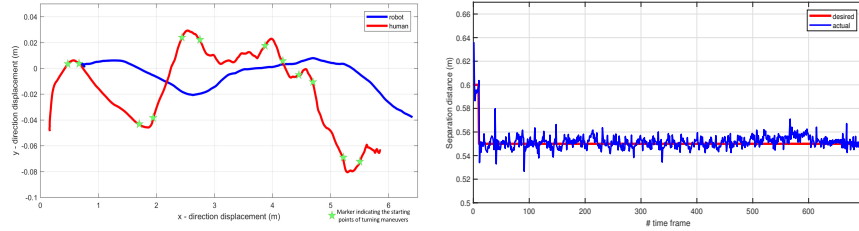
Το Σχ.13.2α' απεικονίζει τις τροχιές το 2Δ επίπεδο για τον ασθενή (κόκκινο) και το ρομπότ (μπλε). Στο Σχ. 13.2γ' παρουσιάζεται η εξέλιξη του σχετικού προσανατολισμού (deg) με σχέση με την επιθυμητή τιμή. Διασταυρώνοντας τα αποτελέσματα αυτού του γραφήματος με τις παραγόμενες τροχιές ανθρώπου-ρομπότ του Σχ. 13.2α', μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι οι αποκλίσεις του σχετικού προσανατολισμού από την επιθυμητή τιμή συμβαίνουν σε περιπτώσεις περιστροφικών ελιγμών, όπως για παράδειγμα κατά το χρονικό διάστημα από περίπου 30 έως 230 που ο άνθρωπος κάνει διαδοχικές στροφές δεξιά και αριστερά. Ωστόσο, το σύστημα συγκλίνει κοντά στον επιθυμητό προσανατολισμό για το χρονικό διάστημα από περίπου 250 έως 400, όταν ο άνθρωπος και το ρομπότ περπατούν σε μια ευθεία διαδρομή και στη συνέχεια πάλι παρουσιάζουν απόκλιση στον σχετικό προσανατολισμό όταν ο άνθρωπος επιχειρεί μια αριστερή στροφή στο τέλος της διαδρομής. Οι περιστροφικοί χειρισμοί μπορούν να θεωρηθούν ως διαταραχές στο σύστημα ανθρώπου-ρομπότ, τις οποίες το σύστημα καταφέρνει να ξεπεράσει και να συγκλίνει στην επιθυμητή τιμή. Ακόμη και αυτές οι αποκλίσεις είναι αποδεκτές για το πρόβλημά μας, αφού οι τιμές είναι κοντά στις

επιθυμητές με το υποκείμενο #1 να έχει μέσο σφάλμα σχετικού προσανατολισμού στα 2.46 deg, ενώ η επίπτωση στο σφάλμα σχηματισμού θεωρείται μικρή, αφού η ευκλείδια νόρμα του σφάλματος $\|E\|$ για τον ασθενή #1 είναι μόλις 31 mm, απόσταση που αποτελεί μόνο το 5% της επιθυμητής απόστασης διαχωρισμού για αυτό το άτομο.

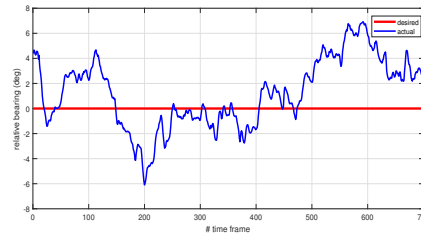
Στο Σχ. 13.3 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα σχηματισμού για τον ασθενή #14. Οι τροχιές που εκτελούνται στο 2Δ-επίπεδο από τον ασθενή (κόκκινο) και το ρομπότ (μπλε) απεικονίζονται στο Σχ. 13.3α'. Ο ασθενής #14 έκανε μια μακρύτερη διαδρομή, περπατώντας σχεδόν 8 μέτρα στην οριζόντια κατεύθυνση, ενώ πραγματοποίησε περισσότερες στροφές κατά μήκος της διαδρομής (που υποδεικνύονται από τα πράσινα αστέρια). Στο Σχ. 13.3β' απεικονίζεται η εξέλιξη της πραγματικής απόστασης διαχωρισμού σε σχέση με την επιθυμητή. Μια σημαντική παρατήρηση σε αυτό το σημείο είναι ότι ο συγκεκριμένος ασθενής έχει αλλάξει τον τρόπο βηματισμού του στην εξέλιξη της διαδρομής. Κατά τα πρώτα χρονικά διαστήματα ~ 150 , ο ασθενής ταξινομήθηκε στην Κλάση 1, ενώ για τα χρονικά διαστήματα 150 έως 320 κατατάχθηκε στην Κλάση 2. Αυτό το χρονικό διάστημα αντιστοιχεί στο Σχ. 13.3α' στο διάστημα από 2 m έως 4 m στην κατεύθυνση τους άξονα x. Είναι προφανές ότι ο χρήστης επιταχύνει το βηματισμό του, οπότε ταξινομήθηκε στην Κλάση 2, αλλά στη συνέχεια άλλαξε την απόδοση του περπατήματός του και έτσι ταξινομήθηκε στην Κλάση 1. Παρά τις εναλλαγές μεταξύ των κλάσεων 1 και 2 για τον ασθενή αυτό, και τις αντίστοιχες μεταβολές στον επιθυμητό διαχωρισμό απόστασης, ο ελεγκτής συγκλίνει στην επιθυμητή τιμή κάθε φορά, έχοντας ένα μέσο σφάλμα απόστασης διαχωρισμού 8,6 mm, το οποίο είναι ένα αποδεκτό σφάλμα για την εφαρμογή μας.

Στο Σχ. 13.3γ' παρουσιάζεται η εξέλιξη του σχετικού προσανατολισμού (deg) σε σχέση με την επιθυμητή τιμή. Για ακόμη μια φορά, εξετάζουμε αυτό το σχήμα μαζί με τις παραγόμενες τροχιές ανθρώπου-ρομπότ του Σχ. 13.3α'. Καθώς ο ασθενής έκανε πολλούς χειρισμούς περιστροφής κατά μήκος του δρόμου, υπάρχουν περισσότερες αποκλίσεις του σχετικού προσανατολισμού από την επιθυμητή τιμή. Ενώ το σύστημα προσπαθεί να συγκλίνει στο επιθυμητό μηδενικό σχετικό προσανατολισμό, οι διαδοχικές διαταραχές που προκαλούνται από τις αντίστοιχες στροφές, διαταράσσουν την απόκριση του συστήματος. Αυτό οδηγεί σε ένα μέσο σφάλμα 4.35 deg, το οποίο είναι επίσης ένα αποδεκτό σφάλμα για την περίπτωσή μας, αφού η επίπτωση στο σφάλμα σχηματισμού θεωρείται μικρή, έχοντας έναν μέσο όρο σφάλματος $\|E\|$ περίπου 35 mm, δηλ. μια απόσταση που αντιπροσωπεύει περίπου το 6% της μέσης επιθυμητής απόστασης διαχωρισμού (μετρούμενη στα 0,62 m) για τον συγκεκριμένο ασθενή.

Από όσο μπορούμε να γνωρίζουμε, η μόνη εργασία στη σχετική βιβλιογραφία που εξετάζει το σχηματισμό ανθρώπου-ρομπότ βρίσκεται στο [141], όπου χρησιμοποίησε παρόμοιο πλαίσιο για την παροχή ανατροφοδότησης σε έναν αισθητήρα αφής που φορούσαν άτομα με τύφλωση. Σε αυτήν την εφαρμογή, οι συγγραφείς παρακολούθησαν τον ανθρώπινο κορμό από ένα νέφος σημείων από έναν αισθητήρα κάμερας και έθεσαν την επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού στα 2.3 m. Στην εργασία τους αναφέρουν ότι ο μέσος όρος του σφάλματος σχηματισμού ήταν 0.52 m, δηλαδή το σφάλμα είναι το 23% της επιθυμητής απόστασης, ενώ στην περίπτωσή μας τα σφάλματα είναι πολύ μικρότερα, με αντίστοιχο ποσοστό σφάλματος μόνο 4.7%.

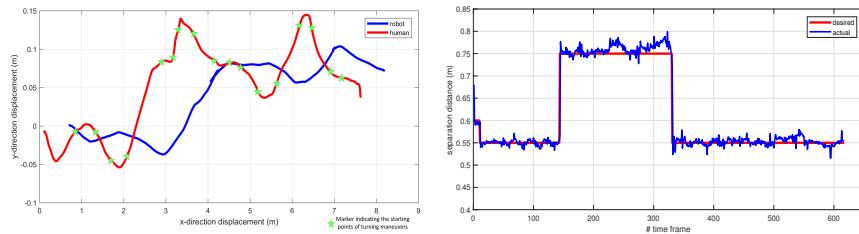


(α) Τροχιές Ανθρώπου-Ρομπότ. (β) Εξέλιξη απόστασης διαχωρισμού.

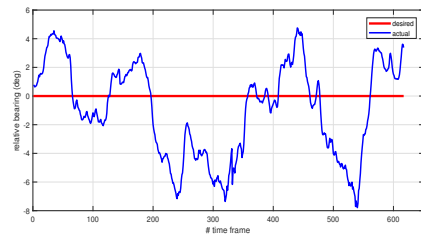


(γ) Εξέλιξη σχετικού προσανατολισμού.

Σχήμα 13.2: Αποτελέσματα Ελέγχου Σχηματισμού: τροχιές, αποστάσεις διαχωρισμού & σχετικός προσανατολισμός ως προς τις επιθυμητές τιμές για τον ασθενή #1 (Πίνακας 13.2).

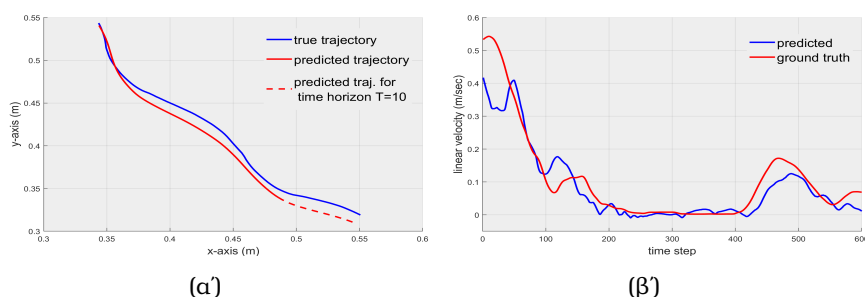


(α) Τροχιές Ανθρώπου-Ρομπότ. (β) Εξέλιξη απόστασης διαχωρισμού.



(γ) Εξέλιξη σχετικού προσανατολισμού.

Σχήμα 13.3: Αποτελέσματα Ελέγχου Σχηματισμού: τροχιές, αποστάσεις διαχωρισμού & σχετικός προσανατολισμός ως προς τις επιθυμητές τιμές για τον ασθενή #14 (Πίνακας 13.2).



Σχήμα 13.4: (α) Παράδειγμα της πρόβλεψης της τροχιάς του ανθρώπου που προέκυψε από το δίκτυο HuMIM. (β) Παράδειγμα της προβλεπόμενης γραμμικής ταχύτητας του ρομπότ από το δίκτυο πολιτικής ελέγχου που εκπαιδεύτηκε με IL.

13.2 Πειραματικά αποτελέσματα προσαρμογής κίνησης ρομπότ με ενισχυτική μάθηση

13.2.1 Περιγραφή δεδομένων

Τα πειραματικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των δικτύων της μεθόδου προσαρμογής της κίνησης της ρομποτικής πλατφόρμας στην ανθρώπινη βάδιση με χρήση ενισχυτικής μάθησης προέρχονται από την βάση MOBOT1 (βλ. κεφ. 8). Για το σκοπό αυτής της μελέτης, χρησιμοποιήσαμε 20.000 καρέ από δεδομένα MoCap (συγχρονισμένα με τη συχνότητα του αισθητήρα λέιζερ, δηλ. στα 0.028sec/scan) και ένα σύνολο δεδομένων περίπου 5.000 καρέ δεδομένων παρακολούθησης του ανθρώπινου CoM από τέσσερις ασθενείς που χρησιμοποιήθηκαν για την προσαρμογή/δοκιμή των μοντέλων μας και για την εκπαίδευση της προτεινόμενης μεθόδου MBRL. Για την πειραματική δοκιμή του MBRL διατηρήθηκε ένα επιπλέον σύνολο δεδομένων 2.000 καρέ δεδομένων παρακολούθησης. Στη συνέχεια, παρέχονται αναλυτικά αποτελέσματα που αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητα των προτεινόμενων μοντέλων και την απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου MBRL.

13.2.2 Αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης της ανθρώπινης κίνησης

Υλοποίηση του δικτύου HuMIM: Το δίκτυο HuMIM εκπαιδεύτηκε με χρήση δεδομένων MoCap αλλά και δεδομένων από το σύστημα παρακολούθησης με μια δαμέριση 80%-20% για εκπαίδευση και δοκιμή αντίστοιχα, για 500 εποχές με ρυθμό μάθησης 10^{-4} και μείωση βάρους 10^{-4} . Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Stochastic Gradient Descent με απώλεια εκπαίδευσης (L2-loss) το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error - MSE) υπολογιζόμενο μεταξύ της πρόβλεψης \hat{x}^H και της πραγματικής τιμής x^H της εξόδου του δικτύου.

Επαλήθευση: Για την επαλήθευση του δικτύου HuMIM υπολογίσαμε τις απώλειες του MSE για τα σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής, τα οποία αποδεικνύουν την απόδοση του δικτύου. Πιο συγκεκριμένα, το W κατά την εκπαίδευση ήταν $4 \cdot 10^{-4}$ ενώ κατά τη δοκιμή για χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης $T = 10$ ήταν $2 \cdot 10^{-3}$, που σημαίνει ότι το προτεινόμενο μοντέλο παρέχει πολύ καλή προσαρμογή στα δεδομένα και ακριβείς προβλέψεις για την πρόθεση κίνησης του ανθρώπου. Το Σχ. 13.4α' παρου-

στάζει ένα γραφικό αποτέλεσμα σχετικά με την προβλεπόμενη τροχιά σε σχέση με την αντίστοιχη πραγματική, όπου η διακεκομμένη γραμμή αναπαριστά ένα παράδειγμα πρόβλεψης της τροχιάς για ορίζοντα δέκα χρονικών στιγμών.

Υλοποίηση του δικτύου πρόβλεψης των παραμέτρων σύζευξης: Από την ανάλυση των δεδομένων MoCap βρήκαμε ότι το μήκος διασκελισμού (stride length) και η πραγματική απόσταση ανθρώπου-παθητικού περιπατητήρα συσχετίζονται, με συντελεστή συσχέτισης $\rho = 0.972$ και μέση διαφορά μεταξύ τους $\delta l = 0.15$ m. Στα επόμενα, η τιμή δl χρησιμοποιείται ως μία σταθερά πόλωσης που προστίθεται στις προβλέψεις του δικτύου για την επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού ως μία απόσταση ασφαλείας. Για την υλοποίηση του δικτύου χρησιμοποιήσαμε ίδιες παραμέτρους εκπαίδευσης και την ίδια συνάρτηση απώλειας με το δίκτυο HuMIM.

Επαλήθευση: Για την πρόβλεψη των παραμέτρων της επιθυμητής σύζευξης, καταλήγουμε με ένα εξίσου καλό μοντέλο και αντίστοιχα μικρές MSE απώλειες. Για τον σχετικό προσανατολισμό ϕ_t , η σπώλεια στην εκπαίδευση του δικτύου είναι $2.2 \cdot 10^{-3}$ rad και η απώλεια δοκιμών $2.8 \cdot 10^{-3}$ rad, ενώ για τη σχετική απόσταση διαχωρισμού (το δίκτυο εκπαιδεύτηκε τόσο με δεδομένα επίδειξης όσο και με δεδομένα μηκών διασκελισμού που εξήχθησαν από το σύστημα παρακολούθησης βάδισης) η απώλεια κατά την εκπαίδευση ήταν $6 \cdot 10^{-3}$ m και στις δοκιμές 10^{-2} m. Τα αποτελέσματα αυτά αποδεικνύουν ότι τα εκπαιδευμένα μοντέλα μπορούν να προβλέψουν αποτελεσματικά τις προθέσεις της ανθρώπινης κίνησης μέσα στο πλαίσιο της συζευγμένης πλοήγησης ανθρώπου-ρομπότ.

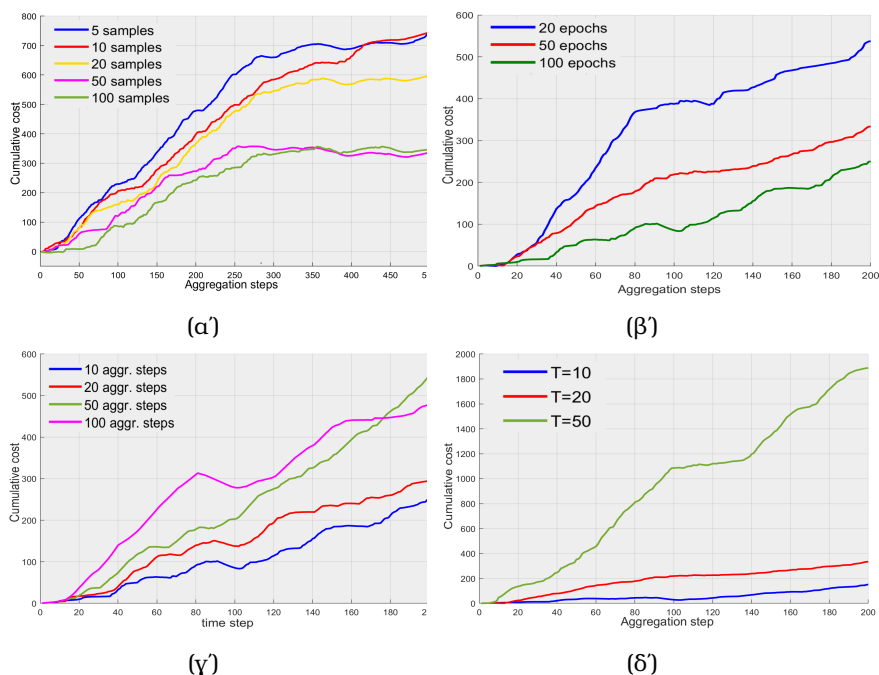
13.2.3 Αξιολόγηση του δικτύου πολιτικής ελέγχου με IL

Υλοποίηση: Για την εκπαίδευση του δικτύου πολιτικής ελέγχου με IL, χρησιμοποιήσαμε τα δεδομένα MoCap, από τα οποία υπολογίσαμε τις ανθρώπινες καταστάσεις και τις ground truth ταχύτητες του ρομπότ. Για την εκπαίδευση του δικτύου με IL δεν χρησιμοποιήσαμε το HuMIM για τις προβλέψεις των ανθρώπινων κινήσεων, αλλά διαμορφώσαμε τα δεδομένα εκπαίδευσης σε διανύσματα χαρακτηριστικών με χρονική επικάλυψη, ώστε να έχουμε διανύσματα εισόδου της μορφής $\mathbf{x}_{t:t+T}^H$. Το δίκτυο εκπαιδεύτηκε χρησιμοποιώντας μίνι-παρτίδες (mini-batch) των 512 κλιπ, με αρχικό ρυθμό εκμάθησης 10^{-3} , ορμή 0.9 και απώλεια βάρους 10^{-4} . Ο ρυθμός εκμάθησης διαιρείται κατά 10 μετά το πέρας των μισών εποχών. Χρησιμοποιήσαμε τον βελτιστοποιητή Adam και ως απώλεια μίμησης χρησιμοποιήσαμε την απώλεια L1, δηλαδή το μέσο απόλυτο σφάλμα μεταξύ του προβλεπόμενου $\hat{\mathbf{u}}_t^R$ και του πραγματικού \mathbf{u}_t^R διανύσματος ταχυτήτων του ρομπότ.

Επαλήθευση: Ο πίνακας 13.3 παρέχει τις L1 απώλειες εκπαίδευσης και δοκιμών για τις προβλεπόμενες ταχύτητες ελέγχου σε σχέση με τις ground truth τιμές για το δίκτυο πολιτικής που εκπαιδεύτηκε με IL. Είναι προφανές ότι τα LSTM είναι απαραίτητα για την αποκωδικοποίηση των ακολουθιών της ανθρώπινης κίνησης. Επιπλέον, ο συνδυασμός των στρωμάτων FC και LSTM φαίνεται να παρέχει το απαραίτητο σχήμα κωδικοποίησης-αποκωδικοποίησης για τη μετάφραση μιας προβλεπόμενης ανθρώπινης τροχιάς (θεωρώντας ότι οι άνθρωποι κινούνται με μη-ολονομικό τρόπο) σε γραμμικές και γωνιακές ταχύτητες για τον ρομποτικό βοηθό. Επιλέγουμε την αρχιτεκτονική με τα 2 FC στρώματα και τα 2 LSTM, καθώς είναι αυτή που έχει το μικρότερο σφάλμα πρόβλεψης. Ένα παράδειγμα της απόδοσης του προτεινόμενου δικτύου πολιτικής ελέγχου απεικονίζεται στο Σχ. 13.4β', όπου συγκρίνουμε την προβλεπόμενη γραμμική ταχύτητα σε σχέση με την ground truth τιμή της από το σύνολο δεδομένων δοκιμών της πολιτικής που εκπαιδεύτηκε με IL.

Αρχ.	1LSTM	2 FC	1FC + 2LSTM	2FC+1LSTM	2FC+2LSTM
κρυφές καταστάσεις	512	[1024, 512]	[2048,1024,512]	[2048,1024,512]	[2048,1024,1024,512]
Απώλεια εκπαίδευσης	0.186	0.184	0.045	0.052	0.029
Απώλεια δοκιμών	0.158	0.156	0.057	0.065	0.043

Πίνακας 13.3: Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για διάφορες αρχιτεκτονικές του δικτύου πολιτικής ελέγχου του Σχ. 7.7 στα πλαίσια εκπαίδευσής του με IL.



Σχήμα 13.5: Καμπύλες μάθησης για τη μέθοδο MBRL που απεικονίζουν τα σωρευτικά κόστη για διαφορετικές σχεδιαστικές παραμέτρους της μεθόδου: (α) Αριθμός δειγματοληπτούμενων τροχιών N_s . (β) Αριθμός εποχών για την επανεκπαίδευση της πολιτικής. (γ) Συχνότητα σόρρευσης δεδομένων K . (δ) Ορίζοντας προβλέψεων T .

13.2.4 Αξιολόγηση της μεθόδου MBRL:

Υλοποίηση: Για τη διαδικασία προσαρμογής του δικτύου πολιτικής του Σχ. 7.7 σύμφωνα με την μεθοδολογία MBRL (Φιγ. 7.5), χρησιμοποιήθηκε ο βελτιστοποιητής Adam και συνάρτηση απώλειας η συνάρτηση Huber [192], η οποία είναι λιγότερο ευαίσθητη στα ακραία δεδομένα. Παρακάτω αξιολογούμε διαφορετικές σχεδιαστικές επιλογές σε σχέση με το πλαίσιο MBRL. Για την εκπαίδευση με MBRL χρησιμοποιήσαμε 5000 καρέ δεδομένων παρακολούθησης από τέσσερις ασθενείς, ενώ για τη δοκιμή της απόδοσης του ελεγκτή κρατήσαμε 2000 καρέ δεδομένων από έναν νέο ασθενή, τα δεδομένα του οποίου δεν χρησιμοποιήθηκαν σε καμία διαδικασία εκπαίδευσης.

Αξιολόγηση της εκπαίδευσης με τη μέθοδο MBRL: Για την εκπαίδευση της πολιτικής ελέγχου μέσω του MBRL ερευνήσαμε διάφορες σχεδιαστικές παραμέτρους για να λάβουμε τον καλύτερο δυνατό συνδυασμό αυτών. Το Σχ. 13.5 παρουσιάζει τις καμπύλες μάθησης, οι οποίες αναπαριστούν τα σωρευτικά κόστη για την συζευγ-

μένη κίνηση ανθρώπου-ρομπότ, για διαφορετικές παραμέτρους σχεδίασης. Εφόσον αναφερόμαστε σε κόστη, όσο χαμηλότερα είναι τα σωρευτικά κόστη τόσο καλύτερη είναι η απόδοση του αντίστοιχου σχεδιασμού για το MBRL. Ο καλύτερος συνδυασμός παραμέτρων θα χρησιμοποιηθεί για την δοκιμή της μεθόδου στα δεδομένα ενός νέου ασθενούς.

Συγκεκριμένα, στο Σχ. 13.5α' παρουσιάζεται η επίδραση του διαφορετικού αριθμού δειγμάτων N_s που χρησιμοποιούνται για τα επεισόδια του MPC, για μια σειρά από 5-100 δείγματα. Το αποτέλεσμα φαίνεται λογικό, δεδομένου ότι για λιγότερα δείγματα (δηλ. 5-20) η περιορισμένη εξερεύνηση από τον ελεγκτή οδηγεί στη συσσώρευση μεγαλύτερων σφαλμάτων και συνεπώς κόστους. Είναι ενδιαφέρον ότι η καμπύλη μάθησης για 50 δείγματα συμπεριφέρεται παρόμοια με την καμπύλη για τα 100 δείγματα, ενώ και οι δύο ρυθμίσεις παραμέτρων συγκλίνουν πολύ γρήγορα σε μια σταθερή απόδοση. Οι κλίσεις των καμπυλών για 50 και 100 δείγματα δείχνουν ότι μετά από 250 βήματα επανεκπαίδευσης έχουμε μια σταθεροποιημένη απόδοση. Επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε 50 δείγματα ως την υπολογιστικά φθηνότερη λύση.

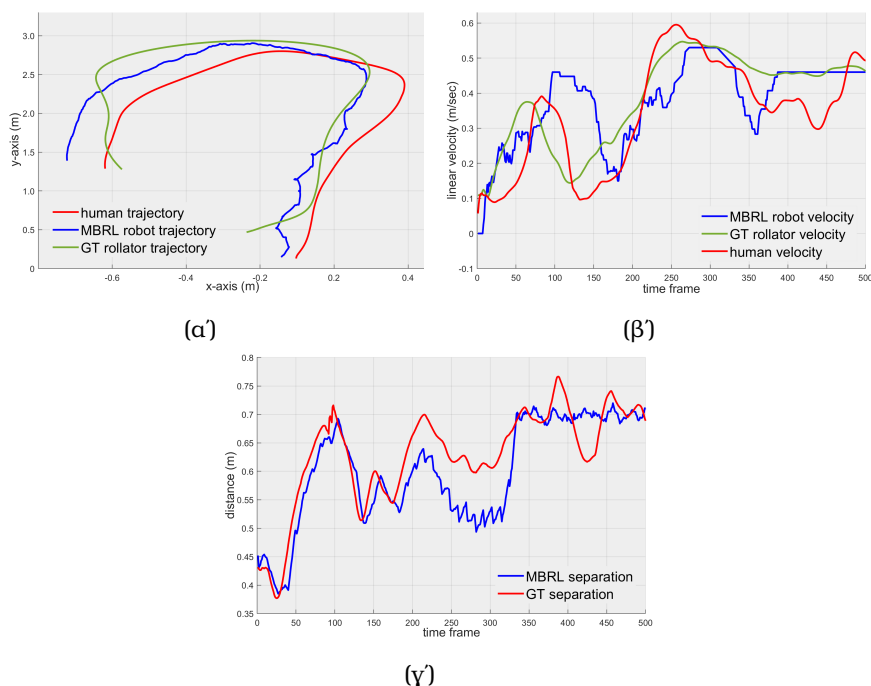
Για την επιλογή του αριθμού των εποχών που χρησιμοποιούνται σε κάθε στάδιο επανεκπαίδευσης για την προσαρμογή της πολιτικής μας, έχουμε πειραματιστεί με 20, 50 και 100 εποχές. Το Σχ. 13.5β' δείχνει το σωρευτικό κόστος για 200 βήματα σώρευσης δεδομένων και 50 δείγματα για τις προσομοιώσεις του MPC. Είναι προφανές ότι οι 100 εποχές εκπαίδευσης έχουν τις καλύτερες επιδόσεις, ωστόσο οι 50 εποχές συγκλίνουν κοντά στην ίδια επίδοση, και ως εκ τούτου θα επιλέξουμε αυτές για υπολογιστικούς λόγους.

Στο Σχ. 13.5γ' παρουσιάζονται τα αποτελέσματα αξιολόγησης για διαφορετικές συσσωρευτικές συχνότητες K (§7, Αλγόριθμος 1). Από τον πειραματισμό, διαπιστώσαμε ότι η συγκέντρωση και η προσαρμογή της πολιτικής ελέγχου κάθε 10 χρονικά βήματα αποδίδει καλύτερα στον προτεινόμενο αλγόριθμο. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι χρονισμοί αυτοί έχουν επιλεγεί για να μοιάζουν με τις χρονικές διάρκειες των φάσεων στην ανθρώπινη βάδιση. Συγκεκριμένα, από προηγούμενη μελέτη μας [176] γνωρίζουμε ότι περίπου κάθε 10 χρονικές στιγμές ο άνθρωπος εκτελεί αιώρηση ποδιού για να πραγματοποιήσει ένα βήμα και κάθε 50 χρονικές στιγμές ολοκληρώνεται ένας κύκλος βάδισης. Επομένως, παρατηρούμε ότι η προσαρμογή για κάθε νέο βήμα δίνει χαμηλότερο σωρευτικό κόστος.

Με τον ίδιο τρόπο, διερευνήσαμε διαφορετικές ρυθμίσεις για την επιλογή του χρονικού οριζοντα για το MPC (για αυτό το πείραμα έχουμε αλλάξει τις ρυθμίσεις των δικτύων πρόβλεψης πρόθεσης κίνησης και της πολιτικής ανάλογα). Μεγαλύτεροι χρονικοί οριζόντες από $T = 10$ συσσωρεύουν μεγαλύτερα σφάλματα. Μακρύτεροι οριζόντες σημαίνουν μεγαλύτερα σφάλματα πρόβλεψης από τα μοντέλα ανθρώπινης πρόθεσης κίνησης, οδηγώντας έτσι σε μεγαλύτερα σφάλματα για την εκτίμηση της πολιτικής ελέγχου. Προφανώς, η προσαρμογή σε συχνότητα σχετική με αυτή της φάσης αιώρησης του ποδιού κατά τη βάδιση είναι πιο κατάλληλη.

Σύμφωνα με την παραπάνω αξιολόγηση, αποφασίσαμε να χρησιμοποιήσουμε για την υλοποίηση του MBRL $N_s = 50$ δείγματα για τα επεισόδια του MPC, 50 εποχές για την αναπροσαρμογή του δικτύου της πολιτικής, $K = 10$ χρονικά βήματα ως συχνότητα συσσώρευσης δεδομένων και $T = 10$ οριζόντα πρόβλεψης. Αυτή η υλοποίηση είχε μέσο τετραγωνικό MSE (RMSE) 0.068 cm όσον αφορά το σφάλμα σύζευξης σε σχέση με την πραγματική και μέση απώλεια Huber κατά την επανεκπαίδευση 0.031.

Αποτελέσματα επαλήθευσης για την ακολούθηση ανθρώπου: Για την εργασία ακολούθηση του ανθρώπου από τα εμπρός, αξιολογούμε τη μέθοδο MBRL με χρήση δεδομένων παρακολούθησης από έναν νέο ασθενή, δηλαδή τα δίκτυα μας δε



Σχήμα 13.6: Αποτελέσματα δοκιμών της μεθόδου MBRL για την προσαρμογή της πολιτικής σε ένα νέο ασθενή. (α) Άνθρωπος, Ρομπότ και ground truth (GT) τροχιές (RMSE 0.18m MBRL έναντι παθητικού περιπατητήρα στα πειράματα συλλογής δεδομένων). (β) Σύγκριση γραμμικών ταχυτήτων ανθρώπου, ρομπότ και GTπαθητικού περιπατητήρα (RMSE 0.15 m/sec MBRL vs. GT). (γ) Σύγκριση της απόστασης διαχωρισμού που προκύπτει από τη μέθοδο MBRL σε σχέση με την GT απόσταση ανθρώπου- περιπατητήρα (RMSE 0.22m).

έχουν δει δεδομένα από αυτόν το ασθενή σε καμία από τις διαδικασίες εκπαίδευσης που περιγράφηκαν παραπάνω. Σκοπός μας είναι να ερευνησουμε πώς η πολιτική ελέγχου μπορεί να προσαρμοστεί σε έναν νέο ασθενή με μεσαία κινητική δυσλειτουργία, με τρόπο τέτοιο σαν να ακολουθούσε το ρομπότ τον άνθρωπο από τα εμπρός, σαν να ήταν ο χρήστης αυτός που σπρώχνει το ρομπότ μπροστά του. Το Σχ. 13.6 παρουσιάζει γραφήματα που συγκρίνουν τροχιές, γραμμικές ταχύτητες και αποστάσεις διαχωρισμού που προκύπτουν από την προσέγγιση MBRL σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα που παρέχονται από την ανάλυση των δεδομένων MoCap.

Στο Σχ. 13.6α', συγκρίνουμε τις τροχιές που διαγράφονται από τον άνθρωπο (από το σύστημα παρακολούθησης) για 500 χρονικές στιγμές, την τροχιά που προέρχεται από τη διαδικασία MBRL για το ρομπότ και την ground truth (GT) που προέρχεται από τα δεδομένα MoCap, όταν ο ασθενής έσπρωχνε τον παθητικό περιπατητήρα κατά τη διάρκεια των πειραμάτων συλλογής δεδομένων. Είναι προφανές ότι η μέθοδος MBRL παρέχει μια τροχιά πολύ κοντά στο GT. Αυτό μπορεί επίσης να αποδειχθεί από τα αποτελέσματα στο Σχ. 13.6β', όπου συγκρίνουμε τις γραμμικές ταχύτητες για τον ασθενή, αυτές που προτείνονται από το MBRL και το πραγματικό περιπατητήρα. Οι αποφάσεις ταχύτητας του MBRL ακολουθούν στενά τα μοτίβα της ταχύτητας του ανθρώπου. Είναι ενδιαφέρον να αναφερθεί ότι σε αντίθεση με το Σχ. 13.4β' που παρουσιάζει τα αποτελέσματα της IL μεθόδου όπου η πολιτική ακολούθησε τις

μέθοδος \ RMSE	θέση (m)	γραμμική ταχ. (m/sec)	γωνιακή ταχ. (rad/sec)	απόσταση διαχωρισμού (m)
IL	0.96	0.59	0.38	0.78
MPC	0.27	0.23	0.31	0.38
κινηματικός	1.33	0.61	0.49	0.89
MBRL	0.18	0.15	0.24	0.22

Πίνακας 13.4: Συγκριτική αξιολόγηση της απόδοσης του MBRL σε σχέση με τρεις βασικές μεθόδους.

πραγματικές ταχύτητες του περιπατητήρα, μπορούμε τώρα να δούμε ότι η πολιτική προσαρμόστηκε στο πραγματικό μοτίβο κίνησης του ασθενούς. Ωστόσο, υπάρχει μια μικρή καθυστέρηση, περίπου 20 χρονικών στιγμών στην ανίχνευση σημείων καμπής που αντιστοιχούν σε στροφές, η οποία όμως μπορεί επίσης να έχει προκύψει και από την απόδοση του HuMIM για την πρόβλεψη της πρόθεσης κίνησης. Τέλος, συγκρίνουμε την απόσταση διαχωρισμού για τη σύζευξη ανθρώπου-ρομπότ. Και πάλι, η πολιτική του MBRL ακολουθεί το πραγματικό μοτίβο, πράγμα που σημαίνει ότι η χρήση του μήκους διασκελισμού ως συμπερασμού για την επιθυμητή απόσταση διαχωρισμού είναι μια έγκυρη υπόθεση. Με την ολοκλήρωση αυτής της ανάλυσης παρέχουμε συγκεντρωτικά αποτελέσματα και για τις 2000 χρονικές στιγμές παρακολούθησης του ασθενούς. Ο μέσος όρος RMSE μεταξύ της προτεινόμενης διαδρομής από το MBRL για το ΡΜΣΕ και της GT του περιπατητήρα είναι **0.18m**, οι RMSE τιμές για τις ταχύτητες είναι **0.15 m/sec** για τη γραμμική και **0.24 rad/sec** για τη γωνιακή ταχύτητα. Ο μέσος όρος RMSE για την απόσταση διαχωρισμού ανθρώπου-ρομπότ σε σχέση με την GT (δηλ. άνθρωπος-περιπατητήρας) είναι **0.22m**.

Για περαιτέρω αξιολόγηση του προτεινόμενου πλαισίου w παρουσιάζουμε μια συγκριτική ανάλυση για το παραπάνω παράδειγμα σε σχέση με βασικές μεθόδους ελέγχου. Αυτές οι βασικές μέθοδοι είναι: (i) απλό IL όπως περιγράφεται στην ενότητα 7.2.5, (ii) το MPC για το πρόβλημα περιορισμένης βελτιστοποίησης της (7.7), και (iii) ο κινηματικός ελεγκτής που προτάθηκε στην ενότητα §7.1. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι έχουμε πειραματιστεί επίσης και με μία μέθοδο ενισχυτικής μάθησης χωρίς μοντέλα (model-free RL) που χρησιμοποιείται για συνεχή έλεγχο [161], ωστόσο ο αλγόριθμος δεν συγκλίνει, δεδομένης της περιορισμένης ποσότητας δεδομένων. Συγκεκριμένα, αυτή είναι μια σημαντική παρατήρηση, καθώς η μέθοδος MBRL υπερνικά το πρόβλημα της αναποτελεσματικότητας του δείγματος δεδομένων και είναι σε θέση να συγκλίνει με λίγα πραγματικά δεδομένα στο πλαίσιο πραγματικών δεδομένων.

Ο πίνακας 13.4 παρουσιάζει τα αποτελέσματα της σύγκρισης του MBRL με τις παραπάνω περιγραφόμενες μεθόδους αναφοράς, και καταγράφονται τα μέσα RMSE για τη θέση του ρομπότ σε σχέση με την πραγματική θέση του περιπατητήρα στα πειράματα συλλογής δεδομένων, για τις εφαρμοζόμενες γραμμικές και γωνιακές ταχύτητες και για την απόσταση διαχωρισμού μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ. Όταν χρησιμοποιείται IL, η πολιτική αποτυγχάνει να προτείνει δράσεις ώστε το ρομπότ να παρακολουθήσει τον χρήστη, καθώς εύκολα απομακρύνεται από την επιθυμητή τροχιά προκαλώντας υψηλά RMSEs. Το εκπαιδευμένο δίκτυο με IL προτείνει μόνο ταχύτητες χωρίς να λαμβάνει υπόψη την επιθυμητή σύζευξη στον σχηματισμό ανθρώπου-ρομπότ. Επιπλέον, δεδομένου ότι το εκπαιδευμένο δίκτυο με IL περιορίζεται από τα παραδείγματα εκπαίδευσης, δεν μπορεί να γενικεύσει καλά για δεδομένα που διαφέρουν από την κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης. Επομένως, είναι προφανές ότι η αναπροσαρμογή του μοντέλου είναι σημαντική, ιδίως όταν παρακολουθούνται άνθρωποι με

παθολογικό βάδισμα που παρουσιάζουν διαφορετικά προβλήματα κινητικότητας, κάτι που αντιμετωπίζει η μέθοδος MBRL. Το MPC παρουσιάζει ελαφρώς υψηλότερα σφάλματα από το MBRL (κατά μέσο όρο περίπου 50% αύξηση στο RMSE). Το MPC βασίζεται στη γραμμικοποίηση της δυναμικής του συστήματος που συνάγει σφάλματα, επομένως δεν επιτυγχάνεται η προσαρμογή στον χρήστη. Η προτεινόμενη μέθοδος MBRL που ενσωματώνει τα πλεονεκτήματα της προσαρμογής της ταχύτητας από το βαθύ δίκτυο μαζί με έναν ελεγκτή με βάση το μοντέλο παρέχει μια καλύτερη πολιτική ελέγχου. Ο κινηματικός ελεγκτής αποδίδει αρκετά καλά για ευθείες διαδρομές αλλά δεν ήταν σε θέση να αντισταθμίσει τις αλλαγές προσανατολισμού, επομένως δεν διατηρούσε την επιθυμητή σύζευξη, με αποτέλεσμα την εμφάνιση υψηλών σφαλμάτων. Παρά τα πλεονεκτήματα της μεθόδου MBRL που προκύπτουν από την προηγούμενη ανάλυση, ο περιορισμός αυτής της μεθόδου πηγάζει από τη δυσκολία εκμάθησης ενός δυναμικού μοντέλου ικανού να προσεγγίσει αρκετά κοντά το πραγματικό σύστημα. Έτσι, για τη βελτιστοποίηση της μεθόδου μας, σχεδιάζουμε να συνδυάσουμε το MBRL με τη μετα-μάθηση, που μπορεί να υπερβεί την εξάρτηση για ένα ακριβές μοντέλο δυναμικής προκειμένου να επιτευχθεί η προσαρμογή στον χρήστη.

□

Κεφάλαιο 14

Συμπεράσματα και Μελλοντικοί Ερευνητικοί Στόχοι

Όταν ένας άνθρωπος προσπαθεί να αλληλεπιδράσει και να συνεργαστεί μαζί με ένα ρομπότ, δεν αρκεί το ρομπότ να λειτουργήσει σωστά, αλλά είναι απαραίτητο να παρουσιάζει ένα ορισμένο επίπεδο νοημοσύνης για να επιτύχει μια φυσική και αβίαστη αλληλεπίδραση με τον άνθρωπο. Η αλληλεπίδραση Ανθρώπου-Ρομπότ (Human-Robot Interaction - HRI) είναι ένα σύνθετο ερευνητικό πεδίο που εισάγει πολλαπλές επιστημονικές προκλήσεις. Το ρομπότ πρέπει να είναι σε θέση να αντιληφθεί το περιβάλλον του, να μάθει να αναγνωρίζει τις κινήσεις, τις προθέσεις και ό,τι προσπαθεί να επικοινωνήσει ο άνθρωπος και τελικά να αποφασίσει τι πρέπει να κάνει στη συνέχεια και να ενεργήσει επ' αυτού. Με άλλα λόγια, αυτή η αλληλεπίδραση περιλαμβάνει την αντίληψη, την εκτίμηση, τη μάθηση και την λήψη απόφασης για δράσεις υποβοήθησης, που πρέπει να είναι σε θέση να λειτουργούν μεμονωμένα αλλά και συνεργατικά για να επιτύχουν τον τελικό στόχο - μια απρόσκοπτη αλληλεπίδραση ανθρώπου-ρομπότ. Τα παραπάνω αποτέλεσαν σημαντικό κίνητρο για την έρευνα του διδακτορικού μου έργου, κατά τη διάρκεια του οποίου εξερευνήθηκαν ιδέες αντίληψης, στοχαστικής εκτίμησης και μηχανικής μάθησης μαζί με το ρομποτικό έλεγχο (από τον κλασικό έλεγχο έως την ενισχυτική μάθηση) για να δοθεί στα ρομπότ η ικανότητα να αντιλαμβάνονται τις ανθρώπινες ενέργειες και προθέσεις, προκειμένου να παρέχουν τις απαραίτητες πληροφορίες για ανθρωποκεντρικές στρατηγικές λήψης αποφάσεων σχετικά με τις ρομποτικές ενέργειες.

Με αυτά τα κίνητρα, στην παρούσα διατριβή μελετήθηκαν μέθοδοι παρακολούθησης και κατηγοριοποίησης της ανθρώπινης βάδισης με εφαρμογή σε ρομποτικά συστήματα υποβοήθησης κίνησης. Στο πρόβλημα του σχεδιασμού ενός συστήματος ευρύτερης παρακολούθησης της κατάστασης ενός χρήστη ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης, μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις είναι η επίτευξη διαρκούς και ακριβούς εκτίμησης της κίνησης του χρήστη, χωρίς το σύστημα να επηρεάζεται από τον περιβάλλοντα θόρυβο. Βασικό ζήτημα αποτελεί η ανάπτυξη μοντέλων κίνησης που θα μπορούν να περιγράψουν την πολυπλοκότητα και την μεταβλητότητα της παθολογικής βάδισης. Ακόμη ένας στόχος είναι η αυτόματη ανάλυση βάδισης στα πλαίσια ενός προσαρμοζόμενου στο χρήστη ρομποτικού ελέγχου, τόσο για τη ρύθμιση

συγκεκριμένων παραμέτρων του συστήματος ελέγχου, όσο και για την ιατρική παρακολούθηση της αποκατάστασης των ασθενών. Σημαντική είναι και η συστηματική κατάταξη του εκάστοτε ασθενούς σε συγκεκριμένες κλάσεις κινητικής παθολογικής κατάστασης, για την ενσωμάτωση της πληροφορίας αυτής σε ένα γενικότερο πλαίσιο ελέγχου με επίγνωση του περιβάλλοντος για την ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης κινητικότητας. Τελικά, μελετήθηκε και προτάθηκε μια στρατηγική λήψης αποφάσεων με χρήση ενισχυτικής μάθησης που λαμβάνει υπόψιν τις προβλέψεις για τις προθέσεις κίνησης του ανθρώπου και προσαρμόζει ανάλογα τις προτεινόμενες ρομποτικές δράσεις, με αποτέλεσμα την συνεχή προσαρμογή του ρομπότ στον τρόπο βάδισης και τις προθέσεις του χρήστη.

14.1 Συμβολή

Η συμβολή της παρούσας διατριβής διατρέχει ένα ευρύ πεδίο έρευνας της παρακολούθησης, ανάλυσης και κατηγοριοποίησης της ανθρώπινης βάδισης, και τελικά την ενσωμάτωση των ανεπτυγμένων μεθοδολογιών σε ένα ανθρωποκεντρικό, προσαρμοζόμενο στο χρήστη έλεγχο μιας ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης βάδισης. Πιο συγκεκριμένα, διερευνήθηκαν και αξιολογήθηκαν διάφορες μεθοδολογίες παρακολούθησης της κίνησης των ποδιών με χρήση μεθόδων στοχαστικής εκτίμησης, προτάθηκαν μέθοδοι ανάλυσης και μάθησης χαρακτηριστικών βάδισης και ευστάθειας με πρωτοτυπίες ως προς την τρέχουσα βιβλιογραφία, ενώ τελική συνεισφορά αποτελεί η ανάπτυξη ενός καινοτόμου ανθρωποκεντρικού συστήματος λήψης αποφάσεων με την ενσωμάτωση σε αυτό το πλαίσιο όλων των τεχνικών κατανόησης της ανθρώπινης κίνησης και των προθέσεων. Ειδικότερα:

- Ερευνήθηκαν διάφορα σχήματα παρακολούθησης βάδισης με Kalman Filter, Particle Filters και συνδυασμούς των μεθόδων αυτών με τεχνικές μηχανικής μάθησης με παρατηρήσεις δεδομένα από έναν αισθητήρα laser τοποθετημένο επί της κινητής ρομποτικής πλατφόρμας του Σχ. 1.3.
- Προτάθηκε και επαληθεύθηκε πειραματικά το σχήμα PDA-PF για την παρακολούθηση κίνησης των ποδιών με τη χρήση πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων.
- Αναλύθηκαν διάφορες τεχνικές χρήσης HMM για την αναγνώριση κύκλων βάδισης και την κατηγοριοποίηση της παθολογικής κατάστασης ασθενών.
- Προτάθηκε ένα σχήμα εξαγωγής παραμέτρων βάδισης, βάσει των προτεινόμενων μεθοδολογιών επεξεργασίας δεδομένων του ενσωματωμένου αισθητήρα laser. Οι παράμετροι αυτές χρησιμοποιούνται ευρέως σε ιατρικές διαγνώσεις παθολογικής βάδισης.
- Διερευνήθηκαν μέθοδοι ανάλυσης βάδισης από συστήματα οπτικής καταγραφής κίνησης με χρήση οπτικών δεικτών, με στόχο την εξαγωγή δεδομένων αληθείας, για την πειραματική επαλήθευση των προτεινόμενων μεθοδολογιών.
- Αξιολογήθηκαν όλες οι μεθοδολογίες με πλήθος καταγεγραμμένων πειραματικών δεδομένων που συλλέχθηκαν με τη συμμετοχή πραγματικών ασθενών.
- Επαληθεύθηκε η εν δυνάμει εφαρμοσιμότητα της προτεινόμενης μεθοδολογίας ανάλυσης βάδισης ως προς την κατηγοριοποίηση των χρηστών της πλατφόρμας σε διάφορες παθολογικές κλάσεις. Το προτεινόμενο σχήμα ανάλυσης βάδισης

αποτελεί ένα μη παρεμβατικό εργαλείο για την ιατρική διάγνωση και την παρακολούθηση της αποκατάστασης των χρηστών της ρομποτικής πλατφόρμας υποβοήθησης.

- Αναλύθηκε η επίδραση διαφορετικών σχημάτων ελέγχου στη βάρδια ασθενών διαφορετικής παθολογικής κλάσης και διαφάνηκε η ανάγκη σχεδιασμού ρομποτικού ελέγχου προσαρμοζόμενου στον εκάστοτε χρήστη με αξιοποίηση της πληροφορίας που δίνεται από την ανάλυση βάρδιας.
- Αναπτύχθηκε μία πρωτότυπη μεθοδολογία βαθιών νευρωνικών δικτύων για την ανίχνευση της ευστάθειας βάρδιας μέσω σύμμιξης πληροφορίας κάμερας και λέιζερ.
- Προτάθηκε επίσης μια μέθοδος ανθρωποκεντρικού ελέγχου της ρομποτικής πλατφόρμας με χρήση τεχνικών ενισχυτικής μάθησης (reinforcement learning) με την ενσωμάτωση ενός αναδρομικού νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη της πρόθεσης κίνησης του χρήστη.

Κύριες συνεισφορές της παρούσας διατριβής σε σχέση με τη βιβλιογραφία αποτελούν: (α) η δημιουργία ενός ενιαίου ανθρωποκεντρικού σχήματος εκτίμησης βάρδιας, με την ταυτόχρονη πρόβλεψη της κινηματικής κατάστασης των ποδιών και της ανάλυσης των κύκλων βάρδιας, με χρήση τεχνικών πολλαπλών μοντέλων κίνησης και πιθανοτικής συσχέτισης δεδομένων IMM-PDA-PF. Το εργαλείο αυτό παρέχει τη δυνατότητα για ανάλυση σε πραγματικό χρόνο της βάρδιας χρηστών με διαφορετικά κινηματικά χαρακτηριστικά και μπορεί να ενσωματωθεί σε έναν προσαρμοσμένο στον χρήστη ρομποτικό έλεγχο. (β) Η μελέτη και ανάπτυξη διαφόρων στρατηγικών ελέγχου για τη ρομποτική πλατφόρμα υποβοήθησης με χρήση ανθρωποκεντρικής πληροφορίας σχετικά με την κινητική κατάσταση του εκάστοτε χρήστη. Αρχικά μελετήθηκε και υλοποιήθηκε μια στρατηγική ελέγχου για τον σχηματισμό ανθρώπου-ρομπότ με την ανάπτυξη ενός κινηματικού ελεγκτή που λαμβάνει υπόψιν την κινηματική κατηγοριοποίηση του χρήστη προκειμένου να προσαρμόζονται οι βέλτιστες παράμετροι του ελεγκτή σε σχέση με την απόσταση και τον προσανατολισμό του σχήματος άνθρωπος-ρομπότ. Παρά το γεγονός ότι μια τέτοια σχεδίαση είχε καλά αποτελέσματα σε ευθεία πορεία, δεν ήταν δυνατόν να προσαρμόζεται σε πιο σύνθετες κινήσεις που περιλάμβαναν επίσης στροφές. Για το λόγο αυτό, η παρούσα διατριβή ολοκληρώνεται με την παρουσίαση, ανάλυση και υλοποίηση μιας μεθόδου ενισχυτικής μάθησης με βάση μοντέλο για την πολιτική ελέγχου (model-based reinforcement learning), η οποία ενσωματώνει και ένα βαθύ αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της πρόθεσης κίνησης του ατόμου. Στόχος είναι η εκμάθηση μιας πολιτικής ελέγχου για τον ρομποτικό βοηθό ώστε να προσαρμόζεται στην κινητική κατάσταση και τις προθέσεις του εκάστοτε χρήστη. Με εκτενή πειραματική ανάλυση αποδείξαμε την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου σε σχέση με βασικές μεθόδους ελέγχου.

14.2 Μελλοντικοί Ερευνητικοί Στόχοι

Το πεδίο έρευνας των ρομποτικών βοηθών υποβοήθησης κινητικότητας παραμένει ακόμα ανοικτό. Πολλά είναι ακόμα τα ζητήματα που πρέπει να μελετηθούν, ώστε να μπορέσουν οι ρομποτικοί βοηθοί να ενσωματωθούν στην καθημερινότητα ηλικιωμένων ατόμων με κινητικά προβλήματα. Όσον αφορά στην εκτίμηση, οι μελλοντικοί ερευνητικοί στόχοι κινούνται σε δύο άξονες, με επίκεντρο την εκτίμηση της δυναμικής κατάστασης ισορροπίας του ανθρώπου με πολυτροπική σύμμιξη δεδομένων

και την ανάπτυξη ενός σχήματος ελέγχου προσαρμοζόμενου στο χρήστη με χρήση πληροφορίας της βάρδισης του εκάστοτε ασθενούς. Συγκεκριμένα:

- Μια ενδιαφέρουσα ερευνητική κατεύθυνση θα αποτελούσε η χρήση πολλαπλών κινητικών μοντέλων βάρδισης (π.χ. παθολογικής και υγιούς βάρδισης) για την καλύτερη παρακολούθηση μεγαλύτερου εύρους ατόμων. Ενδιαφέρουσα κατεύθυνση είναι και η χρήση μετα-μάθησης για την αναπροσαρμογή των κινηματικών μοντέλων της μεθόδου παρακολούθησης ώστε να μπορεί να προσαρμόζεται το σύστημα παρακολούθησης σε δεδομένα βάρδισης εκτός των κατανομών ταχυτήτων.
- Για τον έλεγχο της ρομποτικής πλατφόρμας, πολύτιμη θα ήταν η σύμμιξη των δεδομένων λείζερ, κάμερας με τα δεδομένων των αισθητήρων ροπής/δύναμης. Μια μοντελοποίηση της σύνθετης μηχανικής αντίστασης του ανθρώπου κατά τη βάρδιση με τον περιπατητήρα θα ήταν σημαντική για το σχεδιασμό ενός ελεγκτή ενδοτικότητας της ρομποτικής πλατφόρμας που θα προσαρμόζεται στις εκτιμήσεις των παραμέτρων σύνθετης μηχανικής αντίστασης του ανθρώπου.

□

Παράρτημα Α΄

Λίστα Δημοσιεύσεων

Δημοσιεύσεις σε διεθνή περιοδικά με κριτές

1. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "Learn to adapt to human walking: A Model-based Reinforcement Learning Approach for a Robotic Assistant Rollator", IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 4, no. 4, pp. 3774-3781, Oct. 2019. doi: 10.1109/LRA.2019.2929996
2. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "Augmented Human State Estimation using Interacting Multiple Model Particle Filters with Probabilistic Data Association", IEEE Robotics & Automation Letters, Volume: 3, Issue: 3, p.p. 1872 - 1879, July 2018, DOI:10.1109/LRA.2018.2800084.
3. Christian Werner, **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas Tzafestas, Juergen M. Bauer, Klaus Hauer, "Concurrent validity of a gait analysis system integrated on a smart walker in older adults with gait impairments", Clinical Rehabilitation, January 2019, <https://doi.org/10.1177/026921551985214>
4. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, "Human Leg Tracking using Particle Filtering with Probabilistic Data Association for an Intelligent Robotic Walker", (to be submitted).
5. Xanthi S. Papageorgiou, **Georgia Chalvatzaki**, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "Hidden Markov Modeling of Human Normal Gait using Laser Range Finder for Intelligent Mobility Assistance Robot", (to be submitted).

Κεφάλαια Βιβλίων

1. X. Papageorgiou, C. Tzafestas, P. Maragos, G. Pavlakos, G. **Chalvatzaki**, G. Moustris, I. Kokkinos, A. Peer, B. Stanczyk, E.-S. Fotinea, E. Efthimiou, "Advances in Intelligent Mobility Assistance Robot integrating Multimodal Sensory Processing", in Universal Access in Human-Computer Interaction. Aging and Assistive Environments, (UAHCI/HCI 2014, Part III), Lecture Notes in Computer Science, C. Stephanidis and M. Antona, Eds. Springer International Publishing, 2014, vol. 8515, p.p. 692-703, DOI:10.1007/978 - 3 - 319 - 07446 - 7_66, (ISBN: 978-3-319-07445-0 (Print) 978-3-319-07446-7 (Online)).

Δημοσιεύσεις σε διεθνή συνέδρια με κριτές

1. **Georgia Chalvatzaki**, Petros Koutras, Antigoni Tsiami, Costas S. Tzafestas and Petros Maragos, “*i-Walk Intelligent Assessment System: Activity, Mobility, Intention, Communication*”, submitted in Proc. of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA) 2020 (under review).
2. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, “*Learn to adapt to human walking: A Model-based Reinforcement Learning Approach for a Robotic Assistant Rollator*”, in Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Intelligent Robotics (IROS), Macau, November 04-08, 2019.
3. **Georgia Chalvatzaki**, Petros Koutras, Jack Hadfield, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, “*LSTM-based Network for Human Gait Stability Prediction in an Intelligent Robotic Rollator*”, Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Montreal, Canada, May 20-24, 2019.
4. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Petros Maragos, Costas S. Tzafestas, “*Comparing the Impact of Robotic Rollator Control Schemes on Elderly Gait using on-line LRF-based Gait Analysis*”, A Workshop on Mobile Robot Assistants for the Elderly (MoRobAE) in 2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Montreal, Canada.
5. Xanthi S. Papageorgiou, **Georgia Chalvatzaki**, Eleni Efthimiou, Stavroula-Evita Fotinea, Alexandra Karavasili, Costas Tzafestas, Petros Maragos, Anna Vacalopoulou and Theodore Goulas, “*User Centered HRI Design for an Intelligent Robotic Rollator*”, A Workshop on Mobile Robot Assistants for the Elderly (MoRobAE) in 2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Montreal, Canada.
6. Jack Hadfield, **Georgia Chalvatzaki**, Petros Koutras, Mehdi Khamassi, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, “*A Deep Learning Approach for Multi-View Engagement Estimation of Children in a Child-Robot Joint Attention task*”, in Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Intelligent Robotics (IROS), Macau, Nov. 04-08, 2019.
7. Petros Koutras, **Georgia Chalvatzaki**, Antigoni Tsiami, Alexandros Nikolakakis, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, “*Video Processing and Learning in Assistive Robotic Applications*”, in Proceedings of IEEE ICIP 2019, Taipei, Taiwan, Sept. 22-25, 2019.
8. Mehdi Khamassi, **Georgia Chalvatzaki**, Theodore Tsitsimis, Georgios Vellentzas, Costas S. Tzafestas, “*An Extended framework for robot learning during child-robot interaction with human engagement as reward signal*”, 3rd Workshop on Behavior Adaptation, Interaction and Learning for Assistive Robotics (BAILAR), in the 27th International Conference on Robot and Human Interactive Communication, August 27-31, 2018 Nanjing and Tai’an, China.
9. Mehdi Khamassi, **Georgia Chalvatzaki**, Theodore Tsitsimis, Georgios Vellentzas, Costas S. Tzafestas, “*A framework for robot learning during child-robot interaction with human engagement as reward signal*”, the 27th In-

ternational Conference on Robot and Human Interactive Communication, August 27-31, 2018 Nanjing and Tai'an, China (**Best paper award**).

10. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Petros Maragos, Costas S. Tzafestas, "*User-Adaptive Human-Robot Formation Control for an Intelligent Robotic Walker using Augmented Human State Estimation and Pathological Gait Characterization*", IEEE International Conference on Intelligent Robotics (IROS) 2018, 1-10 October 2018, Madrid, Spain.
11. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*Augmented Human State Estimation using Interacting Multiple Model Particle Filters with Probabilistic Data Association*", presented in IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA), 21-25 May 2018, Brisbane, Australia.
12. Xanthi S. Papageorgiou, **Georgia Chalvatzaki**, Athanasios C. Dometios, Costas S. Tzafestas, "*Human-Centered Service Robotic Systems for Assisted Living*", Proceedings of the 27th International Conference on Robotics in Alpe-Adria-Danube Region, 6-8 June 2018, Patras, Greece.
13. Georgia Chalvatzaki, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*Estimating Double Support in Pathological Gaits using an HMM-based Analyzer for an Intelligent Robotic Walker*", Proceedings of the 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, Lisbon, Portugal, 28-31 August 2017, p.p. 101-106.
14. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*HMM-based Pathological Gait Analyzer for a User-Adaptive Intelligent Robotic Walker*", Proceedings of the 25th European Signal Processing Conference - Workshop: "MultiLearn 2017 - Multimodal processing, modeling and learning for human-computer/robot interaction applications", Island of Kos, Greece, 28 August - 2 September 2017.
15. Xanthi S. Papageorgiou, **Georgia Chalvatzaki**, Athanasios C. Dometios, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*Intelligent Assistive Robotic Systems for the elderly: Two real-life use cases*", Workshop of the 2017 10th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments , "Assistive Robots: Technological Challenges and the User Perspective", June 21-23, 2017, Island of Rhodes, Greece, ACM Library p.p. 360-365.
16. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, "*Towards a User-Adaptive Context-Aware Robotic Walker with a Pathological Gait Assessment System: First Experimental Study*", Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Intelligent Robotics, September 24 - 28, 2017, Vancouver, Canada.
17. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "Comparative Experimental Validation of Human Gait Tracking Algorithms for an Intelligent Robotic Rollator", Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 29 - June 3, 2017, Singapore, p.p. 6026-6031.
18. Xanthi S. Papageorgiou, **Georgia Chalvatzaki**, Konstantinos-Nektarios Lianos, Christian Werner, Klaus Hauer, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*Experimental Validation of Human Pathological Gait Analysis for an Assisted Living*

- Intelligent Robotic Walker*", Proceedings of the 6th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics - BioRob 2016, June 26 - 29, 2016, Singapore, p.p. 1094-1099.
19. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Christian Werner, Klaus Hauer, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*Experimental Comparison of Human Gait Tracking Algorithms: Towards a Context-Aware Mobility Assistance Robotic Walker*", Proceedings of the 24th Mediterranean Conference on Control and Automation, MED 2016, June 21 - 24, 2016, Athens, Greece, p.p. 719-724.
 20. Xanthi S. Papageorgiou, George P. Moustris, Vassilis Pitsikalis, **Georgia Chalvatzaki**, Athanasios Dometios, Nikolaos Kardaris, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*User-Oriented Cognitive Interaction and Control for an Intelligent Robotic Walker*", Workshop of the 2015 7th International Conference on Social Robotics, "Improving the quality of life in the elderly using robotic assistive technology: benefits, limitations, and challenges", 26 - 30 October 2015, Paris, France.
 21. Xanthi S. Papageorgiou, **Georgia Chalvatzaki**, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*Hidden Markov Modeling of Human Pathological Gait using Laser Range Finder for an Assisted Living Intelligent Robotic Walker*", Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Hamburg, Germany, September 28 - October 02, 2015.
 22. Costas S. Tzafestas, Xanthi S. Papageorgiou, George P. Moustris, **Georgia Chalvatzaki**, Athanasios Dometios, "User-Oriented Human-Robot Interaction for an Intelligent Walking Assistant Robotic Device", Workshop of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Invited Session: "Cognitive Mobility Assistance Robots: Scientific Advances and Perspectives", Hamburg, Germany, September 28 - October 02, 2015.
 23. **Georgia Chalvatzaki**, Xanthi S. Papageorgiou, Costas S. Tzafestas, "*Gait Modelling for a Context-Aware User-Adaptive Robotic Assistant Platform*", Proceedings of the 8th International Conference on Integrated Modeling and Analysis in Applied Control and Automation, Bergeggi, Italy, September 21 - 23, 2015 (**Best Paper Award**).
 24. **Georgia Chalvatzaki**, Georgios Pavlakos, Kevis Maninis, Xanthi S. Papageorgiou, Vassilis Pitsikalis, Costas S. Tzafestas and Petros Maragos, "*Towards an Intelligent Robotic Walker for Assisted Living using Multimodal Sensorial Data*", MOBIHEALTH 2014, 4th International Conference on Wireless Mobile Communication and Healthcare - Transforming healthcare through innovations in mobile and wireless technologies, November 3-5, 2014 Athens, Greece, (Best Student Paper Finalist).
 25. Xanthi S. Papageorgiou, **Georgia Chalvatzaki**, Costas S. Tzafestas, Petros Maragos, "*Hidden Markov Modeling of Human Normal Gait using Laser Range Finder for a Mobility Assistance Robot*", Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 31 - June 7, 2014, Hong Kong, China, p.p. 482-487.

□

Βιβλιογραφία

- [1] F. Buckinx, Y. Rolland, J.-Y. Reginster, C. Ricour, J. Petermans, and O. Bruyère, “Burden of frailty in the elderly population: perspectives for a public health challenge,” *Archives of Public Health*, vol. 73, no. 1, p. 19, Apr 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/s13690-015-0068-x>
- [2] C. Torp, *Demographic Aging as a Challenge to Modern Societies*. London: Palgrave Macmillan UK, 2015, pp. 1-14. [Online]. Available: https://doi.org/10.1057/9781137283177_1
- [3] P. D. D. of Economic and S. A. U. N. Secreteriat. (1999) The world at six billion. [Online]. Available: <http://www.un.org/esa/population/publications/sixbillion/sixbilpart1.pdf>
- [4] P. D. Foundation, “Statistics for parkinson’s disease,” 2010.
- [5] S. Center. (2010) Stroke statistics. [Online]. Available: <http://www.strokecenter.org>
- [6] T. Herman, N. Giladi, T. Gurevich, and J. Hausdorff, “Gait instability and fractal dynamics of older adults with a cautious gait: why do certain older adults walk fearfully?” *Gait Posture*, vol. 21, no. 2, pp. 178 - 185, 2005. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636204000438>
- [7] J. M. Hausdorff, “Gait dynamics, fractals and falls: Finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking,” *Human Movement Science 2007*, vol. 26, no. 4, pp. 555 - 589, 2007, european Workshop on Movement Science 2007European Workshop on Movement Science 2007.
- [8] N. Roy, G. Baltus, D. Fox, F. Gemperle, J. Goetz, T. Hirsch, D. Margaritis, M. Montemerlo, J. Pineau, J. Schulte, and S. Thrun, “Towards personal service robots for the elderly,” in *Workshop Paper, Workshop on Interactive Robots and Entertainment (WIRE)*, 2000.
- [9] D. Feil-Seifer and M. J. Mataric, “Defining socially assistive robotics,” in *9th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005.*, June 2005, pp. 465-468.
- [10] A. Frizera-Neto, R. Ceres, E. Rocon, and J. L. Pons, “Empowering and assisting natural human mobility: The symbiosis walker,” *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 8, no. 3, p. 29, 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5772/10666>

- [11] M. Martins, C. Santos, A. Frizera, and R. Ceres, "A review of the functionalities of smart walkers," *Medical Engineering & Physics*, vol. 37, no. 10, pp. 917 - 928, 2015. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1350453315001782>
- [12] C. H. Ko and S. K. Agrawal, "Control and path planning of a walk-assist robot using differential flatness," in *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Oct 2010, pp. 6016-6021.
- [13] M. Spenko, H. Yu, and S. Dubowsky, "Robotic personal aids for mobility and monitoring for the elderly," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, no. 3, pp. 344-351, Sept 2006.
- [14] G. Lacey, S. M. Namara, and K. M. Dawson-Howe, *Personal adaptive mobility aid for the infirm and elderly blind*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1998, pp. 211-220. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/BFb0055980>
- [15] D. Rodriguez-Losada, F. Matia, A. Jimenez, R. Galan, and G. Lacey, "Implementing map based navigation in guido, the robotic smartwalker," in *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, April 2005, pp. 3390-3395.
- [16] G. Wasson, J. Gunderson, S. Graves, and R. Felder, "Effective shared control in cooperative mobility aids," in *In Proceedings of the Fourteenth international Florida Artificial intelligence Research Society Conference (May 21 - 23*. AAAI Press, 2001, pp. 509-513.
- [17] V. Pasqui, L. Saint-Bauzel, and O. Sigaud, "Characterization of a least effort user-centered trajectory for sit-to-stand assistance," in *IUTAM Symposium on Dynamics Modeling and Interaction Control in Virtual and Real Environments*, G. Stépán, L. L. Kovács, and A. Tóth, Eds. Dordrecht: Springer Netherlands, 2011, pp. 197-204.
- [18] B. Graf, M. Hans, and R. D. Schraft, "Mobile robot assistants," *IEEE Robotics Automation Magazine*, vol. 11, no. 2, pp. 67-77, June 2004.
- [19] V. Kulyukin, A. Kutiyawala, E. LoPresti, J. Matthews, and R. Simpson, "iwalker: Toward a rollator-mounted wayfinding system for the elderly," in *2008 IEEE International Conference on RFID*, April 2008, pp. 303-311.
- [20] O. Chuy, Y. Hirata, Z. Wang, and K. Kosuge, "Motion control algorithms for a new intelligent robotic walker in emulating ambulatory device function," in *IEEE International Conference Mechatronics and Automation, 2005*, vol. 3, 2005, pp. 1509-1514 Vol. 3.
- [21] M. F. Chang, W. H. Mou, C. K. Liao, and L. C. Fu, "Design and implementation of an active robotic walker for parkinson's patients," in *2012 Proceedings of SICE Annual Conference (SICE)*, Aug 2012, pp. 2068-2073.
- [22] M. Martins, C. Santos, E. Seabra, L. Basnlio, and A. Frizera, "A new integrated device to read user intentions when walking with a smart walker," in *2013 11th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, July 2013, pp. 299-304.

- [23] G. Lee, E. Jung, T. Ohnuma, N. Y. Chong, and B. Yi, "Jaist robotic walker control based on a two-layered kalman filter," in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2011, pp. 3682–3687.
- [24] T. Ohnuma, G. Lee, and N. Y. Chong, "Particle filter based feedback control of jaist active robotic walker," in *2011 RO-MAN*, July 2011, pp. 264–269.
- [25] J. Paulo, P. Peixoto, and U. J. Nunes, "Isr-aiwalker: Robotic walker for intuitive and safe mobility assistance and gait analysis," *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, vol. 47, no. 6, pp. 1110–1122, Dec 2017.
- [26] X. S. Papageorgiou, G. Chalvatzaki, A. C. Dometios, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, "Intelligent assistive robotic systems for the elderly: Two real-life use cases," in *Proceedings of the 10th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, ser. PETRA '17. New York, NY, USA: ACM, 2017, pp. 360–365. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/3056540.3076184>
- [27] O. Brdiczka, M. Langet, J. Maisonnasse, and J. L. Crowley, "Detecting human behavior models from multimodal observation in a smart home," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 6, no. 4, pp. 588–597, Oct 2009.
- [28] J. Pineau, M. Montemerlo, M. Pollack, N. Roy, and S. Thrun, "Towards robotic assistants in nursing homes: Challenges and results," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 42, no. 3?4, pp. 271 – 281, 2003, socially Interactive Robots. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889002003810>
- [29] T. Fong, I. Nourbakhsh, and K. Dautenhahn, "A survey of socially interactive robots," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 42, no. 3?4, pp. 143 – 166, 2003, socially Interactive Robots. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092188900200372X>
- [30] J. Zhou and J. Hoang, "Real time robust human detection and tracking system," in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Workshops*, June 2005, pp. 149–149.
- [31] A. Fod, A. Howard, and M. A. J. Mataric, "A laser-based people tracker," in *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292)*, vol. 3, 2002, pp. 3024–3029.
- [32] D. Schulz, W. Burgard, D. Fox, and A. B. Cremers, "Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association," in *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.01CH37164)*, vol. 2, 2001, pp. 1665–1670 vol.2.
- [33] H. Zhao and R. Shibasaki, "A novel system for tracking pedestrians using multiple single-row laser-range scanners," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, vol. 35, no. 2, pp. 283–291, March 2005.
- [34] G. Taylor and L. Kleeman, "A multiple hypothesis walking person tracker with switched dynamic model," in *in Proc. of the Australian Conf. on Robotics and Automation*, 2004.

- [35] N. Bellotto and H. Hu, "Vision and laser data fusion for tracking people with a mobile robot," in *2006 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, Dec 2006, pp. 7–12.
- [36] —, "People tracking with a mobile robot: A comparison of kalman and particle filters," in *Proceedings of the 13th IASTED International Conference on Robotics and Applications*, ser. RA '07. Anaheim, CA, USA: ACTA Press, 2007, pp. 388–393. [Online]. Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1659997.1660075>
- [37] —, "Multisensor-based human detection and tracking for mobile service robots," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 39, no. 1, pp. 167–181, Feb 2009.
- [38] —, "Computationally efficient solutions for tracking people with a mobile robot: an experimental evaluation of bayesian filters," *Autonomous Robots*, vol. 28, no. 4, pp. 425–438, 2010. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s10514-009-9167-2>
- [39] T. Horiuchi, S. Thompson, S. Kagami, and Y. Ehara, "Pedestrian tracking from a mobile robot using a laser range finder," in *2007 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Oct 2007, pp. 931–936.
- [40] K. O. Arras, S. Grzonka, M. Luber, and W. Burgard, "Efficient people tracking in laser range data using a multi-hypothesis leg-tracker with adaptive occlusion probabilities," in *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2008, pp. 1710–1715.
- [41] K. O. Arras, O. M. Mozos, and W. Burgard, "Using boosted features for the detection of people in 2d range data," in *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, April 2007, pp. 3402–3407.
- [42] M. Luber, G. D. Tipaldi, and K. O. Arras, "Better models for people tracking," in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2011, pp. 854–859.
- [43] T. Linder and K. O. Arras, *People Detection, Tracking and Visualization Using ROS on a Mobile Service Robot*. Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 187–213. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-3-319-26054-9_8
- [44] —, *People Detection, Tracking and Visualization Using ROS on a Mobile Service Robot*. Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 187–213. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-26054-9_8
- [45] A. Carballo, A. Ohya, and S. Yuta, "People detection using range and intensity data from multi-layered laser range finders," in *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Oct 2010, pp. 5849–5854.
- [46] H. Kim, W. Chung, and Y. Yoo, "Detection and tracking of human legs for a mobile service robot," in *2010 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, July 2010, pp. 812–817.

- [47] K.-T. Yu, C.-P. Lam, M.-F. Chang, W.-H. Mou, S. H. Tseng, and L. C. Fu, "An interactive robotic walker for assisting elderly mobility in senior care unit," in *2010 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts*, Oct 2010, pp. 24–29.
- [48] T. Ohnuma, G. Lee, and N. Y. Chong, "Particle filter based feedback control of jaist active robotic walker," in *International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, July 2011, pp. 264–269.
- [49] W. H. Mou, M. F. Chang, C. K. Liao, Y. H. Hsu, S. H. Tseng, and L. C. Fu, "Context-aware assisted interactive robotic walker for parkinson's disease patients," in *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Oct 2012, pp. 329–334.
- [50] A. Cosgun, D. A. Florencio, and H. I. Christensen, "Autonomous person following for telepresence robots," in *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2013, pp. 4335–4342.
- [51] E. A. Topp and H. I. Christensen, "Tracking for following and passing persons," in *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Aug 2005, pp. 2321–2327.
- [52] M. Martins, A. Frizera, R. Ceres, and C. Santos, "Legs tracking for walker-rehabilitation purposes," in *5th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, Aug 2014, pp. 387–392.
- [53] V. Bonnet, C. A. Coste, L. Lapierre, J. Cadic, P. Fraisse, R. Zapata, G. Venture, and C. Geny, "Towards an affordable mobile analysis platform for pathological walking assessment," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 66, pp. 116 – 128, 2015. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889014002929>
- [54] S.-H. Lin, S.-W. Chen, Y.-C. Lo, H.-Y. Lai, C.-H. Yang, S.-Y. Chen, Y.-J. Chang, C.-H. Chen, W.-T. Huang, F.-S. Jaw, Y.-Y. Chen, S. Tsang, and L.-D. Liao, "Quantitative measurement of parkinsonian gait from walking in monocular image sequences using a centroid tracking algorithm," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 54, no. 2, pp. 485–496, 2016. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s11517-015-1335-2>
- [55] F. M. Chang, F. L. Lian, and C. C. Chou, "Integration of modified inverse observation model and multiple hypothesis tracking for detecting and tracking humans," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 13, no. 1, pp. 160–170, Jan 2016.
- [56] A. Leigh, J. Pineau, N. Olmedo, and H. Zhang, "Person tracking and following with 2d laser scanners," in *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2015, pp. 726–733.
- [57] A. Muro-de-la Herran, B. Garcia-Zapirain, and A. Mendez-Zorrilla, "Gait analysis methods: An overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications," *Sensors*, vol. 14, no. 2, pp. 3362–3394, 2014. [Online]. Available: <http://www.mdpi.com/1424-8220/14/2/3362>
- [58] S. Chen, J. Lach, B. Lo, and G. Yang, "Toward pervasive gait analysis with wearable sensors: A systematic review," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, no. 6, pp. 1521–1537, Nov 2016.

- [59] J. Bae and M. Tomizuka, "Gait phase analysis based on a hidden markov model," *Mechatronics*, vol. 21, no. 6, pp. 961 – 970, 2011. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957415811000481>
- [60] C. Nickel, C. Busch, S. Rangarajan, and M. Mfbius, "Using hidden markov models for accelerometer-based biometric gait recognition," in *2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications*, March 2011, pp. 58–63.
- [61] I. P. I. Pappas, M. R. Popovic, T. Keller, V. Dietz, and M. Morari, "A reliable gait phase detection system," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 9, no. 2, pp. 113–125, June 2001.
- [62] J. F. S. Lin and D. Kulić, "Automatic human motion segmentation and identification using feature guided hmm for physical rehabilitation exercises," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, Workshop on Robotics for Neurology and Rehabilitation*, San Francisco, CA, 2011, p. 33{36.
- [63] M. Meng, Q. She, Y. Gao, and Z. Luo, "Emg signals based gait phases recognition using hidden markov models," in *The 2010 IEEE International Conference on Information and Automation*, June 2010, pp. 852–856.
- [64] E. Gianaria, M. Grangetto, M. Roppolo, A. Mulasso, and E. Rabaglietti, "Kinect-based gait analysis for automatic frailty syndrome assessment," in *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Sept 2016, pp. 1314–1318.
- [65] S. R. Hundza, W. R. Hook, C. R. Harris, S. V. Mahajan, P. A. Leslie, C. A. Spani, L. G. Spalteholz, B. J. Birch, D. T. Commandeur, and N. J. Livingston, "Accurate and reliable gait cycle detection in parkinson's disease," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 22, no. 1, pp. 127–137, Jan 2014.
- [66] Y. Zhang, P. O. Ogunbona, W. Li, B. Munro, and G. G. Wallace, "Pathological gait detection of parkinson's disease using sparse representation," in *2013 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, Nov 2013, pp. 1–8.
- [67] V. Bonnet, C. A. Coste, L. Lapierre, J. Cadic, P. Fraisse, R. Zapata, G. Venture, and C. Geny, "Towards an affordable mobile analysis platform for pathological walking assessment," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 66, pp. 116 – 128, 2015. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889014002929>
- [68] C. D. Lim, C. M. Wang, C. Y. Cheng, Y. Chao, S. H. Tseng, and L. C. Fu, "Sensory cues guided rehabilitation robotic walker realized by depth image-based gait analysis," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 13, no. 1, pp. 171–180, Jan 2016.
- [69] A. Rampp, J. Barth, S. Sch'olein, K. Ga'imann, J. Klucken, and B. M. Eskofier, "Inertial sensor-based stride parameter calculation from gait sequences in geriatric patients," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 62, no. 4, pp. 1089–1097, April 2015.

- [70] U. Givon, G. Zeilig, and A. Achiron, "Gait analysis in multiple sclerosis: Characterization of temporal/spatial parameters using gaitrite functional ambulation system," *Gait & Posture*, vol. 29, no. 1, pp. 138 – 142, 2009. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636208002099>
- [71] R.-L. Hu, A. Hartfiel, J. Tung, A. Fakhri, J. Hoey, and P. Poupart, "3d pose tracking of walker users' lower limb with a structured-light camera on a moving platform," in *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2011 IEEE Computer Society Conference on*, June 2011, pp. 29–36.
- [72] A. Mannini, V. Genovese, and A. M. Sabatini, "Online decoding of hidden markov models for gait event detection using foot-mounted gyroscopes," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 18, no. 4, pp. 1122–1130, July 2014.
- [73] A. Mannini and A. M. Sabatini, "Gait phase detection and discrimination between walking-jogging activities using hidden markov models applied to foot motion data from a gyroscope," *Gait Posture*, vol. 36, no. 4, pp. 657 – 661, 2012. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636212002342>
- [74] G. Panahandeh, N. Mohammadiha, A. Leijon, and P. Handel, "Continuous hidden markov model for pedestrian activity classification and gait analysis," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 62, no. 5, pp. 1073–1083, May 2013.
- [75] X. S. Papageorgiou, G. Chalvatzaki, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, "Hidden markov modeling of human normal gait using laser range finder for a mobility assistance robot," in *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2014, pp. 482–487.
- [76] —, "Hidden markov modeling of human pathological gait using laser range finder for an assisted living intelligent robotic walker," in *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Sept 2015, pp. 6342–6347.
- [77] X. S. Papageorgiou, G. Chalvatzaki, K. N. Lianos, C. Werner, K. Hauer, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, "Experimental validation of human pathological gait analysis for an assisted living intelligent robotic walker," in *2016 6th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob)*, June 2016, pp. 1086–1091.
- [78] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, "Comparative experimental validation of human gait tracking algorithms for an intelligent robotic rollator," in *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2017, pp. 6026–6031.
- [79] O. Chuy, Y. Hirata, and K. Kosuge, "Environment feedback for robotic walking support system control," in *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, April 2007, pp. 3633–3638.

- [80] Y. Hirata, A. Muraki, and K. Kosuge, "Motion control of intelligent passive-type walker for fall-prevention function based on estimation of user state," in *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.*, May 2006, pp. 3498–3503.
- [81] C. A. Cifuentes and A. Frizera, *Development of a Cognitive HRI Strategy for Mobile Robot Control*. Springer International Publishing, 2016.
- [82] —, *Cognitive HRI for Human Mobility Assistance*. Springer International Publishing, 2016.
- [83] M. Geravand, C. Werner, K. Hauer, and A. Peer, "An integrated decision making approach for adaptive shared control of mobility assistance robots," *International Journal of Social Robotics*, vol. 8, no. 5, pp. 631–648, Nov 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s12369-016-0353-z>
- [84] B. Ristic, S. Arulampalam, and N. Gordon, *Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications*. Artech House, 2003. [Online]. Available: <https://books.google.gr/books?id=zABIY--qk2AC>
- [85] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 174–188, Feb 2002.
- [86] A. Doucet, S. Godsill, and C. Andrieu, "On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering," *Statistics and Computing*, vol. 10, no. 3, pp. 197–208, Jul 2000. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1023/A:1008935410038>
- [87] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2006.
- [88] D. Arthur and S. Vassilvitskii, "K-means++: The advantages of careful seeding," in *Proc. of the 18th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, ser. SODA '07, 2007.
- [89] M. Bolić, P. M. Djurić, and S. Hong, "Resampling algorithms for particle filters: A computational complexity perspective," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2004, no. 15, p. 403686, Nov 2004. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1155/S1110865704405149>
- [90] W. K. Hastings, "Monte carlo sampling methods using markov chains and their applications," *Biometrika*, vol. 57, no. 1, pp. 97–109, 1970. [Online]. Available: <http://biomet.oxfordjournals.org/cgi/content/abstract/57/1/97>
- [91] Z. Chen, "Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters, and Beyond," McMaster University, Tech. Rep., 2003.
- [92] S. Chib and E. Greenberg, "Understanding the metropolis-hastings algorithm," *The American Statistician*, vol. 49, no. 4, pp. 327–335, 1995. [Online]. Available: <http://amstat.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00031305.1995.10476177>

- [93] A. F. Tchango, V. Thomas, O. Buffet, A. Dutech, and F. Flacher, "Tracking multiple interacting targets using a joint probabilistic data association filter," in *17th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, July 2014, pp. 1-8.
- [94] J. R. Norris, *Markov Chains*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1997.
- [95] V. Inman, H. Ralston, F. Todd, and J. Lieberman, *Human walking*. Williams & Wilkins, 1981. [Online]. Available: <https://books.google.gr/books?id=HNNqAAAAMAAJ>
- [96] J. Perry and B. Schoneberger, *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*. SLACK, 1992. [Online]. Available: <https://books.google.gr/books?id=1Ogg11hOKMcC>
- [97] R. W. Kressig, R. J. Gregor, A. Oliver, D. Waddell, W. Smith, M. O'Grady, A. T. Curns, M. Kutner, and S. L. Wolf, "Temporal and spatial features of gait in older adults transitioning to frailty," *Gait & Posture*, vol. 20, no. 1, pp. 30 - 35, 2004. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636203000894>
- [98] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd ed. New York: Wiley, 2001.
- [99] L. R. Rabiner, "Readings in speech recognition," A. Waibel and K.-F. Lee, Eds. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1990, ch. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition, pp. 267-296.
- [100] A. Katsamanis, G. Papandreou, and P. Maragos, "Audiovisual-to-articulatory speech inversion using active appearance models for the face and hidden markov models for the dynamics." in *ICASSP*. IEEE, 2008, pp. 2237-2240.
- [101] B.-J. Yoon, "Hidden markov models and their applications in biological sequence analysis." *Curr Genomics*, vol. 10, no. 6, pp. 402-15, 2009.
- [102] S. Theodorakis, A. Katsamanis, and P. Maragos, "Product-HMMs for automatic sign language recognition." in *ICASSP*, 2009.
- [103] P. Turaga, R. Chellappa, V. S. Subrahmanian, and O. Udrea, "Machine recognition of human activities: A survey," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Trans. on*, vol. 18, no. 11, 2008.
- [104] C. Chen, J. Liang, H. Zhao, and H. Hu, "Gait recognition using hidden markov model," in *Advances in Natural Computation*.
- [105] A. Kale, A. N. Rajagopalan, N. Cuntoor, and V. Kruger, "Gait-based recognition of humans using continuous hmms," in *Proc. 5th IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2002.
- [106] A. Mannini and A. M. Sabatini, "Accelerometry-based classification of human activities using markov modeling," *Intell. Neuroscience*, vol. 2011, pp. 4:1-4:10, Jan. 2011. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1155/2011/647858>

- [107] C. M. OConnor, S. K. Thorpe, M. J. OMalley, and C. L. Vaughan, "Automatic detection of gait events using kinematic data," *Gait and Posture*, vol. 25, no. 3, pp. 469 – 474, 2007. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636206001068>
- [108] D. Lee, C. Liu, Y. Liao, and J. K. Hedrick, "Parallel interacting multiple model-based human motion prediction for motion planning of companion robots," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 14, no. 1, pp. 52–61, Jan 2017.
- [109] S. McGinnity and G. W. Irwin, "Multiple model bootstrap filter for maneuvering target tracking," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 36, no. 3, pp. 1006–1012, Jul 2000.
- [110] C. Kreucher, K. Kastella, and A. O. Hero, "Multitarget tracking using the joint multitarget probability density," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 41, no. 4, pp. 1396–1414, Oct 2005.
- [111] X. Wang and V. L. Syrmos, "Interacting multiple particle filters for fault diagnosis of non-linear stochastic systems," in *2008 American Control Conference*, June 2008, pp. 4274–4279.
- [112] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, and C. S. Tzafestas, "Towards a user-adaptive context-aware robotic walker with a pathological gait assessment system: First experimental study," in *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Sept 2017, pp. 5037–5042.
- [113] Z. Wu, Y. Huang, L. Wang, X. Wang, and T. Tan, "A comprehensive study on cross-view gait based human identification with deep cnns," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 2, pp. 209–226, Feb 2017.
- [114] L. R. Rabiner, "Readings in speech recognition," pp. 267–296, 1990.
- [115] Y. S. Delahoz and M. A. Labrador, "Survey on fall detection and fall prevention using wearable and external sensors," *Sensors*, vol. 14, no. 10, pp. 19806–19842, 2014. [Online]. Available: <http://www.mdpi.com/1424-8220/14/10/19806>
- [116] Y. Hirata, S. Komatsuda, and K. Kosuge, "Fall prevention control of passive intelligent walker based on human model," in *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sept 2008, pp. 1222–1228.
- [117] M. Takeda, Y. Hirata, K. Kosuge, T. Katayama, Y. Mizuta, and A. Koujina, "Human cog estimation for assistive robots using a small number of sensors," in *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2017, pp. 6052–6057.
- [118] P. Di, J. Huang, S. Nakagawa, K. Sekiyama, and T. Fukuda, "Fall detection and prevention in the elderly based on the zmp stability control," in *2013 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts*, Nov 2013, pp. 82–87.
- [119] P. Di, Y. Hasegawa, S. Nakagawa, K. Sekiyama, T. Fukuda, J. Huang, and Q. Huang, "Fall detection and prevention control using walking-aid cane robot," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 21, no. 2, pp. 625–637, April 2016.

- [120] S. Page, K. Mun, Z. Guo, F. A. Reyes, H. Yu, and V. Pasqui, "Unbalance detection to avoid falls with the use of a smart walker," in *2016 6th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics (BioRob)*, June 2016, pp. 1000–1005.
- [121] V. Lugade, V. Lin, and L.-S. Chou, "Center of mass and base of support interaction during gait," *Gait and Posture*, vol. 33, no. 3, pp. 406 – 411, 2011. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096663621000442X>
- [122] C.-W. Huang, P.-D. Sue, M. F. Abbod, B. C. Jiang, and J.-S. Shieh, "Measuring center of pressure signals to quantify human balance using multivariate multiscale entropy by designing a force platform," *Sensors*, vol. 13, no. 8, pp. 10 151–10 166, 2013. [Online]. Available: <http://www.mdpi.com/1424-8220/13/8/10151>
- [123] E. Costamagna, S. Thies, L. Kenney, D. Howard, A. Liu, and D. Ogden, "A generalisable methodology for stability assessment of walking aid users," *Medical Engineering and Physics*, vol. 47, pp. 167 – 175, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1350453317301510>
- [124] S. Taghvaei, Y. Hirata, and K. Kosuge, "Visual human action classification for control of a passive walker," in *2017 7th International Conference on Modeling, Simulation, and Applied Optimization (ICMSAO)*, April 2017, pp. 1–5.
- [125] M. Andriluka, L. Pishchulin, P. Gehler, and B. Schiele, "2d human pose estimation: New benchmark and state of the art analysis," in *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2014, pp. 3686–3693.
- [126] S. Wei, V. Ramakrishna, T. Kanade, and Y. Sheikh, "Convolutional pose machines," in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2016, pp. 4724–4732.
- [127] Z. Cao, T. Simon, S. Wei, and Y. Sheikh, "Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields," in *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, July 2017, pp. 1302–1310.
- [128] J. Martinez, R. Hossain, J. Romero, and J. J. Little, "A simple yet effective baseline for 3d human pose estimation," in *ICCV*, 2017.
- [129] G. Pavlakos, L. Zhu, X. Zhou, and K. Daniilidis, "Learning to estimate 3D human pose and shape from a single color image," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018.
- [130] G. Pavlakos, X. Zhou, and K. Daniilidis, "Ordinal depth supervision for 3D human pose estimation," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018.
- [131] R. Girdhar, G. Gkioxari, L. Torresani, M. Paluri, and D. Tran, "Detect-and-Track: Efficient Pose Estimation in Videos," in *CVPR*, 2018.
- [132] C. Zimmermann, T. Welschhold, C. Dornhege, W. Burgard, and T. Brox, "3d human pose estimation in rgb-d images for robotic task learning," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2018. [Online]. Available: <https://lmb.informatik.uni-freiburg.de/projects/rgb-d-pose3d/>

- [133] S. M. Bruijn and J. H. van Dieën, “Control of human gait stability through foot placement,” *Journal of The Royal Society Interface*, vol. 15, no. 143, 2018. [Online]. Available: <http://rsif.royalsocietypublishing.org/content/15/143/20170816>
- [134] Y. chung Pai and J. Patton, “Center of mass velocity-position predictions for balance control.” *Journal of biomechanics*, vol. 30 4, pp. 347–54, 1997.
- [135] T. R. de Mettelinge and D. Cambier, “Understanding the relationship between walking aids and falls in older adults: a prospective cohort study.” *Journal of geriatric physical therapy*, vol. 38 3, pp. 127–32, 2015.
- [136] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, “Augmented human state estimation using interacting multiple model particle filters with probabilistic data association,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, no. 3, pp. 1872–1879, July 2018.
- [137] N. Bellotto and H. Hu, “People tracking with a mobile robot: A comparison of kalman and particle filters,” in *Proceedings of the 13th IASTED International Conference on Robotics and Applications*, ser. RA '07. Anaheim, CA, USA: ACTA Press, 2007, pp. 388–393. [Online]. Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1659997.1660075>
- [138] E. A. Wan et al., “The unscented kalman filter for nonlinear estimation,” in *Proc. of IEEE Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium*, 2000, pp. 153–158.
- [139] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [140] S. Jenkins et. al, “Care, monitoring, and companionship: Views on care robots from older people and their carers,” *International Journal of Social Robotics*, 2015.
- [141] S. Scheggi, M. Aggravi, F. Morbidi, and D. Prattichizzo, “Cooperative human-robot haptic navigation,” in *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2014, pp. 2693–2698.
- [142] M. Tinetti, “Fall risk index for elderly patients based on number of chronic disabilities,” *The American Journal of Medicine*, vol. 80, no. 3, pp. 429 – 434, 1986. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0002934386907175>
- [143] N. Cristianini et al., *An Introduction to Support Vector Machines: And Other Kernel-based Learning Methods*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2000.
- [144] A. K. Das et al., “A vision-based formation control framework,” *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 18, no. 5, pp. 813–825, Oct 2002.
- [145] Z. Cao, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh, “Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields,” in *CVPR '17*.
- [146] G. Chalvatzaki, P. Koutras, and J. Hadfield et al., “On-line human gait stability prediction using lstms for the fusion of deep-based pose estimation and lrf-based augmented gait state estimation in an intelligent robotic rollator,” *ICRA '19*.

- [147] A. G. Richards, “Robust constrained model predictive control,” *Ph.D. dissertation*, 2004.
- [148] A. Nagabandi, G. Kahn, R. S. Fearing, and S. Levine, “Neural network dynamics for model-based deep reinforcement learning with model-free fine-tuning,” in *ICRA '18*.
- [149] G. Williams, N. Wagener, and B. Goldfain et al., “Information theoretic mpc for model-based reinforcement learning,” in *ICRA '17*.
- [150] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, P. Maragos, and C. S. Tzafestas, “User-adaptive human-robot formation control for an intelligent robotic walker using augmented human state estimation and pathological gait characterization,” in *IROS '18*.
- [151] W. Xu, J. Huang, Y. Wang, C. Tao, and L. Cheng, “Reinforcement learning-based shared control for walking-aid robot and its experimental verification,” *Advanced Robotics '15*.
- [152] T. Kruse, A. K. Pandey, R. Alami, and A. Kirsch, “Human-aware robot navigation: A survey,” *Robotics and Autonomous Systems '13*.
- [153] P. Ciou, Y. Hsiao, Z. Wu, S. Tseng, and L. Fu, “Composite reinforcement learning for social robot navigation,” in *IROS '18*.
- [154] M. Fahad, Z. Chen, and Y. Guo, “Learning how pedestrians navigate: A deep inverse reinforcement learning approach,” in *IROS '18*.
- [155] M. Pfeiffer, G. Paolo, H. Sommer, J. Nieto, R. Siegwart, and C. Cadena, “A data-driven model for interaction-aware pedestrian motion prediction in object cluttered environments,” in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2018, pp. 5921–5928.
- [156] Y. F. Chen, M. Everett, M. Liu, and J. P. How, “Socially aware motion planning with deep reinforcement learning,” in *IROS '17*.
- [157] T. Fan, X. Cheng, J. Pan, and P. P. Long et al., “Getting robots unfrozen and unlost in dense pedestrian crowds,” *RA-L '19*.
- [158] G. Ferrer, A. Garrell, and A. Sanfeliu, “Robot companion: A social-force based approach with human awareness-navigation in crowded environments,” in *IROS '13*.
- [159] E. Repiso, A. Garrell, and A. Sanfeliu, “Robot approaching and engaging people in a human-robot companion framework,” in *IROS '18*.
- [160] C. Finn and S. Levine, “Deep visual foresight for planning robot motion,” in *ICRA '17*.
- [161] T. P. Lillicrap, J. J. Hunt, and A. Pritzel et al., “Continuous control with deep reinforcement learning.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1509.02971>
- [162] P. Mirowski, R. Pascanu, and F. Viola et al., “Learning to navigate in complex environments.” [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1611.03673>

- [163] J. Zhang, J. T. Springenberg, J. Boedecker, and W. Burgard, "Deep reinforcement learning with successor features for navigation across similar environments," in *IROS '17*.
- [164] Y. Zhu, R. Mottaghi, and E. Kolve et al., "Target-driven visual navigation in indoor scenes using deep reinforcement learning," in *ICRA '17*.
- [165] M. Pfeiffer, S. Shukla, and M. Turchetta et al., "Reinforced imitation: Sample efficient deep reinforcement learning for mapless navigation by leveraging prior demonstrations," *RA-L '18*.
- [166] Y. Zhu, Z. Wang, J. Merel, A. Rusu, T. Erez, S. Cabi, S. Tunyasuvunakool, J. Kramar, R. Hadsell, N. de Freitas, and N. Heess, "Reinforcement and imitation learning for diverse visuomotor skills," in *RSS '18*.
- [167] M. P. Deisenroth, G. Neumann, and J. Peters, "A survey on policy search for robotics," *Foundations and Trends in Robotics*, 2013.
- [168] F. Ebert, C. Finn, and S. Dasari et al., "Visual foresight: Model-based deep reinforcement learning for vision-based robotic control." [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1812.00568>
- [169] D. Meger, J. C. G. Higuera, A. Xu, P. Giguere, and G. Dudek, "Learning legged swimming gaits from experience," in *ICRA '15*.
- [170] H. Durrant-Whyte, N. Roy, and P. Abbeel, *Learning to Control a Low-Cost Manipulator Using Data-Efficient Reinforcement Learning*.
- [171] K. Lee, K. Saigol, and E. Theodorou, "Safe end-to-end imitation learning for model predictive control." [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1803.10231>
- [172] B. Amos, I. Jimenez, J. Sacks, B. Boots, and J. Z. Kolter, "Differentiable MPC for End-to-end Planning and Control," 2018.
- [173] I. Clavera and A. Nagabandi et al., "Learning to adapt: Meta-learning for model-based control." [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1803.11347>
- [174] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Introduction to Reinforcement Learning*. MIT Press, 1998.
- [175] J. Peters and S. Schaal, "Reinforcement learning of motor skills with policy gradients," *Neural Networks '08*.
- [176] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, "Augmented human state estimation using interacting multiple model particle filters with probabilistic data association," *RA-L '18*.
- [177] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Comput. '97*.
- [178] S. Schaal, "Learning from demonstration," in *NIPS'96*.
- [179] Y. Gal and Z. Ghahramani, "Dropout as a bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning," in *ICML '16*.

- [180] A. Barre and S. Armand, "Biomechanical toolkit: Open-source framework to visualize and process biomechanical data," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 114, no. 1, pp. 80 – 87, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260714000248>
- [181] M.-R. Lin, H.-F. Hwang, M.-H. Hu, H.-D. I. Wu, Y.-W. Wang, and F.-C. Huang, "Psychometric comparisons of the timed up and go, one-leg stand, functional reach, and tinetti balance measures in community-dwelling older people," *Journal of the American Geriatrics Society*, vol. 52, no. 8, pp. 1343-1348, 2004. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1532-5415.2004.52366.x>
- [182] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, C. Werner, K. Hauer, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, "Experimental comparison of human gait tracking algorithms: Towards a context-aware mobility assistance robotic walker," in *2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, June 2016, pp. 719-724.
- [183] P. Chakravarty and R. Jarvis, "Panoramic vision and laser range finder fusion for multiple person tracking," in *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Oct 2006, pp. 2949-2954.
- [184] T. Ohnuma, G. Lee, and N. Y. Chong, "Particle filter based lower limb prediction and motion control for jaist active robotic walker," in *The 23rd IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, Aug 2014, pp. 6-11.
- [185] A. L. McDonough, M. Batavia, F. C. Chen, S. Kwon, and J. Ziai, "The validity and reliability of the gaitrite system's measurements: A preliminary evaluation," *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 82, no. 3, pp. 419 – 425, 2001. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003999301237174>
- [186] S. Maxwell, H. Delaney, and K. Kelley, *Designing Experiments and Analyzing Data: A Model Comparison Perspective, Third Edition*. Taylor & Francis, 2017. [Online]. Available: <https://books.google.gr/books?id=oNcrDwAAQBAJ>
- [187] F. Garcia-Pinillos, M. Cozar-Barba, M. Munoz-Jimenez, V. Soto-Hermoso, and P. Latorre-Roman, "Gait speed in older people: an easy test for detecting cognitive impairment, functional independence, and health state," *Psychogeriatrics*, vol. 16, no. 3, pp. 165-171. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/psyg.12133>
- [188] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, C. S. Tzafestas, and P. Maragos, "Estimating double support in pathological gaits using an hmm-based analyzer for an intelligent robotic walker," in *2017 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, Aug 2017, pp. 101-106.
- [189] J. Davis and M. Goadrich, "The relationship between precision-recall and roc curves," in *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*. ACM, 2006, pp. 233-240.

- [190] P. Koutras and P. Maragos, "A perceptually based spatio-temporal computational framework for visual saliency estimation," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 38, pp. 15 - 31, 2015, recent Advances in Saliency Models, Applications and Evaluations. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0923596515001290>
- [191] S. Ioffe and C. Szegedy, "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift," in *Proceedings of the 32Nd International Conference on International Conference on Machine Learning - Volume 37*, ser. ICML'15. JMLR.org, 2015, pp. 448-456. [Online]. Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=3045118.3045167>
- [192] P. J. Huber, "Robust estimation of a location parameter," *Ann. Math. Statist.*, vol. 35, no. 1, pp. 73-101, 03 1964. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1214/aoms/1177703732>