

Ελληνικό Μεσογειακό Πανεπιστήμιο

Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Διπλωματική Εργασία

Εκπαίδευση ρομπότ συνδυάζοντας οπτικά δεδομένα και κιναισθητικές ανθρώπινες επιδείξεις

Φοιτητής
Αθανασιάδης Χαράλαμπος

Επιβλέπων
Παπαγεωργίου Δημήτριος
Επ. Καθηγητής ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ

Σεπτέμβριος 2025

Περίληψη

Ο τρόπος εκπαίδευσης μεταξύ ανθρώπων πραγματοποιείται με διάφορες μορφές επικοινωνίας όπως η λεκτική, οπτική, κιναισθητική, το οποίο αποδεδειγμένα βελτιώνει την επικοινωνία μεταξύ μαθητή και εκπαιδευτή. Η παρούσα διπλωματική επεκτείνει τη συγκεκριμένη έννοια, μεταξύ ανθρώπου-εκπαιδευτή και ρομπότ, προτείνοντας ένα σχήμα ελέγχου μάθησης από επίδειξη (Learning by Demonstration - LbD), το οποίο χρησιμοποιεί οπτικά δεδομένα και εστιάζει στην αντικατάσταση της ασαφούς πληροφορίας βάθους, μέσω του συνδυασμού με κιναισθητική εκπαίδευση.

Η προτεινόμενη μέθοδος αξιοποιεί την οπτικά αντιληπτή κίνηση του ανθρώπινου χεριού, με σκοπό να παρέχει απτική καθοδήγηση κατά τη διάρκεια της κιναισθητικής εκπαίδευσης, διευκολύνοντας τον εκπαιδευτή στις διαστάσεις που παρατηρείται η μεγαλύτερη ασάφεια. Η μέθοδος αξιολογείται πειραματικά χρησιμοποιώντας μια κάμερα RGB και το ρομπότ UR10e, και αξιολογείται με μονόπλευρες προσεγγίσεις δηλαδή, με καθαρά οπτική εκπαίδευση ή κιναισθητική.

Το πείραμα απέδειξε ότι η προτεινόμενη μέθοδος υπερτερεί έναντι αυτών των προσεγγίσεων τόσο ως προς την απόδοση εκμάθησης κινήσεων όσο και ως προς τη φυσική καταπόνηση που δέχεται ο εκπαιδευτής κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Abstract

The way humans learn from each other is typically achieved through various forms of communication, such as verbal, visual, and kinesthetic, which has been proven to significantly enhance communication between the teacher and the learner. This thesis extends this concept to the human-teacher and robot interaction, proposing a Learning by Demonstration (LbD) control scheme that utilizes visual data and focuses on compensating for the lack of depth information through the combination with kinesthetic teaching.

The proposed method leverages the visually perceived motion of the human hand to provide haptic guidance during the kinesthetic teaching process, assisting the teacher in the dimensions where the greatest uncertainty is observed. The method is experimentally evaluated using an RGB camera and a UR10e robot and is compared against single-modality approaches, specifically, purely visual or purely kinesthetic training.

The experimental results demonstrate that the proposed method outperforms these approaches in terms of both motion learning performance and the physical strain experienced by the teacher during the training process.

Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Δημήτριο Παπαγεωργίου, για την πολύτιμη καθοδήγησή του κατά τη διάρκεια της διπλωματικής εργασίας και τη σημαντική συμβολή του ως πηγή έμπνευσης για την επιλογή αυτής της επιστημονικής κατεύθυνσης.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου, που ήταν πάντα δίπλα μου, με στήριξαν σε κάθε μου βήμα, πίστευαν πάντα σε εμένα και με βοήθησαν να φτάσω μέχρι εδώ και να είμαι αυτό που είμαι σήμερα.

Τέλος να ευχαριστήσω όλους εκείνους τους ανθρώπους που με τον τρόπο τους, με βοήθησαν, με ενέπνευσαν και με ενθάρρυναν κατά την πορεία αυτή.

Εκπαίδευση ρομπότ συνδυάζοντας οπτικά δεδομένα και κιναισθητικές ανθρώπινες επιδείξεις

Αθανασιάδης Χαράλαμπος

Σεπτέμβριος 2025

Λίστα Συμβολισμών

Σύμβολο	Περιγραφή
v	Βαθμωτό μέγεθος
$\boldsymbol{v}(\boldsymbol{bold})$	Διανυσματικό μέγεθος
$diag(\boldsymbol{v})$	Διαγώνιος πίνακας του διανύσματος **v**
$SO(3)/SE(3)$	Χώρος των πινάκων στροφής/ομογενών μετασχηματισμών
$\mathbb{S}^3$	Χώρος των μοναδιαίων quaternion
S_{++}^n	Χώρος των συμμετρικών θετικά ορισμένων πινάκων $n \times n$
$\mathbb{R}_{\mathbf{>0}}$	Σύνολο μη αρνητικών πραγματικών αριθμών
$R^{n \times n}$	Χώρος όλων των πραγματικών πινάκων μεγέθους $n \times n$
$\underline{v}, \overline{v}$	Κάτω και άνω όριο τιμών του μεγέθους v
v^+	θετικό μέρος της ποσότητας v
MSD	Mass-Spring-Damper

Περιεχόμενα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ..... **1**

ΕΙΣΑΓΩΓΗ **1**

1.1 Γενικα 1
1.2 Ανασκοπηση εκμαθησης απο επιδειξη (LbD) 2
1.3 Περιγραφη του σχηματος ελεγχου 4
1.4 Συνεισφορα της διπλωματικης 5
1.5 Δομη της διπλωματικης εργασιας 7

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ..... **9**

ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΤΡΟΧΙΑΣ ΜΕΣΩ DMPS ΣΤΟΝ $SE(3)$ **9**

2.1 Εισαγωγη 9
2.2 DMPs στον $\mathbb{R}3$ 10
2.3 DMPs στον $SO3$ 12
2.4 Ιδιοτητες των DMPs 15
2.5 Εκπαιδευση των DMPs 20

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ..... **23**

Έλεγχος αγωγιμοτητας στον $SE3$ **23**

3.1 Εισαγωγη 23
3.2 Κατασκευη του ελεγκτη αγωγιμοτητας 24
3.3 Διακριτοποιηση του ελεγκτη αγωγιμοτητας 25
3.4 Εφαρμογη του ελεγκτη αγωγιμοτητας 26
3.5 Αποτελεσματα και αξιολογηση του προσαρμοσμενου ελεγκτη αγωγιμοτητας 28

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ..... **34**

ΤΟΠΟΛΟΓΙΑ ΤΗΣ ΔΙΑΤΑΞΗΣ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΣΧΗΜΑΤΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ **34**

4.1 Περιγραφη 34
4.2 Αποκτηση Οπτικων Δεδομενων μεσω RGB Καμερας 35
4.3 Αναπαραγωγη της κινησης μεσω DMPs 36
4.4 Κιναισθητικη εκπαιδευση με χρηση ελεγκτη αγωγιμοτητας 37

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ..... **40**

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ **40**

5.1 Περιγραφη πειραματος 40
5.2 Επιλογη παραμετρων 41
5.3 Αποτελεσματα πειραματος 42
5.4 Κριτηρια αξιολογησης 45

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 ..... **49**

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ **49**

6.1 Γενικα 49

6.2 Μελλοντικη ερευνα 50

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 52

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α΄ 55

ΠΡΟΣΑΝΑΤΟΛΙΣΜΟΣ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΩΝΤΑΣ ΜΟΝΑΔΙΑΙΑ QUATERNION 55

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά

Η ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας τα τελευταία χρόνια έχει καταστήσει τη ρομποτική έναν από τους πιο δυναμικούς τομείς της μηχανικής και της πληροφορικής. Τα ρομποτικά συστήματα πλέον εφαρμόζονται ευρέως από τη βιομηχανία, την ιατρική έως την εξερεύνηση του διαστήματος και την αυτόνομη οδήγηση. Οι σύγχρονες ανάγκες, όπως η ανάγκη για αυτοματοποίηση, προσαρμοστικότητα σε δυναμικά περιβάλλοντα, εντείνουν το ενδιαφέρον για έρευνα στον τομέα αυτό. Στην παρούσα εργασία, εξετάζεται το πρόβλημα της εκπαίδευσης ρομπότ μέσω ανθρώπινων επιδείξεων, με έμφαση στο συνδυασμό οπτικών δεδομένων και κιναισθητικών επιδείξεων. Η έρευνα εστιάζει στον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός σχήματος ελέγχου μάθησης από επίδειξη (Learning by Demonstration - LbD), το οποίο αξιοποιεί εικόνες από κάμερες και δεδομένα κίνησης από τον άνθρωπο-εκπαιδευτή, με στόχο τη βελτίωση της ακρίβειας στην αναπαραγωγή κινήσεων, την αποτελεσματικότητα της μάθησης και την προσαρμοστικότητα σε νέες καταστάσεις.

Η ικανότητα ενός ρομπότ να μαθαίνει νέες δεξιότητες μέσω της παρατήρησης και της μίμησης ανθρώπινων ενεργειών αποτελεί ένα θεμελιώδες βήμα προς την ανάπτυξη πιο ευέλικτων, ευφυών και αυτόνομων συστημάτων, τα οποία μπορούν να προσαρμόζονται σε δυναμικά περιβάλλοντα και ποικίλες συνθήκες λειτουργίας. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές μεθόδους εκπαίδευσης, οι οποίες συχνά βασίζονται στην απαιτητική και χρονοβόρα διαδικασία χειροκίνητης προγραμματιστικής εισαγωγής κάθε επιμέρους ενέργειας ή ακολουθίας ενεργειών, μια διαδικασία που απαιτεί εξειδικευμένη γνώση και ενδεχομένως περιορίζει τη δυνατότητα του ρομπότ να λειτουργεί σε ευρύτερα πλαίσια οι τεχνικές μάθησης από επίδειξη (Learning by Demonstration - LbD) ανοίγουν νέους δρόμους. Συγκεκριμένα, επιτρέπουν τη μετάδοση ακόμα και σύνθετων δεξιοτήτων στο ρομπότ με έναν πιο φυσικό και αλληλεπιδραστικό τρόπο, βασισμένο στην παρατήρηση και αντιγραφή των ανθρώπινων κινήσεων, όπως αυτές εκδηλώνονται στο πλαίσιο μιας επίδειξης.

Ο συνδυασμός δεδομένων από διαφορετικές αισθητηριακές πηγές συγκεκριμένα οπτικών πληροφοριών από κάμερες και κιναισθητικών δεδομένων που καταγράφονται μέσω φυσικής καθοδήγησης του ρομπότ ενισχύει ακόμη περισσότερο αυτή τη διαδικασία μάθησης. Ο πολυτροπικός αυτός συνδυασμός παρέχει μια πιο πλήρη και αξιόπιστη αναπαράσταση της ανθρώπινης μάθησης, καθώς οι οπτικές πληροφορίες προσφέρουν μια αρχική αντίληψη για την κίνηση εργασίας, ενώ τα κιναισθητικά δεδομένα μεταφέρουν απτική πληροφόρηση και ουσιαστικά μια ολοκληρωμένη αντίληψη, τα δεδομένα αυτά είναι κρίσιμα για την επιτυχία πολύπλοκων εργασιών. Μέσω αυτής της ολοκληρωμένης προσέγγισης, καθίσταται δυνατή η εκπαίδευση ρομποτικών συστημάτων με μεγαλύτερη ακρίβεια, προσαρμοστικότητα και αποδοτικότητα, φέρνοντάς τα ένα βήμα πιο κοντά στην αλληλεπίδραση με τον άνθρωπο σε καθημερινά περιβάλλοντα.

1.2 Ανασκόπηση εκμάθησης από επίδειξη (LbD)

Η ανάπτυξη ευφυών ρομποτικών συστημάτων που μπορούν να μαθαίνουν μέσω ανθρώπινης καθοδήγησης αποτελεί αντικείμενο έντονης ερευνητικής δραστηριότητας. Το Learning by Demonstration (LbD), προσφέρει ένα φυσικό και μη προγραμματιστικό τρόπο εκμάθησης από τον άνθρωπο στο ρομπότ, με πλεονέκτημα τη μη εξάρτηση από την ανάγκη προγραμματισμού όπως έχει παρουσιαστεί από τα [5], [6]. Το Learning by Demonstration (LbD) μέσω του συνδυασμού οπτικών δεδομένων και κιναισθητικών κινήσεων δηλαδή χειροκίνητη καθοδήγηση από τον άνθρωπο, αποτελεί έναν πιο διαισθητικό τρόπο εκμάθησης ανθρώπινων επιδείξεων σε ένα ρομποτικό σύστημα. Η χρήση οπτικών δεδομένων παρατηρείται ότι εκδηλώνει ασάφειες μεταξύ επιθυμητής και τελικά καταγραφόμενης κίνησης, οι ασάφειες αυτές έχουν πηγή προέλευσης είτε από τους αισθητήρες ή από όργανα που χρησιμοποιήθηκαν, λόγου χάρη η χρήση καμερών (depthless) με αποτέλεσμα μη έγκυρη εκτίμηση, ή και μηδενική του βάθους. Αντίθετα, τα δεδομένα που εξάγονται μέσω κιναισθητικών κινήσεων δεν εκδηλώνουν ασάφειες, αλλά άπτονται της δεξιότητας του εκπαιδευτή και τη φυσική αλληλεπίδραση του.

Η συλλογή οπτικών δεδομένων στην εκμάθηση από επίδειξη έχει αναλυθεί στα άρθρα [6]-[14]. Ειδικότερα, μερικές εργασίες παρακολουθούν την κίνηση του εκπαιδευτή μέσω σταθερών RGB καμερών [7], ενώ άλλες για την επίτευξη του ίδιου σκοπού χρησιμοποιούν την καταγραφή βίντεο

[10], [11], [12], [13]. Η καταγραφή βίντεο και η κιναισθητική αποτελούν την κατηγορία στην οποία εντάσσεται η συγκεκριμένη διπλωματική. Μερικές από τις εργασίες που αναφέρθηκαν χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα [11], [13] για την επίτευξη ακριβέστερης καταγραφής της τροχιάς μέσω μεγάλου αριθμού βίντεο, ενώ σε άλλες εργασίες καταγράφονται λιγότερα βίντεο, αλλά εκτελώντας επιδείξεις, βελτιστοποιώντας τη γωνία προβολής της κίνησης [10], η αναδημιουργώντας τα δεδομένα με βάση προηγούμενα κιναισθητικά δεδομένα [13].

Η κιναισθητική εκπαίδευση επιτυγχάνεται με φυσικό τρόπο πάνω στο ρομπότ με την καθοδήγηση του εκπαιδευτή. Σε αντίθεση με την οπτική εκπαίδευση που προαναφέρθηκε, στον κιναισθητικό τρόπο εκπαίδευσης δεν παρατηρούνται ασάφειες. Λόγου χάρη από κάμερες RGB(depthless) όπου χάνεται η πληροφορία βάθους. Καθώς ο συγκεκριμένος τύπος εκπαίδευσης απαιτεί φυσική αλληλεπίδραση με το ρομπότ, η χρήση ελεγκτή όπως ο εμπέδησης/αγωγιμότητας αποτελεί λύσεις που προσφέρουν καλύτερη ποιότητα εκπαίδευσης. Εργασίες έχουν χρησιμοποιήσει τη συγκεκριμένη μεθοδολογία με το [15] να εφαρμόζεται σε μερική γνώση της επίδειξης ενώ τα [16], [17] σε επανάληψη των επιδείξεων. Παρόμοια έχουν κάνει και οι [18], [19].

Τα ανθρωποκεντρικά περιβάλλοντα χαρακτηρίζονται συχνά από έλλειψη δομής, ενώ αποτελούν έντονα δυναμικά περιβάλλοντα, γεγονός που καθιστά δύσκολη ή ακόμη και αδύνατη τη μάθηση και μεταφορά δεξιοτήτων μέσω ενός και μόνο τρόπου εκπαίδευσης. Η ανθρώπινη μάθηση βασίζεται σε μη μονότροπη επικοινωνία, όπως η γλωσσική/λεκτική επικοινωνία, η οπτική επίδειξη και η κιναισθητική αλληλεπίδραση, ιδιαίτερα για την εκμάθηση βασικών δεξιοτήτων. Η πολυτροπική προσέγγιση έχει αποδειχθεί πως ενισχύει σημαντικά τη διαδικασία μάθησης [20].

Στο πεδίο της ρομποτικής και ειδικότερα στη μάθηση μέσω διδασκαλίας (Learning by Demonstration - LbD), έχουν αναπτυχθεί διάφορες μέθοδοι που επιχειρούν να αξιοποιήσουν πολλαπλούς τρόπους αλληλεπίδρασης. Αυτές περιλαμβάνουν τον υψηλού επιπέδου προγραμματισμό ρομπότ μέσω σύνθεσης βασικών ενεργειών [21], τη χρήση καμερών σε συνδυασμό με φορητούς αισθητήρες [6], τη βελτίωση της κιναισθητικής διδασκαλίας με οπτικοποιήσεις μετά την εκπαίδευση [22], καθώς και τον συνδυασμό της κιναισθητικής διδασκαλίας με προσομοιώσεις [23].

Ωστόσο, σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, η αξιοποίηση οπτικών δεδομένων από κάμερες χωρίς βάθος (depthless cameras) ως υποστηρικτικό μέσο για την ενίσχυση της κιναισθητικής

διδασκαλίας δεν έχει μελετηθεί εκτενώς στο πλαίσιο της LbD, γεγονός που αναδεικνύει ένα πεδίο προς διερεύνηση.

1.3 Περιγραφή του σχήματος ελέγχου

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία χρησιμοποιείται μια συμβατική κάμερα τύπου RGB για την απόκτηση οπτικών δεδομένων. Για την προσέγγιση των οπτικών δεδομένων από της κινήσης του εκπαιδευτή, χρησιμοποιείται ένα (DMP) σύστημα, από το οποίο αναπαράγεται η τροχιά. Αν και οι κάμερες αυτής της κατηγορίας προσφέρουν υψηλή ανάλυση εικόνας, παρουσιάζουν ασάφεια όσον αφορά την αντίληψη του βάθους. Συγκεκριμένα, η απουσία πληροφοριών τρίτης διάστασης (depth) οδηγεί σε ασάφειες κατά την παρακολούθηση της θέσης των αντικειμένων, ενώ σε πολλές περιπτώσεις παρατηρείται πλήρης αδυναμία εκτίμησης του βάθους. Αυτή η έλλειψη καθιστά πιο απαιτητική την εκμάθηση κινήσεων στον χώρο.

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος που προκύπτει από την ασαφή ή ελλιπή αναπαράσταση του βάθους στις καταγραφές της κάμερας RGB, σχεδιάζεται ένας νόμος ενδοτικού ελέγχου (Admittance control) που εμπλουτίζει την τροχιά του ρομπότ, όπως αυτή καταγράφεται από τα οπτικά δεδομένα, με πληροφορίες που προέρχονται από την ανθρώπινη επίδειξη. Συγκεκριμένα το ρομπότ επανεκπαιδεύεται, χρησιμοποιώντας ένα νόμο ελέγχου, ο οποίος πυροδοτείτε από ένα σύστημα χειριστή που τοποθετείται στην αρπάγη του ρομπότ. Ο χειριστής αποτελεί επιπλέον και τον μηχανισμό που χρησιμοποιεί ο εκπαιδευτής για να μετακινεί το άκρο του ρομπότ στον χώρο. Ο νόμος ελέγχου ρυθμίζει την ενδοτικότητα του ελεγκτή, επιβραδύνει την κίνηση σε βαθμό που είναι εύκολο για τον εκπαιδευτή να συμβάλει στα σημεία, όπου η κάμερα αδυνατεί να αποδώσει με ακρίβεια τη διάσταση του βάθους. Η διαδικασία αυτή εφαρμόζεται κιναισθητικά στο ρομπότ, με σκοπό να αποκατασταθεί η χωρική πληροφορία. Με τον τρόπο αυτό, η τελική τροχιά του ρομπότ προσεγγίζει πιο πιστά την επιθυμητή ανθρώπινη κίνηση, μειώνοντας τις αποκλίσεις που προκαλεί η εξάρτηση από οπτικά δεδομένα.

Αναλυτικά, για τη σχεδίαση του ελεγκτή, αρχικά διαμορφώνεται το σύστημα αναπαραγωγής τροχιάς με βάση τα DMPs στον ευκλείδειο χώρο SE(3). Η θεωρία για το σκέλος της θέσης στο χώρο $\mathbb{R}^3$ βασίζεται στη δουλειά των [1], ενώ για την αναπαράσταση και τον χειρισμό των προσανατολισμών στο χώρο SO(3), ακολουθείται η μεθοδολογία που παρουσιάστηκε από τους

Leonidas Koutras και Zoe Doulgeri στο [2]. Για την παρακολούθηση της κίνησης του εκπαιδευτή, το DMP σύστημα χρειάζεται οπτικά δεδομένα. Τα δεδομένα αυτά συλλέγονται, όπως έχει ήδη αναφερθεί, από μία RGB (depthless) κάμερα. Ο τρόπος ορισμού των πλαισίων αναφοράς για την καταγραφή της κίνησης στον χώρο SE(3) αναλύεται εκτενώς στο Κεφάλαιο 4. Λόγω της απουσίας πληροφορίας βάθους από την RGB κάμερα, η αναπαραγόμενη τροχιά ενδέχεται να παρουσιάζει ασάφεια, ή ακόμα και πλήρη απώλεια, κατά μήκος του άξονα βάθους. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος σχεδιάζεται ένα σχήμα ελέγχου, βασισμένο στον ελεγκτή αγωγιμότητας στον χώρο SE(3), του οποίου η θεωρητική ανάλυση παρουσιάζεται στο [4]. Ο ελεγκτής αγωγιμότητας επιτρέπει την ενίσχυση της καθοδήγησης από τον άνθρωπο, δίνοντας μεγαλύτερη ελευθερία διορθώσεων κατά μήκος των διαστάσεων με υψηλή αβεβαιότητα (όπως το βάθος), ενώ διατηρεί όσο το δυνατόν σταθερές τις διαστάσεις όπου η καταγραφή είναι ακριβής. Με τον τρόπο αυτό, ο εκπαιδευτής μπορεί να επικεντρωθεί εκεί όπου είναι απαραίτητο. Τέλος, αξιοποιείται η ιδιότητα χρονικής κλιμάκωσης που προσφέρει το μοντέλο DMP. Αυτό επιτρέπει στον χειριστή να επιβραδύνει την κίνηση κατά την καθοδήγηση, σε περιπτώσεις όπου απαιτείται μεγαλύτερη ακρίβεια ή όταν η επιθυμητή τροχιά είναι σύνθετη, διευκολύνοντας έτσι την επανεκπαίδευση του ρομπότ με καλύτερα αποτελέσματα.

1.4 Συνεισφορά της διπλωματικής

Η μεθοδολογία μάθησης από επίδειξη που παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία, αξιοποιώντας τον συνδυασμό οπτικών δεδομένων και κιναισθητικών κινήσεων, μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα ευρύ φάσμα ρομποτικών συστημάτων που λειτουργούν σε δυναμικά περιβάλλοντα. Μία βασική περιοχή εφαρμογής είναι η βιομηχανία, όπου απαιτείται ακριβής αναπαραγωγή κινήσεων για εργασίες όπως η συναρμολόγηση, η συγκόλληση ή ο χειρισμός εύθραυστων αντικειμένων. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η ενσωμάτωση κιναισθητικών δεδομένων μέσω ελέγχου αγωγιμότητας προσφέρει στο ρομπότ τη δυνατότητα να μαθαίνει πολύπλοκες κινήσεις απευθείας από ανθρώπινους χειριστές. Επιπλέον, η προσέγγιση αυτή έχει εφαρμογή σε ρομποτικά συστήματα υποβοήθησης, όπως στην ιατρική. Σε τέτοια περιβάλλοντα, η ασφαλής και ευέλικτη αλληλεπίδραση με τον άνθρωπο είναι κρίσιμη, και η δυνατότητα εκπαίδευσης του ρομπότ από επαγγελματίες υγείας μέσω φυσικής καθοδήγησης ενισχύει τη λειτουργικότητά του.

Ένας ακόμη ιδιαίτερα σημαντικός τομέας όπου η προτεινόμενη μεθοδολογία μπορεί να προσφέρει αξία είναι η γεωπονία. Οι γεωργικές εφαρμογές, όπως η συγκομιδή φρούτων, το κλάδεμα φυτών, η φροντίδα καλλιεργειών, είναι περιβάλλοντα υψηλής πολυπλοκότητας. Η χρήση μόνο οπτικών δεδομένων (RGB) σε τέτοια σενάρια δυσχεραίνει την ακριβή εκτίμηση θέσης, οδηγώντας σε αποκλίσεις κατά την εκτέλεση των ρομποτικών ενεργειών.

Η ενσωμάτωση κιναισθητικής εκπαίδευσης μέσω ελέγχου αγωγιμότητας, όπως προτείνεται στην παρούσα εργασία, μπορεί να ενισχύσει σημαντικά την ακρίβεια των γεωργικών ρομποτικών συστημάτων, επιτρέποντας την εκπαίδευσή τους σε πολύπλοκες εργασίες μέσω φυσικής αλληλεπίδρασης με τον άνθρωπο. Ο εκπαιδευτης, καθοδηγώντας κιναισθητικά το ρομπότ παραδείγματος χάρη στη συγκομιδή, μπορεί να μεταδώσει κρίσιμες πληροφορίες για τον τρόπο με τον οποίο προσεγγίζεται και αποκόπτεται ο καρπός από το φυτό. Κατά συνέπεια, η προτεινόμενη προσέγγιση δεν περιορίζεται μόνο σε εργαστήρια ή βιομηχανικά περιβάλλοντα, αλλά επεκτείνεται και σε τομείς όπως η αγροτική παραγωγή, όπου υπάρχει αυξημένη ανάγκη για εκπαιδεύσιμα ρομποτικά συστήματα.

Η διπλωματική εργασία εισάγει ένα νέο σχήμα ελέγχου αγωγιμότητας για την καθοδήγηση ρομποτικών βραχιόνων σε περιβάλλοντα όπου η πληροφορία βάθους είναι ασαφής. Ο ελεγκτής σχεδιάζεται για να ενσωματώσει κιναισθητικές επεμβάσεις του ανθρώπου-εκπαιδευτή, ο οποίος επανεκπαιδεύει το ρομπότ. Η πληροφορία που προσδίδει ο εκπαιδευτής σε σημεία αβεβαιότητας συνδυάζεται με τα οπτικά δεδομένα που συλλέχθηκαν για την αναπαραγωγή της επιθυμητής τροχιάς. Ο σχεδιασμός του συστήματος ελέγχου επιτρέπει ενδοτική συμπεριφορά σε διαστάσεις υψηλής αβεβαιότητας και αυστηρότερη παρακολούθηση στις υπόλοιπες, με σκοπό την αντιστάθμιση των ελλείψεων της οπτικής πληροφορίας, παρέχεται δυνατότητα επιβράδυνσης της διαδικασίας επανεκπαίδευσης για καλύτερη ακρίβεια σε σημεία που κρίνει ο εκπαιδευτής. Τα πειραματικά αποτελέσματα αποδεικνύουν τη βελτίωση της ακρίβειας στην αναπαραγωγή της ανθρώπινης κίνησης και την αποδοτικότητα της μεθόδου σε συνθήκες μειωμένης οπτικής αντίληψης.

Η παρούσα διπλωματική εργασία συνεισφέρει στην κατασκευή νόμου ελέγχου, αξιοποιώντας τις δυνατότητες των RGB καμερών, του δεδομένου της ασάφειας βάθους, επιλύοντας το από τις δεξιότητες του ανθρώπου-εκπαιδευτή για την πλήρη αναπαραγωγή της κίνησης.

Στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας συγγράφηκε το επιστημονικό άρθρο [26], προς το συνέδριο 2025 34th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (ROMAN).

1.5 Δομή της διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελείται από έξι κεφάλαια. Το πρώτο κεφάλαιο περιλαμβάνει την εισαγωγή και τον σκοπό της μελέτης. Τα κεφάλαια 2 και 3 παρουσιάζουν το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο, το οποίο παρέχει στον αναγνώστη τις γνώσεις που απαιτούνται για την κατανόηση της εργασίας. Στη συνέχεια, το τέταρτο και πέμπτο κεφάλαιο επικεντρώνονται στην εφαρμογή της θεωρίας στο υπό εξέταση πρόβλημα και στην πειραματική διαδικασία, αντίστοιχα. Το έκτο κεφάλαιο περιλαμβάνει τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την εργασία.

Αρχικά, η διπλωματική εργασία εισάγει τον αναγνώστη στο ευρύτερο επιστημονικό πεδίο στο οποίο εντάσσεται η μελέτη. Στην πρώτη ενότητα παρουσιάζεται η σημασία της ρομποτικής για την ανθρωπότητα, με ιδιαίτερη έμφαση στην εκπαιδευτική προσέγγιση μέσω επίδειξης (Learning by Demonstration). Η δεύτερη ενότητα περιλαμβάνει ανασκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας και αναφορά σε προηγούμενες εργασίες στον συγκεκριμένο τομέα της ρομποτικής. Στην τρίτη ενότητα γίνεται λεπτομερής περιγραφή του συστήματος ελέγχου που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παρουσίαση της επιστημονικής συνεισφοράς της διπλωματικής εργασίας.

Τα Κεφάλαια 2 και 3 εστιάζουν στην παρουσίαση του επιστημονικού υποβάθρου που αποτελεί τη βάση της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Συγκεκριμένα, στο Κεφάλαιο 2 αναλύεται η έννοια των Dynamic Movement Primitives (DMPs) στον ευκλείδειο χώρο $SE(3)$, με έμφαση στη μαθηματική τους διατύπωση, τις βασικές ιδιότητές τους και τη διαδικασία εκπαίδευσής τους μέσω επίδειξης. Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται η θεωρία του ελεγκτή αγωγιμότητας (admittance control) επίσης στον χώρο $SE(3)$, με αναλυτική περιγραφή της διακριτοποίησης του σχήματος ελέγχου για την εφαρμογή του σε ρομποτικά συστήματα.

Το Κεφάλαιο 4 πραγματεύεται την εφαρμογή της θεωρητικής βάσης που παρουσιάστηκε στα προηγούμενα κεφάλαια στο πλαίσιο του προβλήματος της διπλωματικής εργασίας. Αρχικά,

αναλύεται ο αλγόριθμος απόκτησης οπτικών δεδομένων από την κάμερα. Στη συνέχεια, περιγράφεται η διαδικασία αναπαραγωγής της κίνησης μέσω των Dynamic Movement Primitives (DMPs), καθώς και η κιναισθητική εκπαίδευση του ρομπότ μέσω του ελεγκτή αγωγιμότητας. Τέλος, παρουσιάζεται η μεθοδολογία επιλογής των παραμέτρων του ελεγκτή.

Το Κεφάλαιο 5 εστιάζει στην πειραματική εφαρμογή των μεθοδολογιών που αναπτύχθηκαν στο Κεφάλαιο 4. Αρχικά, περιγράφεται αναλυτικά το σενάριο εκτέλεσης του πειράματος και οι συνθήκες υπό τις οποίες πραγματοποιήθηκε. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι παράμετροι που επιλέχθηκαν για την εκπαίδευση και αναπαραγωγή από τα DMPs, καθώς και για τη ρύθμιση του ελεγκτή αγωγιμότητας. Τέλος, γίνεται η παρουσίαση των πειραματικών αποτελεσμάτων και η αξιολόγησή τους.

Η διπλωματική εργασία ολοκληρώνεται με το Κεφάλαιο 6, το οποίο περιλαμβάνει τα τελικά συμπεράσματα της μελέτης. Σε αυτό συνοψίζονται τα βασικά ευρήματα, ενώ παράλληλα διατυπώνονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα και πιθανές επεκτάσεις της παρούσας προσέγγισης.

Κεφάλαιο 2

Παραγωγή τροχιάς μέσω DMPs στον $SE(3)$

2.1 Εισαγωγή

Τα DMPs αποτελούν μια μέθοδο εκμάθησης κινήσεων, με τη δυνατότητα γενίκευσης της κίνησης σε διαφορετικούς στόχους ή χρονικά πλαίσια. Αρχικά σχεδιασμένα για κινήσεις σε ευκλείδειους χώρους $\mathbb{R}$ [1], τα DMPs περιγράφουν την επιθυμητή τροχιά μέσω ενός απλού δευτεροβάθμιου ελεγκτή, ενισχυμένου με μη γραμμικούς όρους που ρυθμίζονται από συγκεκριμένα δεδομένα. Ωστόσο, ρομποτικές εφαρμογές όπως η αναπαραγωγή της τροχιάς του ανθρώπινου χεριού, με χρήση σε χειρωνακτικές εργασίες όπως η συγκομιδή φρούτων, απαιτούν την αναπαράσταση κινήσεων σε πιο πολύπλοκους ευκλείδειους χώρους, συγκεκριμένα στον $SE(3)$. Η προσαρμογή της προ υπάρχουσας θεωρίας στον ευκλείδειο χώρο $SE(3)$, με παρακολούθηση του σφάλματος προσανατολισμού στον $SO(3)$, έχει αναλυθεί από το[2].

Το κεφάλαιο εστιάζει στην ανάλυση της έννοιας των θεμελιωδών δυναμικών συστημάτων DMPs. Αρχικά, παρουσιάζεται η υλοποίησή τους στον χώρο $SE(3)$, διαχωρίζοντάς τα στις συνιστώσες τους $\mathbb{R}^3$ για τη θέση και του $SO(3)$ για τις περιστροφές. Στη συνέχεια, εξετάζονται οι βασικές ιδιότητές τους, με έμφαση στη γενικότητα που προσφέρουν στην αναπαραγωγή τροχιών. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την περιγραφή της διαδικασίας εκπαίδευσης των DMPs, αναλύοντας τον τρόπο με τον οποίο αποκωδικοποιούν την τροχιά επίδειξης.

Το μοντέλο των DMPs ενσωματώνεται στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία ως το βασικό εργαλείο για την αναπαραγωγή της επιθυμητής τροχιάς κίνησης του χεριού του εκπαιδευτή. Η τροχιά αυτή προέρχεται αρχικά από οπτικά δεδομένα που καταγράφονται κατά τη φάση της εκπαίδευσης του ρομπότ μέσω επίδειξης. Στη συνέχεια, τα δεδομένα αυτά εμπλουτίζονται με τη βοήθεια κιναισθητικής επανεκπαίδευσης, κατά την οποία ο εκπαιδευτής καθοδηγεί φυσικά τον ρομποτικό βραχίονα, επιτρέποντας στο σύστημα να προσαρμόσει τη συμπεριφορά του με μεγαλύτερη ακρίβεια. Με αυτόν τον τρόπο, τα DMPs επιτρέπουν τη γενικεύσιμη αναπαραγωγή κινήσεων, καθώς μπορούν να προσαρμοστούν σε νέες αρχικές ή τελικές συνθήκες, διατηρώντας τη βασική μορφή της τροχιάς που καταγράφηκε κατά την εκπαίδευση.

2.2 DMPs στον $\mathbb{R}^3$

Τα DMPs στον χώρο $\mathbb{R}^3$ ορίζονται ως ανεξάρτητα DMPs στον $\mathbb{R}$ για κάθε διάσταση, αποτελούν το μοντέλο που θα αναπαράγει τη θέση του χεριού του εκπαιδευτή στον τρισδιάστατο χώρο. Κάθε ένα από αυτά μπορεί να θεωρηθεί ως ένα δυναμικό σύστημα, που περιλαμβάνει έναν δευτεροβάθμιο ελεγκτή θέσης, ο οποίος οδηγεί το σύστημα προς τον στόχο και έναν μη γραμμικό όρο, ο οποίος επιτρέπει την εκμάθηση και αναπαραγωγή σύνθετων τροχιών:

$$\tau\dot{z} = \alpha_z(\beta_z(g - y) - z) + (g - y_0)F(x) \tag{2.2.1}$$
$$\tau\dot{y} = z$$

Η παραπάνω σχέση αποτελεί ένα DMP στον $\mathbb{R}$. Ως $y, \dot{y} \in \mathbb{R}$ ορίζεται η θέση και η ταχύτητα αντίστοιχα, ενώ ως $y_0 \in \mathbb{R}$ ορίζεται η αρχική θέση και $g \in \mathbb{R}$ η τελική θέση, με $\alpha_z, \beta_z \in \mathbb{R}$ τα θετικά κέρδη του δευτεροβάθμιου ελεγκτή θέσης. Η χρονική σταθερά $\tau \in [0,1]$ χρησιμοποιείται για τη χρονική κλιμάκωση της αναπαραγόμενης τροχιάς, ενώ με $x \in \mathbb{R}$ είναι η φασική μεταβλητή. Ο μη γραμμικός όρος $(g - y_0)F(x) \in \mathbb{R}$ χρησιμοποιείται για τη δημιουργία τροχιών εκτός της προκαθορισμένης του ελεγκτή. Η συνάρτηση $F(x)$ ορίζεται ως:

$$F(x) = \frac{\sum_i w_i \Psi_i(x)}{\sum_i \Psi_i(x)} x \tag{2.2.2}$$

όπου $w_i \in [0,1]$, τα βάρη που αποκωδικοποιούν την τροχιά επίδειξης, $\Psi_i(x) \in \mathbb{R}$ οι Gaussian συναρτήσεις από τις οποίες προσεγγίζεται η τροχιά επίδειξης, με $i = 1, \dots, N$ να αντιπροσωπεύει τον αριθμό των Gaussian συναρτήσεων, οι οποίες ορίζονται ως:

$$\Psi_i(x) = \exp[-h_i(x - c_i)^2] \tag{2.2.3}$$

Με c_i συμβολίζονται τα κέντρα των Gaussian συναρτήσεων, h_i τα αντίστροφα πλάτη.

Η φασική μεταβλητή $x \in \mathbb{R}$, είναι η λύση της διαφορικής εξίσωσής με αρχική συνθήκη $x_0 = 1$:

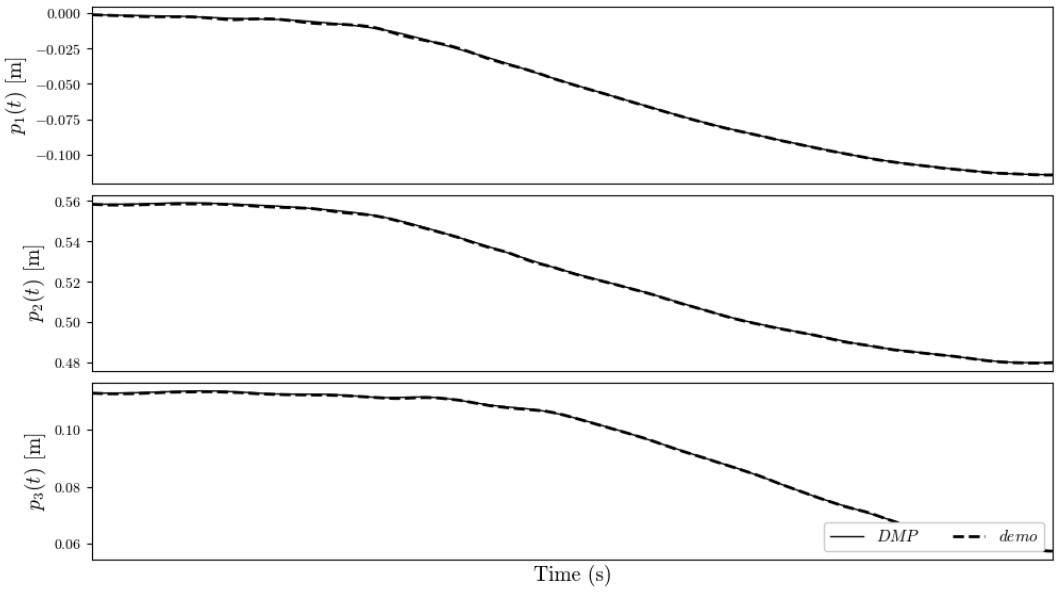
$$\tau\dot{x} = -\alpha_x x \tag{2.2.4}$$

όπου με $\alpha_x \in \mathbb{R}_{>0}$ θετική σταθερά.

Η φασική μεταβλητή x καθορίζει τη χρονική ενεργοποίηση των συναρτήσεων Gaussian. Η ενεργοποίηση αυτή μπορεί να είναι αρμονική, δηλαδή οι συναρτήσεις Gaussian να κατανέμονται

συμμετρικά ως προς τον χρόνο, ή να παρουσιάζουν χρονική ασυμμετρία. Στην τελευταία περίπτωση, η ενεργοποίηση μπορεί να είναι εντονότερη στην αρχή της διαδικασίας ελέγχου και να μειώνεται σταδιακά προς το τέλος, ή αντίστροφα. Η συμπεριφορά αυτή περιγράφεται από τη σχέση (2.2.4), της οποίας η λύση είναι μια εκθετική συνάρτηση, χαρακτηρίζοντας τη δυναμική εξέλιξη της ενεργοποίησης των Gaussian στον χρόνο.

Ακολουθούν οπτικοποιήσεις των τροχιών που παράγονται από τα DMPs στον $\mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, με στόχο την κατανόηση της θεωρητικής ανάλυσης του μοντέλου σε πολυδιάστατο χώρο.



ΣΧΗΜΑ 2.2.1 Σύγκριση της επιθυμητής τροχιάς (demo) και της τροχιάς που παράγεται από τα DMPs στις τρεις χωρικές διαστάσεις σε συνάρτηση με τον χρόνο.

Το ΣΧΗΜΑ 2.2.1 απεικονίζει τη χρονική εξέλιξη των τριών χωρικών συνιστωσών της θέσης, $p_1(t), p_2(t)$ και $p_3(t)$, κατά την αναπαραγωγή μιας τροχιάς μέσω του μοντέλου DMP. Κάθε υποδιάγραμμα αντιστοιχεί σε μία από τις τρεις διαστάσεις του διανύσματος θέσης στον $\mathbb{R}^{\mathbf{3}}$. Η συνεχής γραμμή αναπαριστά την τροχιά που παράγεται από το DMP, ενώ η διακεκομμένη γραμμή αντιστοιχεί στην αρχική τροχιά της επίδειξης (demo). Στον οριζόντιο άξονα απεικονίζεται ο

χρόνος σε δευτερόλεπτα, ενώ στον κατακόρυφο άξονα αποδίδεται η τιμή κάθε συνιστώσας σε μέτρα.

Παρατηρείται, ότι το DMP κατάφερε να αναπαράγει με ακρίβεια την αρχική επίδειξη και για τους τρεις άξονες θέσης. Αυτό δείχνει την ικανότητά του να μαθαίνει σύνθετες τροχιές στον τρισδιάστατο χώρο.

2.3 DMPs στον $SO(3)$

Τα DMPs στον ευκλείδειο χώρο $SO(3)$, αναπαράγουν τον προσανατολισμό του χεριού του εκπαιδευτή από τα δεδομένα των εκπαιδεύσεων. Ορίζονται [3] κατά αναλογία με τον χώρο $\mathbb{R}^3$, με τη διαφορά ότι πλέον χρησιμοποιούνται οι έννοιες προσανατολισμός και ταχύτητα προσανατολισμού, όπως επίσης αρχικός και τελικός προσανατολισμός, μέσω πινάκων στροφής $\boldsymbol{R}$ ή μοναδιαίων quaternion $\boldsymbol{Q}$. Για τις ανάγκες της συγκεκριμένης ενότητας, θα εφαρμοσθεί ο συμβολισμός των μοναδιαίων quaternion.

$$\tau\dot{\boldsymbol{\eta}} = \alpha_z\left(\beta_z 2\log\left(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}}\right) - \boldsymbol{\eta}\right) + diag\left(2\,log\left(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{0}}\right)\right)\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}) \qquad (2.3.1)$$

$$\tau\dot{\boldsymbol{Q}} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix}0\\ \boldsymbol{\eta}\end{bmatrix} * \boldsymbol{Q}$$

Οι παραπάνω εξισώσεις περιγράφουν τη συγκεκριμένη προσέγγιση. Με $\alpha_z, \beta_z \in \mathbb{R}$ θετικά κέρδη του ελεγκτή, $\boldsymbol{Q_g}, \boldsymbol{Q_0} \in \mathbb{S}^3$ ο τελικός και ο αρχικός προσανατολισμός αντίστοιχα, $\overline{\boldsymbol{Q}} \in \mathbb{S}^3$ ο αντίστροφος προσανατολισμός. Με $diag\left(2\log\left(\boldsymbol{Q}_g * \overline{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{0}}\right)\right)\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}) \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{3}}$ συμβολίζεται ο μη γραμμικός όρος κατά αναλογία της προηγούμενης ενότητας, με ≪∗≫ ο πολλαπλασιασμός των μοναδιαίων quaternion. Ενώ $log(\quad): \mathbb{S}^3 \longrightarrow \mathbb{R}^{\boldsymbol{3}}$**,** αποτελεί τον λογαριθμικό μετασχηματισμό όπως περιγράφεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α , $\boldsymbol{\eta} = \tau\boldsymbol{\omega}$, όπου $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{3}}$ η γωνιακή ταχύτητα και $\tau \in [0,1]$ η σταθερά χρόνου.

Η σχέση (2.3.1) μπορεί να γραφεί στη μορφή:

$$\boldsymbol{e_Q} = 2\log\left(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}}\right) = 2\boldsymbol{n}\left(\boldsymbol{\theta_g} - \boldsymbol{\theta}\right) \qquad (2.3.2)$$

$$\tau^2\frac{d\left(\dot{\boldsymbol{\theta}}\boldsymbol{n}\right)}{dt} = \alpha_z\left(\beta_z\boldsymbol{n}\left(\boldsymbol{\theta_g} - \boldsymbol{\theta}\right) - \tau\dot{\boldsymbol{\theta}}\boldsymbol{n}\right)$$

όπου με $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, γωνία στροφής προς κάθε άξονα, $\boldsymbol{\theta_g} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$ η τελική γωνία. Η χρήση της συγκεκριμένης προσέγγισης αποτελεί έναν δευτεροβάθμιο μη γραμμικό ελεγκτή καθώς ο άξονας περιστροφής $\boldsymbol{n} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$ είναι συνάρτηση του χρόνου, με αποτέλεσμα στη γενικότητα να παρατηρούνται ταλαντώσεις. Η γραμμικοποίηση επιτυγχάνεται αν ο άξονας στροφής $\boldsymbol{n}$ των μοναδιαίων quaternion, καθώς προσεγγίζεται ο στόχος είναι σταθερός. Το οποίο πρακτικά δεν μπορεί να εφαρμοσθεί.

Για την επίλυση των προβλημάτων που αναφέρθηκαν, ορίζονται ως μεταβλητές του δυναμικού συστήματος, το σφάλμα προσανατολισμού και η μεταβολή του. Η συγκεκριμένη οριοθέτηση καθιστά το σύστημα γραμμικό, το οποίο περιγράφεται πλέον ως:

$$\tau \dot{\boldsymbol{z}} = -\alpha_z\left(\beta_z \boldsymbol{e_Q} + z\right) + \mathrm{diag}\left(2\log\left(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}}_{\mathbf{0}}\right)\right)\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}) \tag{2.3.3}$$

$$\tau \dot{\boldsymbol{e_Q}} = \boldsymbol{z}$$

Οι παραπάνω εξισώσεις αποτελούν ένα DMP στον $\mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, το οποίο έχει φυσική σημασία στον $SO(3)$.

Για τον υπολογισμό της γωνιακής ταχύτητας $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, είναι αναγκαία η ανάλυση των σχέσεων μεταξύ των μοναδιαίων quaternion και των παραγώγων του, σε σχέση με το σφάλμα προσανατολισμού $\boldsymbol{e_Q}$.

Χρησιμοποιώντας τη σχέση (2.3.2) λύνουμε ως προς Q:

$$\boldsymbol{Q} = \overline{\exp\left(\frac{1}{2}\boldsymbol{e_Q}\right)} \cdot \boldsymbol{Q_g} \tag{2.3.4}$$

η γωνιακή ταχύτητα υπολογίζεται ως:

$$\boldsymbol{\omega} = 2\,\mathrm{vec}\left(\dot{\boldsymbol{Q}} * \overline{\boldsymbol{Q}}\right) \tag{2.3.5}$$

όπου vec το διανυσματικό μέρος του quaternion product.

Για τον υπολογισμό της παραγώγου $\dot{\boldsymbol{Q}}$, αρχικά συσχετίζεται ο λογάριθμος $\boldsymbol{Q}$, με την παράγωγο του $\boldsymbol{Q}$ μέσω της σχέσης:

$$\dot{\boldsymbol{Q}} = \boldsymbol{J_{logQ}}(\boldsymbol{Q})\frac{d\log(\boldsymbol{Q})}{dt} \tag{2.3.6}$$

$$\frac{d\log(\boldsymbol{Q})}{dt} = \boldsymbol{J_Q}(\boldsymbol{Q})\,\dot{\boldsymbol{Q}}$$

με $\boldsymbol{J_{log_Q}(Q)}$, $\boldsymbol{J_Q(Q)}$ να είναι 4×3 και 3×4 ιακωβιανές αντίστοιχα, με τα στοιχεία τους να εξαρτώνται από τον τρέχον προσανατολισμό Q:

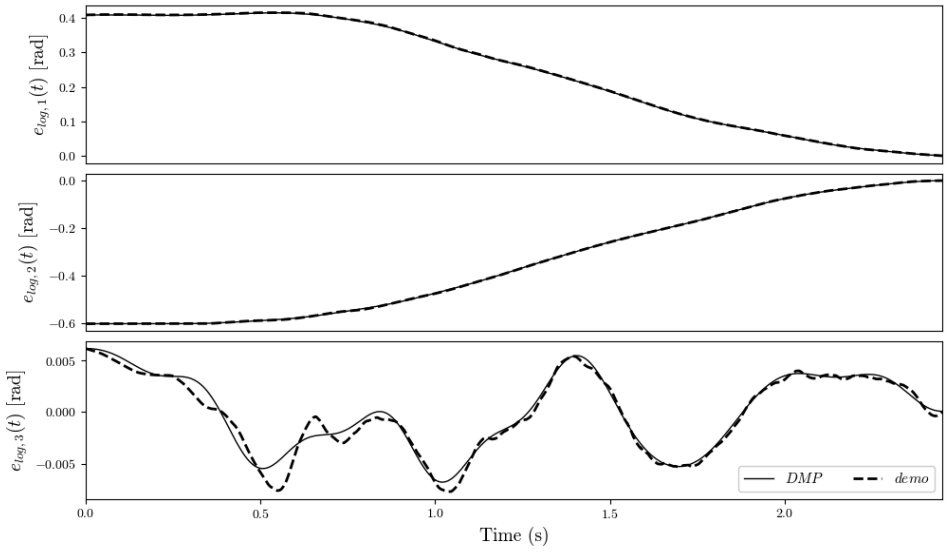
$$\boldsymbol{J_{logQ}(Q)} = \begin{cases} \begin{bmatrix} -\sin\theta \boldsymbol{n^T} \\ \frac{\sin\theta}{\theta}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{nn^T}) + \cos\theta\ \boldsymbol{nn^T} \end{bmatrix} & ,\theta \neq 0 \\ \begin{bmatrix} \boldsymbol{0_{1\times 3}} \\ \boldsymbol{I} \end{bmatrix} & ,\theta = 0 \end{cases} \tag{2.3.7}$$

$$\boldsymbol{J_Q(Q)} = \begin{cases} \begin{bmatrix} \frac{-\sin\theta + \theta\cos\theta}{\sin^2\theta}\boldsymbol{n} & \frac{\theta}{\sin\theta}\boldsymbol{I} \end{bmatrix} & ,\theta \neq 0 \\ [\boldsymbol{0_{3\times 1}} \quad \boldsymbol{I}] & ,\theta = 0 \end{cases} \tag{2.3.8}$$

όπου με $\theta \in \mathbb{R}$ η γωνία περιστροφής, $\boldsymbol{n} \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{3}}$ μοναδιαίο διάνυσμα που εκφράζει τον άξονα περιστροφής. Επομένως παραγωγίζοντας τη σχέση (2.3.2) και χρησιμοποιώντας τη σχέση (2.3.6) :

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{Q}} &= -\frac{1}{2}\boldsymbol{Q} * \overline{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{g}} * \boldsymbol{J}_{\mathbf{log_Q}}\ \ (\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}})\dot{\boldsymbol{e_Q}} * \boldsymbol{Q} \\ \dot{\boldsymbol{e_Q}} &= -2\boldsymbol{J_Q}(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}})(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}} * \dot{\boldsymbol{Q}} * \overline{\boldsymbol{Q}}) \end{aligned} \tag{2.3.9}$$

χρησιμοποιώντας τη σχέση (2.3.9) στην (2.3.5), είναι πλέον δυνατός ο έλεγχος του ρομπότ στον $SO(3)$.Ακολουθούν οπτικοποιήσεις των τροχιών του σφάλματος προσανατολισμού που παράγονται από τα DMPs στον $SO(3)$, με στόχο την κατανόηση της θεωρητικής ανάλυσης του μοντέλου στον μη ευκλείδειο χώρο των περιστροφών.



ΣΧΗΜΑ 2.3.1 Χρονική εξέλιξη των συνιστωσών του σφάλματος προσανατολισμού κατά την αναπαραγωγή περιστροφικής τροχιάς με DMPs στον $SO(3)$

Το ΣΧΗΜΑ 2.3.1 απεικονίζει τη χρονική εξέλιξη των συνιστωσών του σφάλματος προσανατολισμού $e_{log}(t)$, όπως προκύπτουν από την καταγραφή του σφάλματος περιστροφής στον χώρο $SO(3)$ μέσω του λογαριθμικού μετασχηματισμού. Κάθε υποδιάγραμμα αντιστοιχεί σε μία από τις τρεις συνιστώσες του διανύσματος $e_{log}(t)$. Η συνεχής γραμμή αναπαριστά την τροχιά που παράγεται από το μοντέλο των DMPs, ενώ η διακεκομμένη γραμμή αντιστοιχεί στην αρχική επίδειξη. Ο οριζόντιος άξονας παριστά τον χρόνο σε δευτερόλεπτα και ο κατακόρυφος την τιμή κάθε συνιστώσας σε ακτίνια.

Το σχήμα δείχνει ότι το DMP στον $SO(3)$, αναπαράγει με ακρίβεια την επιδειχθείσα τροχιά προσανατολισμού και για τις τρείς διαστάσεις. Άρα η μέθοδος είναι αποτελεσματική στην αναπαραγωγή προσανατολισμών του ρομπότ.

2.4 Ιδιότητες των DMPs

Η γενικότητα που προσφέρουν τα DMPs κατά την εφαρμογή τους σε μια προκαθορισμένη τροχιά, τόσο σε σχέση με τον χρόνο όσο και με τον χώρο, συνιστά μία από τις πιο χρήσιμες ιδιότητές τους.

Η ικανότητα αυτή επιτρέπει την προσαρμογή της τροχιάς σε διαφορετικές χωρικές και χρονικές συνθήκες, χωρίς να απαιτείται επανεκπαίδευση. Στη βιβλιογραφία, η συγκεκριμένη ιδιότητα αναλύεται σε δύο βασικές κατηγορίες, τη χωρική και τη χρονική κλιμάκωση. Η χρονική κλιμάκωση επιτρέπει την εκτέλεση της ίδιας τροχιάς σε διαφορετικούς χρόνους προσομοίωσης, ενώ η χωρική κλιμάκωση αφορά την προσαρμογή της τροχιάς σε διαφορετικές αρχικές και τελικές συνθήκες. Οι ιδιότητες αυτές είναι ιδιαίτερα σημαντικές στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, καθώς αξιοποιούνται στο σχήμα ελέγχου για να υποστηρίξουν τον εκπαιδευτή στη βελτίωση της ακρίβειας, ιδιαίτερα σε κρίσιμα σημεία της διαδικασίας επανεκπαίδευσης.

Κλιμάκωση στον $\mathbb{R}^3$

Στον τρισδιάστατο χώρο και συγκεκριμένα για τη θέση, η κλιμάκωση επιτυγχάνεται μέσω παραμέτρων που ελέγχουν τη γενίκευση της αναπαραγόμενης τροχιάς. Έτσι, μπορεί να εκτελεστεί η ίδια βασική κίνηση ταχύτερα ή πιο αργά, ή να προσαρμοστεί σε νέες αρχικές και τελικές θέσεις στον τρισδιάστατο χώρο.

Θεωρώντας ως παράγοντες, $s_\tau = \frac{\tau_{new}}{\tau_{train}}$ για τη χρονική κλιμάκωση, $s_{g,i} = \frac{g_i - y_{0,i}}{g_d, i - y_{0,d,i}}$ για τη χωρική κλιμάκωση. Συμπεραίνεται ότι για τη νέα τροχιά θα ισχύει ότι, η λύση της διαφορικής εξίσωσής (2.2.1) για σταθερά χρόνου $\tau = \tau_{new}$ και χωρικές συνθήκες $(y_{0,i}, g_i)$ με συμβολισμό $y_{new,i}(t) \in \mathbb{R}$, σε σχέση με την προτεινόμενη που εκπαιδεύτηκε το DMP με $\tau = \tau_{train}$ και $(y_{0,d,i}, g_{d,i})$ ως $y_{train,i}(t) \in \mathbb{R}$, όπου $i = 1,..,3$ να αντιπροσωπεύει τη διάσταση, θα ισχύει:

$$\mathbf{Y_{new,i}}(\boldsymbol{t}) = \boldsymbol{s_g}^T \boldsymbol{Y_{train,i}}\left(\boldsymbol{t} = \frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{s_\tau}}\right), \dot{\mathbf{Y}}_{\boldsymbol{new,i}}(t) = \boldsymbol{s_g}^T \frac{\dot{\boldsymbol{Y}}_{\boldsymbol{train,i}}\left(\boldsymbol{t} = \frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{s_\tau}}\right)}{s_\tau}, \ddot{\mathbf{Y}}_{\boldsymbol{new,i}}(\boldsymbol{t}) = \boldsymbol{s_g}^T \frac{\ddot{\boldsymbol{Y}}_{\boldsymbol{train,i}}\left(\boldsymbol{t} = \frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{s_\tau}}\right)}{s_\tau^2} \quad (2.4.1)$$

όπου με $\mathbf{Y_{new,i}}(\boldsymbol{t})$, $\boldsymbol{Y_{train,i}}(\boldsymbol{t})$:

$$\mathbf{Y_{new,i}}(\boldsymbol{t}) = \begin{bmatrix} y_{new,1}(t) \\ y_{new,2}(t) \\ y_{new,3}(t) \end{bmatrix}, \boldsymbol{Y_{train,i}}(\boldsymbol{t}) = \begin{bmatrix} y_{train,1}(t) \\ y_{train,2}(t) \\ y_{train,3}(t) \end{bmatrix}, \boldsymbol{s_g} = \begin{bmatrix} s_{g,1} \\ s_{g,2} \\ s_{g,3} \end{bmatrix}$$

Κλιμάκωση στον $SO(3)$

Για τον προσανατολισμό, η χρονική κλιμάκωση διατηρείται με ίδιο τρόπο όπως και στη θέση, μέσω του χρονικού παράγοντα, ενώ η χωρική κλιμάκωση επιτυγχάνεται με κατάλληλη αναπροσαρμογή στο γεγονός της μη γραμμικότητας του χώρου. Έτσι, η μετάβαση μεταξύ αρχικού και τελικού προσανατολισμού μπορεί να τροποποιηθεί σε διάρκεια και μέγεθος χωρίς να αλλάζει η βασική μορφή της περιστροφικής κίνησης.

Ομοίως με τον $\mathbb{R}^3$, αλλά πλέον $s_g = \text{diag}\big(2\log\big(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{0}}\big)\big)\Big(\text{diag}\big(2\log\big(\boldsymbol{Q_{g,d}} * \overline{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{0,d}}\big)\big)\Big)^{-1}$. Θεωρούνται ως λύσεις της διαφορικής εξίσωσής (2.3.3) σε μορφή μοναδιαίων quaternion $\mathrm{e}_{new,i}(t)$ και της προτεινόμενης του DMP ως $\mathrm{e}_{train,i}(t)$. Θα ισχύει αντίστοιχα με τον $\mathbb{R}^3$ η σχέση:

$$\boldsymbol{E_{new,i}(t)} = \boldsymbol{s_g E_{train,i}}\left(\boldsymbol{t} = \frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{s_\tau}}\right), \dot{\mathbf{E}}_{\boldsymbol{new,i}}(\boldsymbol{t}) = \boldsymbol{s_g}\frac{\dot{\boldsymbol{E}}_{\boldsymbol{train,i}}\left(\boldsymbol{t}=\frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{s_\tau}}\right)}{s_\tau}, \ddot{\mathbf{E}}_{\boldsymbol{new,i}}(t) = \boldsymbol{s_g}\frac{\ddot{\boldsymbol{E}}_{\boldsymbol{train,i}}\left(\boldsymbol{t}=\frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{s_\tau}}\right)}{s_\tau^2} \quad (2.4.2)$$

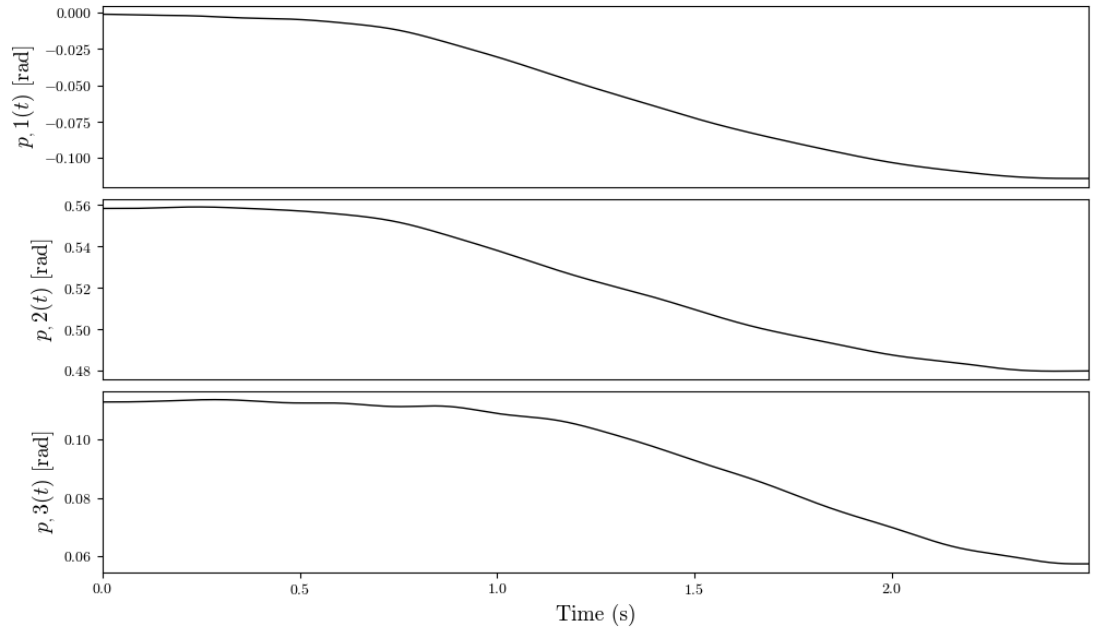
όπου με $\boldsymbol{E_{new,i}(t)}$, $\boldsymbol{E_{train,i}(t)}$:

$$\mathbf{E}_{\boldsymbol{new,i}}(\boldsymbol{t}) = \begin{bmatrix}\mathrm{e}_{new,1}(t)\\ \mathrm{e}_{new,2}(t)\\ \mathrm{e}_{new,3}(t)\end{bmatrix}, \boldsymbol{E_{train,i}(t)} = \begin{bmatrix}\mathrm{e}_{train,1}(t)\\ \mathrm{e}_{train,2}(t)\\ \mathrm{e}_{train,3}(t)\end{bmatrix}$$

Οπτική Ανάλυση των ιδιοτήτων των DMP

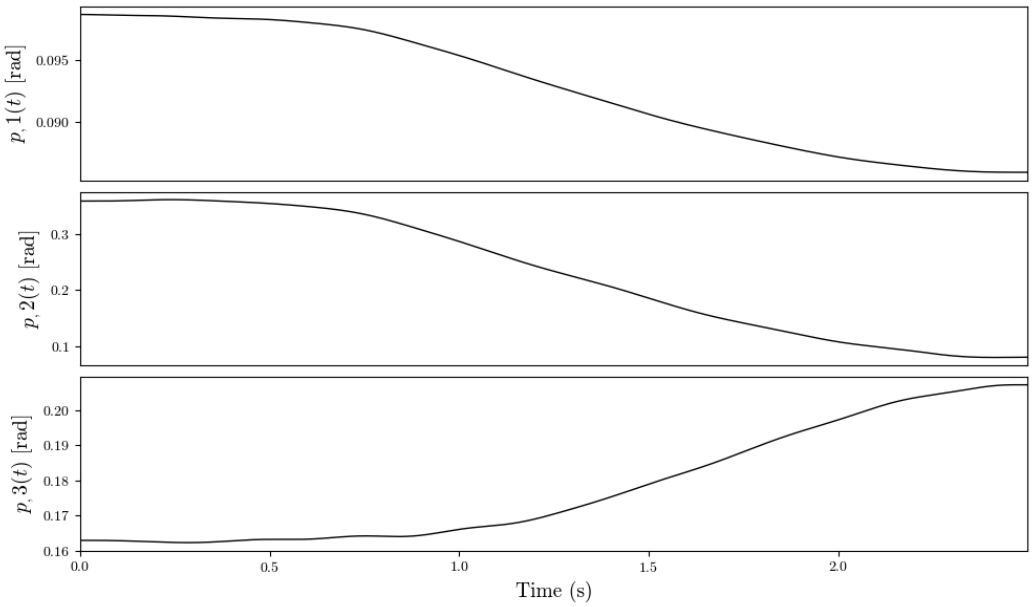
Για την καλύτερη κατανόηση των ιδιοτήτων των DMP στον $\mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, παρατίθενται διαγράμματα που απεικονίζουν τη συμπεριφορά των τροχιών υπό διαφορετικές αρχικές και τελικές χωρικές συνθήκες (ΣΧΗΜΑ 2.4.1 και ΣΧΗΜΑ 2.4.2), και εν συνεχεία για διαφορετικές χρονικές συνθήκες (ΣΧΗΜΑ 2.4.3 και ΣΧΗΜΑ 2.4.4) στον $\mathbb{R}^{\mathbf{3}}$.

Το ΣΧΗΜΑ 2.4.1 και ΣΧΗΜΑ 2.4.2 σε συνδυασμό, απεικονίζουν την ιδιότητα της χωρικής κλιμάκωσης στον $\mathbb{R}^{\mathbf{3}}$ του DMP. Η τροχιά επίδειξης έχει για αρχικές και τελικές συνθήκες τα σημεία στον $\mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, (0,0.56,0.11), (-0.5,0.48,0.05) αντίστοιχα. Η τροχιά που αναπαράγεται από το DMP είναι αυτή που απεικονίζεται στο ΣΧΗΜΑ 2.4.1.



ΣΧΗΜΑ 2.4.1 Τροχιά των τριών συνιστωσών της τροχιάς επίδειξης του DMP

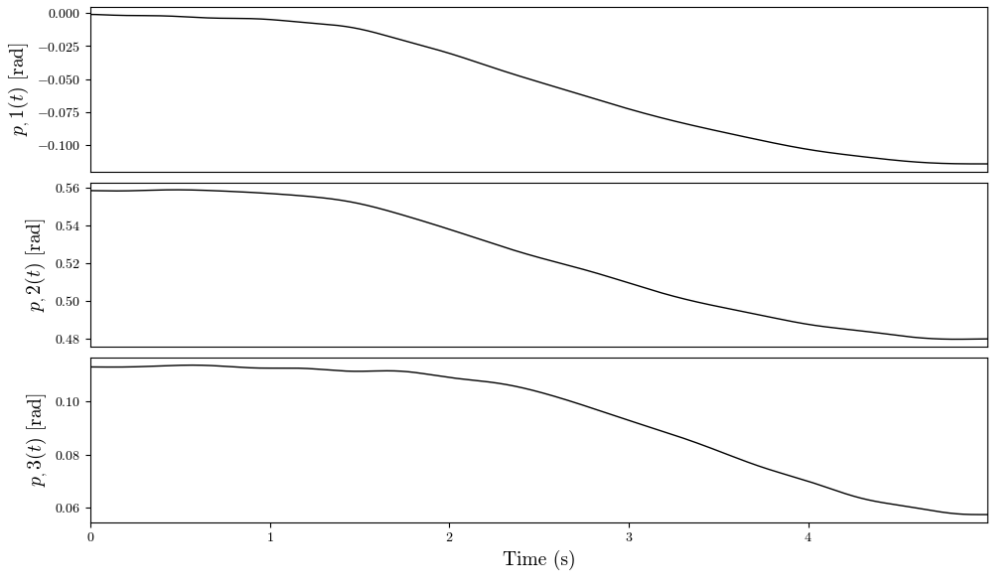
Ορίζονται ως νέες αρχικές και τελικές συνθήκες οι (0.1,0.37,0.165) και (0,0.05,0.3) αντίστοιχα, όπου το DMP παράγει την παρακάτω τροχιά**.**



ΣΧΗΜΑ 2.4.2 Τροχιά των τριών συνιστωσών του DMP για τροποποιημένες αρχικές και τελικές συνθήκες.

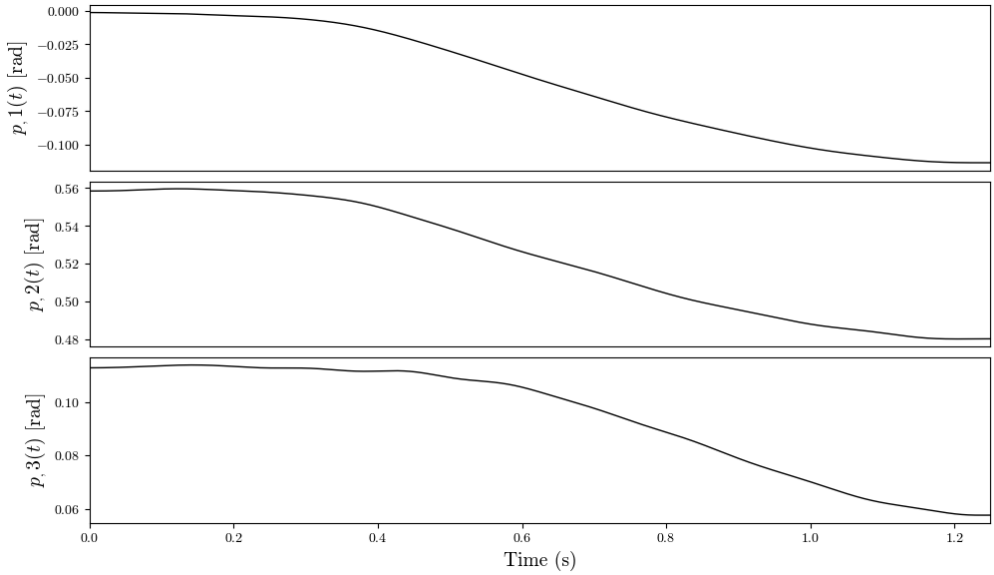
Από τη σύγκριση των δύο διαγραμμάτων προκύπτει ότι, παρά την αλλαγή των αρχικών και τελικών συνθηκών, η μεταβολή (παράγωγος) της τροχιάς μορφολογικά στις επιμέρους διαστάσεις παραμένει ουσιαστικά ανεπηρέαστη. Στις διαστάσεις μήκους και πλάτους διακρίνεται καθαρά ότι η μορφή της μεταβολής δεν διαφοροποιείται σημαντικά μεταξύ των δύο περιπτώσεων. Αντίθετα, στη διάσταση του ύψους, όπου στο ΣΧΗΜΑ 2.4.2 η κίνηση ξεκινά από χαμηλότερο σημείο και καταλήγει σε υψηλότερο (σε αντίθεση με το ΣΧΗΜΑ 2.4.1), η μεταβολή αποκτά αντίθετο πρόσημο σε κάθε χρονική στιγμή, γεγονός που δείχνει άμεσα την αλλαγή της κατεύθυνσης της κίνησης (από χαμηλό ύψος προς υψηλό).

Για την κατανόηση της ιδιότητας κλιμάκωσης του χρόνου, εκπαιδεύεται ένα DMP με αρχικές και τελικές συνθήκες όπως παρουσιάστηκαν στο ΣΧΗΜΑ 2.4.1, το οποίο παράγεται για $\tau = 1$. Αλλάζοντας τη σταθερά χρόνου από $\tau = 1$, αρχικά σε $\tau = 2$ το DMP θα παράξει την παρακάτω τροχιά.



ΣΧΗΜΑ 2.4.3 Τροχιά των τριών συνιστωσών για σταθερά χρόνου $\tau = 2$.

Χρησιμοποιώντας ως χρονική σταθερά $\tau = 0.5$ το DMP θα παράξει την παρακάτω τροχιά.



ΣΧΗΜΑ 2.4.4 Τροχιά των τριών συνιστωσών για σταθερά χρόνου $\tau = 0.5$.

Στα δύο διαγράμματα παρουσιάζεται η επίδραση της χρονικής σταθεράς τ στην παραγωγή της κίνησης με DMP. Η τροχιά επίδειξης για $\tau = 1$, η οποία απεικονίζεται στο ΣΧΗΜΑ 2.4.1 έχει χρόνο εκτέλεσης τα 2sec. Στην πρώτη περίπτωση με $\tau = 2$, η κίνηση εκτελείται σε μεγαλύτερο χρονικό διάστημα προς τον στόχο (4 sec), καθώς διπλασιάστηκε η σταθερά χρόνου. Στη δεύτερη περίπτωση, με $\tau = 0.5$, η διάρκεια της κίνησης είναι υπό τετραπλάσια, γεγονός που οδηγεί στο στόχο σε υπό τετραπλάσιο χρονικό διάστημα (1sec), αποτέλεσμα του υποδιπλασιασμού της σταθεράς χρόνου. Και στις δύο περιπτώσεις η μορφή των καμπυλών παραμένει ίδια, γεγονός που καταδεικνύει την ιδιότητα χρονικής κλιμάκωσης του DMP.

2.5 Εκπαίδευση των DMPs

Η διαδικασία εκπαίδευσης των DMPs αποτελεί ένα απαραίτητο στάδιο, μέσω του οποίου προσδιορίζεται το μη γραμμικό μέρος του ελεγκτή. Το οποίο αποκωδικοποιεί τα ιδιαίτερα

χαρακτηριστικά της κίνησης , και πιο συγκεκριμένα τη μη γραμμική συνιστώσα $F(x)$, όπως αυτή περιγράφεται στη σχέση (2.2.2).

Κατά την έναρξη της διαδικασίας, γίνεται αρχικά προσδιορισμός όλων των απαραίτητων παραμέτρων των διαφορικών εξισώσεων (2.2.1) και (2.3.3). Οι παράμετροι αυτοί καθορίζονται για κάθε διάσταση και περιλαμβάνουν, τα θετικά κέρδη του ελεγκτή $\alpha_z, \beta_z \in \mathbb{R}$, καθώς και τις αρχικές και τελικές συνθήκες του συστήματος $\mathbf{y_0}, \boldsymbol{g} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$.

Ακολουθεί η διαδικασία καθορισμού της τροχιάς που θα αναπαράγει το DMP κατά τη διάρκεια της κίνησης του προς τον στόχο. Η τροχιά αυτή περιγράφεται ως $\boldsymbol{r(t)}, \boldsymbol{\dot{r}(t)}, \boldsymbol{\ddot{r}(t)} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$ για τη θέση. Στον προσανατολισμό, εκφράζεται μέσω του σφάλματος προσανατολισμού ως $\boldsymbol{\varepsilon(t)}. \boldsymbol{\dot{\varepsilon}(t)}, \boldsymbol{\ddot{\varepsilon}(t)} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$.

Ο υπολογισμός του συνόλου τιμών της $F(x)$, προκύπτει με αναγωγή του μη γραμμικού όρου ως προς τα δεδομένα της τροχιάς και τις γνωστές παραμέτρους από την παρακάτω έκφραση:

$$\begin{aligned} (\boldsymbol{g} - \boldsymbol{y_0})\boldsymbol{F(x)} &= \tau\ddot{\boldsymbol{r}} - \alpha_z(\beta_z(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{r}) - \dot{\boldsymbol{r}}) \\ \mathrm{diag}\big(2\log\big(\boldsymbol{Q_g} * \overline{\boldsymbol{Q}}_{\mathbf{0}}\big)\big)\boldsymbol{F(x)} &= \tau\ddot{\boldsymbol{\varepsilon}} + \alpha_z(\beta_z\boldsymbol{\varepsilon} + \dot{\boldsymbol{\varepsilon}}) \end{aligned} \tag{2.5.1}$$

οι παραπάνω εξισώσεις παρέχουν το σύνολο τιμών του μη γραμμικού όρου, με βάση τα δεδομένα της επιθυμητής τροχιάς.

Για την εκτίμηση της συνάρτησης του μη γραμμικού όρου, γίνεται χρήση της σχέσης (2.2.2), η οποία μπορεί να ξαναγραφεί σε μορφή πινάκων:

$$\boldsymbol{F(x)} = \frac{\boldsymbol{\Lambda_\psi}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{W}}{\sum_i \Psi_i(x)} \tag{2.5.2}$$

όπου με $\boldsymbol{W}, \boldsymbol{\Lambda_\psi}$:

$$\boldsymbol{\Lambda_\psi} = \begin{bmatrix} \psi_1 \\ \psi_2 \\ \psi_3 \\ : \\ \psi_N \end{bmatrix}, \ \boldsymbol{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & .. & w_{1M} \\ w_{21} & w_{22} & .. & .. & w_{2M} \\ w_{31} & : & w_{33} & .. & w_{3M} \\ : & : & : & \ddots & : \\ w_{N1} & w_{N2} & w_{N3} & .. & w_{NM} \end{bmatrix}$$

συγκεκριμένα ορίζοντας $N = 6$, εφόσον εφαρμόζεται στον $SE(3)$, θα ισχύει ότι:

$$\boldsymbol{W} = \frac{\boldsymbol{\Lambda_{\Psi}}^{\dagger} \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})}{\sum_i \Psi_i(x)} \tag{2.5.3}$$

με $\boldsymbol{\Lambda_{\Psi}}^{\dagger}$ να συμβολίζεται ο ψευδό αντίστροφος πίνακας.

Η λύση (2.5.3) αποτελεί τη λύση του προβλήματος ελαχίστων τετραγώνων

$$min\left(\boldsymbol{\Lambda_{\Psi}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{W} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})\right)^2 \tag{2.5.4}$$

Κεφάλαιο 3

Έλεγχος αγωγιμότητας στον $SE(3)$

3.1 Εισαγωγή

Ο ελεγκτής αγωγιμότητας, εφαρμόζεται με σκοπό να ενδίδει στην ακρίβεια της προσέγγισης της επιθυμητής κίνησης του εκπαιδευτή, στη διάσταση βάθους όπου υπάρχει ασάφεια, κατά τη διάρκεια της προτεινόμενης μεθόδου. Ενώ ταυτόχρονα να διατηρεί άθικτες όσο το δυνατόν τις διαστάσεις με χαμηλή ασάφεια.

Το κεφάλαιο ξεκινά με την ανάλυση της θεωρίας του ελεγκτή αγωγιμότητας στον χώρο $SE(3)$, διαχωρίζοντάς τον στους αντίστοιχους υπό χώρους $\mathbb{R}^3$ και $SO(3)$. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η διαδικασία διακριτοποίησης του ελεγκτή, με χρήση της μεθόδου ολοκλήρωσης κατά Euler, η οποία είναι αναγκαία για την υλοποίησή του σε ψηφιακά συστήματα. Τέλος, περιγράφεται η τροποποιημένη μορφή του ελεγκτή αγωγιμότητας που θα χρησιμοποιηθεί στο σχήμα ελέγχου της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Ο ελεγκτής αγωγιμότητας αποτελεί έναν ευρέως χρησιμοποιούμενο ελεγκτή σε ρομποτικά συστήματα, ιδιαίτερα όταν απαιτείται αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Δέχεται εξωτερικές δυνάμεις ως είσοδο και υπολογίζει την επιθυμητή κίνηση ως έξοδο χωρίς να τροποποιεί τη δυναμική του ρομπότ. Αυτός ο τύπος ελέγχου είναι ιδιαίτερα χρήσιμος σε εφαρμογές όπου το ρομποτικό σύστημα πρέπει να είναι ευαίσθητο σε εξωτερικές δυνάμεις, όπως στη συνεργασία ανθρώπου-ρομπότ.

Η βασική ιδέα πίσω από τον ελεγκτής αγωγιμότητας είναι η κίνηση στον χώρο μέσω μιας εικονικής δυναμικής, η οποία επιτρέπει στο ρομπότ να αντιδράει στις εξωτερικές δυνάμεις που ασκούνται πάνω του, με συγκεκριμένο τρόπο. Ο τρόπος με τον οποίο το ρομπότ θα αντιδράσει ρυθμίζεται, με τον ορισμό κατάλληλων παραμέτρων.

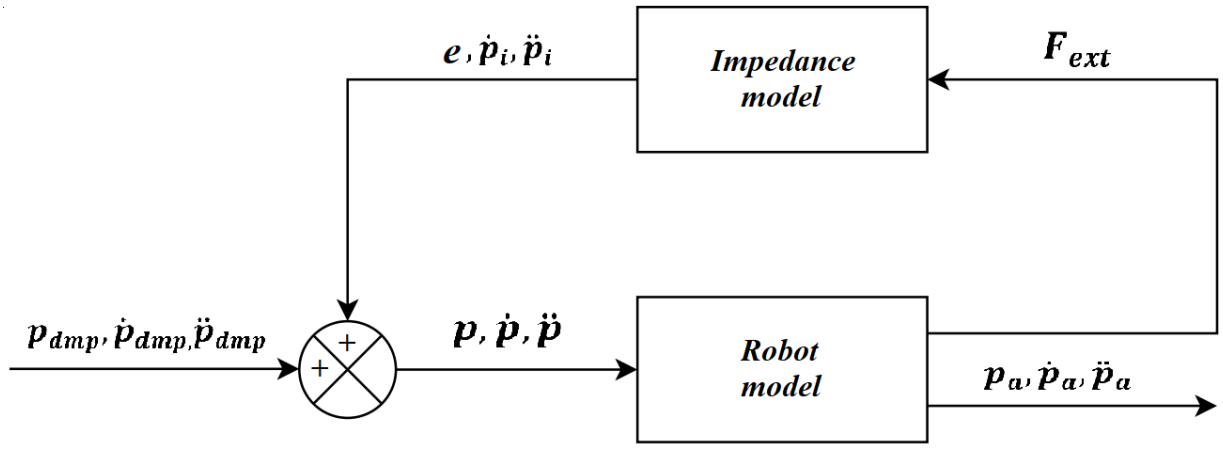
3.2 Κατασκευή του ελεγκτή αγωγιμότητας

Ο σκοπός του ελεγκτή αγωγιμότητας είναι, μέσω ενός εικονικού δυναμικού συστήματος μάζας-ελατηρίου-αποσβεστήρα (MSD), να παράγει αναφορές θέσης, ταχύτητας και επιτάχυνσης στον χώρο $SE(3)$. Για τον $\mathbb{R}^3$ ισχύει:

$$\boldsymbol{M_d\ddot{e} + D_d\dot{e} + K_de = F_{ext}} \tag{3.2.1}$$

όπου με $\boldsymbol{M_d, D_d, K_d} \in S^3_{++}$, είναι οι πίνακες που ορίζουν τη μάζα την απόσβεση και τη σκληρότητα του συστήματος σε κάθε διάσταση, με $\boldsymbol{e = y - y_d, \dot{e}, \ddot{e}} \in \mathbb{R}^3$ το σφάλμα θέσης, ταχύτητας και επιτάχυνσης αντίστοιχα. Συμβολίζονται με $\boldsymbol{y, \dot{y}, \ddot{y}} \in \mathbb{R}^3$ η τρέχουσα θέση, ταχύτητα, επιτάχυνση, ενώ $\boldsymbol{y_d, \dot{y}_d, \ddot{y}_d} \in \mathbb{R}^3$ η επιθυμητή θέση, ταχύτητα, επιτάχυνση. Με $\boldsymbol{F_{ext}} \in \mathbb{R}^3$ συμβολίζονται οι εξωτερικές δυνάμεις που ασκούνται στο ρομπότ.

Στον χώρο των περιστροφών $SO(3)$ που αφορά τον προσανατολισμό του ρομπότ, η προσέγγιση είναι ανάλογη, αλλά απαιτεί πιο σύνθετη μαθηματική διαχείριση, λόγω της μη γραμμικότητας του χώρου.



ΣΧΗΜΑ 3.2.1 Διάγραμμα ελεγκτή αγωγιμότητας στη θέση

Για τον $SO(3)$ ο ελεγκτής αγωγιμότητας γράφεται κατά αναλογία της σχέσης (3.2.1).

$$\boldsymbol{M_d\ddot{e}_\omega + D_d\dot{e}_\omega + K_d e_\omega = F_{ext}} \tag{3.2.2}$$

Με τη διαφορά ότι πλέον ορίζεται ως σφάλμα προσανατολισμού το λογαριθμικό σφάλμα, το οποίο περιγράφεται ως εξής:

$$\boldsymbol{e_\omega} = \log\left(\boldsymbol{Q * Q_d^{-1}}\right) \tag{3.2.3}$$

όπου με $\boldsymbol{Q, Q_d} \in \mathbb{S}^{\mathbf{3}}$, συμβολίζεται ο προσανατολισμός και ο επιθυμητός προσανατολισμός αντίστοιχα σε μορφή μοναδιαίων quaternion. Με $log(\ ): \mathbb{S}^3 \longrightarrow \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, ο λογαριθμικός μετασχηματισμός όπως περιγράφεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α. Για την ταχύτητα και την επιτάχυνση $\boldsymbol{\omega, \dot{\omega}} \in \mathbb{R}^{\mathbf{3}}$, θα ισχύει αναλόγως $\boldsymbol{\dot{e}_\omega = \omega - \omega_d}$, $\boldsymbol{\ddot{e}_\omega = \dot{\omega} - \dot{\omega}_d}$.

Ο συνδυασμός των σχέσεων (3.2.1) και (3.2.2), αποτελούν έναν ελεγκτή για την προσέγγιση στόχου με ενδοτικό τρόπο στον $SE(3)$. Ο ελεγκτής αγωγιμότητας εφαρμόζεται και σε τροχιές $\left[\boldsymbol{y_d(t)\ \dot{y}_d(t)\ \ddot{y}_d(t)\ e_\omega(t)\ \omega_d(t)\ \dot{\omega}_d(t)}\right] \in \mathbb{R}^{\mathbf{3\times 6}}$. Με τη διαφορά ότι οι επιθυμητές τιμές πλέον αποτελούν συναρτήσεις στον χρόνο. Με αποτέλεσμα ένα ενδοτικό MSD πάνω σε μια συγκεκριμένη τροχιά.

Μέσω της κατάλληλης επιλογής των παραμέτρων $\boldsymbol{M_d, D_d, K_d}$ μπορεί να ρυθμιστεί η "συμπεριφορά" του ρομπότ αν, για παράδειγμα, θα είναι πιο "μαλακό" ή πιο "άκαμπτο" απέναντι σε εξωτερικές δυνάμεις.

Ειδικότερα, η απόσβεση $\boldsymbol{D_d}$ παίζει κρίσιμο ρόλο στον έλεγχο των ταλαντώσεων του συστήματος, ενώ η σκληρότητα $\boldsymbol{K_d}$ καθορίζει την αντίσταση του ρομπότ σε αποκλίσεις από την επιθυμητή θέση η την επιθυμητή τροχιά.

3.3 Διακριτοποίηση του ελεγκτή αγωγιμότητας

Για να μπορέσει να εφαρμοστεί ένας ελεγκτής σε ψηφιακά συστήματα, είναι απαραίτητο ο ελεγκτής να μετασχηματιστεί από συνεχή σε διακριτή μορφή. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται διακριτοποίηση. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας μεθόδους διακριτοποίησης όπως η μέθοδος ολοκλήρωσης κατά Euler, μπορεί να προσομοιωθεί η κίνηση ενός δυναμικού συστήματος στον

τρισδιάστατο χώρο μέσω αριθμητικής επίλυσης. Έτσι, για κάθε χρονικό βήμα, οι εξισώσεις της δυναμικής ενημερώνονται διακριτά σύμφωνα με τις εξής σχέσεις:

$$\dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} = \frac{\boldsymbol{y_k - y_{k-1}}}{d_t} \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{3}} \qquad (3.3.1)$$
$$\dot{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{k}} = \frac{\boldsymbol{Q}_k - \boldsymbol{Q_{k-1}}}{d_t} \in \mathbb{S}^{\boldsymbol{3}}$$

Επομένως:

$$\boldsymbol{y_k} = \boldsymbol{y_{k-1}} + \dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} d_t \qquad (3.3.2)$$
$$\boldsymbol{Q_k} = \boldsymbol{Q_{k-1}} + \dot{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{k}} d_t$$

Για τις ταχύτητες θα ισχύει:

$$\dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} = \dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k-1}} + \ddot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} d_t \qquad (3.3.3)$$
$$\dot{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{k}} = \dot{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{k-1}} + \ddot{\boldsymbol{Q}}_{\boldsymbol{k}} d_t$$

Οι επιταχύνσεις πλέον βρίσκονται λύνοντας ως προς αυτές τη σχέση (3.2.1) για τη θέση και (3.2.2) για τον προσανατολισμό. Οι επιθυμητές τιμές της δυναμικής εξίσωσής του MSD υπολογίζονται από το DMP μέσω της εκπαίδευσης του, ενώ για τον προσανατολισμό χρησιμοποιείται και η θεωρία που αναπτύχθηκε στην ενότητα 2.5.

Για να είναι σωστή η προσέγγιση θα πρέπει στο τέλος των υπολογισμών να κανονικοποιείται ο προσανατολισμός ως $\frac{\boldsymbol{Q_k}}{||\boldsymbol{Q_k}||}$, ώστε να μετατραπεί στον χώρο των μοναδιαίων quaternion. Καθώς ο χώρος $\mathbb{S}^3$ δεν είναι γραμμικός και η άθροιση των μοναδιαίων quaternion της σχέσης (3.3.2) επιφέρει αποτέλεσμα εκτός του χώρου. Το κανονικοποιημένο αποτέλεσμα είναι κοντά στο πραγματικό όσο το d_t κρατιέται μικρό.

3.4 Εφαρμογή του ελεγκτή αγωγιμότητας

Για την αξιοποίηση του ελεγκτή που αναπτύχθηκε και παρουσιάστηκε στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας, η ενότητα εστιάζει στην εφαρμογή του στο συγκεκριμένο πρόβλημα, δίνοντας έμφαση στη φάση της διακριτοποίησης, όπως αναλύθηκε στην εκάστοτε ενότητα. Ο

τρόπος με τον οποίο ο ελεγκτής ενσωματώνεται στο πρόβλημα απαιτεί την κατάλληλη μετατροπή σε διακριτή μορφή, ώστε να είναι δυνατός ο έλεγχος.

Αξιοποιώντας την ενότητα 3.3 για τον ελεγκτή, η θέση και ο προσανατολισμός παρέχονται από το ρομπότ, με αποτέλεσμα να μην εφαρμοστεί ολοκλήρωση κατά Euler. Επιλέγεται η χρήση της γωνιακής ταχύτητας στις ολοκληρώσεις και όχι των μοναδιαίων quaternion όπως περιεγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα.

Το ρομπότ παρέχει την πληροφορία της θέσης του άκρου $\boldsymbol{y_k} \in \mathbb{R}^3$ και του προσανατολισμού $\boldsymbol{Q_k} \in \mathbb{S}^3$. Επομένως δεν εφαρμόζονται η εξισώσεις που περιγράφονται από την (3.3.2). Επιπλέον χρησιμοποιείται το σφάλμα θέσης όπως αναλύθηκε στην ενότητα 3.2 και το σφάλμα προσανατολισμού της σχέση (3.2.3).

Για τον υπολογισμό της ταχύτητας στον χώρο, αλλά και της γωνιακής ταχύτητας, ολοκληρώνουμε κατά Euler με τον ίδιο τρόπο όπως στη σχέση (3.3.3).

Αξιοποιώντας τη σχέση (3.2.1), στον $SE(3)$ θα γραφεί ως εξής:

$$\boldsymbol{M_d}\ddot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}} + \boldsymbol{D_d}\dot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}} + \boldsymbol{K_d}\boldsymbol{e_k} = \boldsymbol{F_{ext}} \tag{3.4.2}$$

όπου με $\boldsymbol{e_k}, \dot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}}, \ddot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}} \in \mathbb{R}^6$:

$$\boldsymbol{e_k} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y_k} - \boldsymbol{y_{d_k}} \\ \boldsymbol{e_\omega} \end{bmatrix}, \dot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} - \dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{d_k}} \\ \boldsymbol{\omega_k} - \boldsymbol{\omega_{d_k}} \end{bmatrix}, \ddot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}} = \begin{bmatrix} \ddot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} - \ddot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{d_k}} \\ \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{k}} - \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{d_k}} \end{bmatrix} \tag{3.4.3}$$

Λύνοντας τη σχέση (3.4.2) ως προς $\begin{bmatrix} \ddot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} \\ \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{k}} \end{bmatrix}$ θα ισχύει:

$$\begin{bmatrix} \ddot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} \\ \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{k}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ddot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{d_k}} \\ \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{d_k}} \end{bmatrix} + \boldsymbol{M}_d(-\boldsymbol{D_d}\dot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}} - \boldsymbol{K_d}\boldsymbol{e_k}) \tag{3.4.4}$$

Η σχέση (3.4.4) υπολογίζει την επιτάχυνση και επομένως γίνεται δυνατή η προσομοίωση του ελεγκτή αγωγιμότητας πάνω στην τροχιά του DMP.

Για ένα ρομπότ με αντισταθμισμένη δυναμική το οποίο δέχεται ταχύτητες ελέγχου, χρησιμοποιείται ο νόμος ελέγχου:

$$\dot{\boldsymbol{q}}_{\boldsymbol{c}} = \boldsymbol{J}^{-\mathbf{1}}\left(\begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} \\ \boldsymbol{\omega_k} \end{bmatrix} - \boldsymbol{K_P}\begin{bmatrix} \boldsymbol{y_r} - \boldsymbol{y_k} \\ \log\left(\boldsymbol{Q_r} * \boldsymbol{Q_k^{-1}}\right) \end{bmatrix}\right) \tag{3.4.5}$$

όπου $\boldsymbol{J} \in \mathbb{R}^{6\times n}$ η ιακωβιανή του ρομπότ, με $\boldsymbol{n}$ ο αριθμός των αρθρώσεων, $\boldsymbol{q_c} \in \mathbb{R}^n$ ταχύτητα ελέγχου. Με $\boldsymbol{y_r} \in \mathbb{R}^3$ συμβολίζεται η πραγματική θέση του ρομπότ στο χώρο, $\boldsymbol{Q_r}$ ο πραγματικός προσανατολισμός.

Εφόσον δεν πραγματοποιείται ολοκλήρωση της θέσης και του προσανατολισμού, καθώς το MSD προσομοιώνεται χρησιμοποιώντας τη θέση και τον προσανατολισμό κατευθείαν από το ρομπότ, αυτό επιφέρει το αποτέλεσμα:

$$\boldsymbol{y_r} - \boldsymbol{y_k} = 0 \Leftrightarrow \boldsymbol{y_k} = \boldsymbol{y_r} \tag{3.4.6}$$
$$\log\left(\boldsymbol{Q_r} * \boldsymbol{Q_k^{-1}}\right) = 0 \Leftrightarrow \boldsymbol{Q_k} = \boldsymbol{Q_r}$$

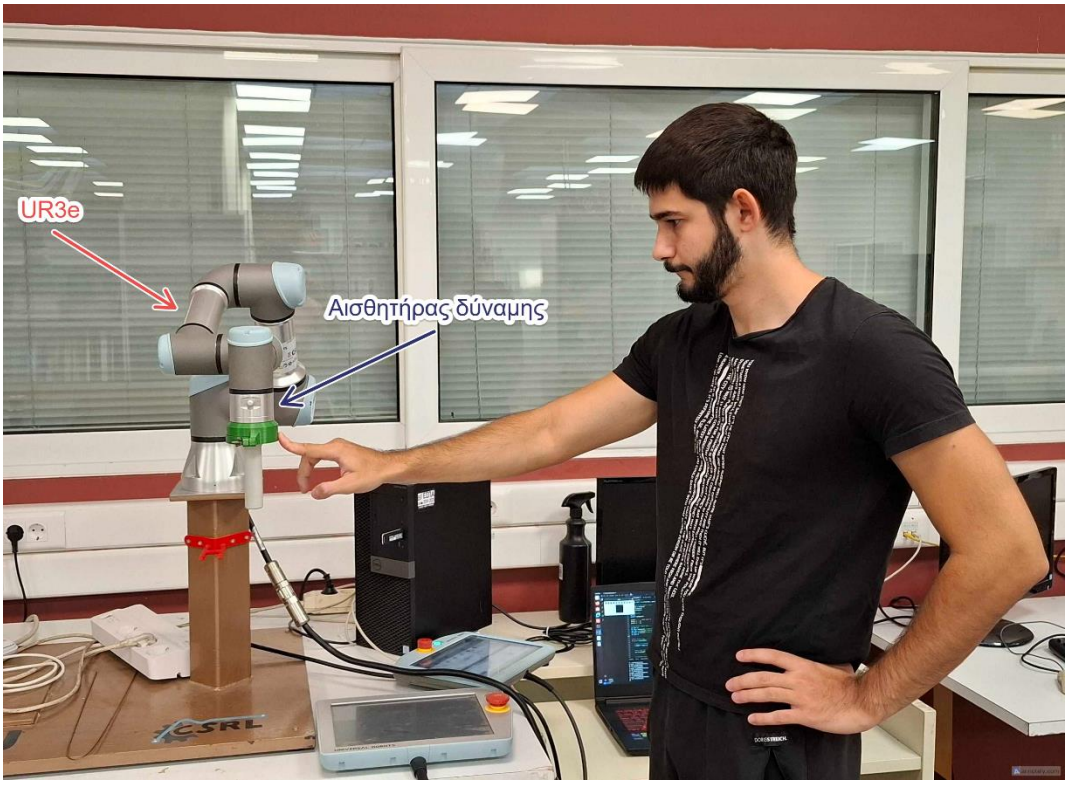
Επεξηγηματικά, σημαίνει πως η προσομοίωση της θέσης, μέσω ολοκλήρωσης κατά Euler ταυτίζεται με την πραγματική του ρομπότ **(**ασυμπτωτική ευστάθεια της θέσης και του προσανατολισμού). Επομένως η τελική ταχύτητα ελέγχου είναι η εξής:

$$\dot{\boldsymbol{q}}_{\boldsymbol{c}} = \boldsymbol{J^{-1}} \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{k}} \\ \boldsymbol{\omega_k} \end{bmatrix} \tag{3.4.7}$$

3.5 Αποτελέσματα και αξιολόγηση του προσαρμοσμένου ελεγκτή αγωγιμότητας

Για την αξιολόγηση της απόδοσης του ελεγκτή θα πραγματοποιηθούν δύο πειράματα. Το πρώτο αφορά την εξέταση της συμπεριφοράς του κατά την εκτροπή από σταθερό σημείο στο χώρο εργασίας. Το δεύτερο πείραμα επικεντρώνεται στην απόδοση του ελεγκτή κατά την παρακολούθηση κυκλικής τροχιάς. Και στις δύο περιπτώσεις, για την υλοποίηση και δοκιμή των πειραμάτων, θα χρησιμοποιηθεί ο ρομποτικός βραχίονας UR3e της Universal Robots. Επίσης, θα υπολογιστεί η φυσική καταπόνηση του ανθρώπου στη θέση, από τη σχέση:

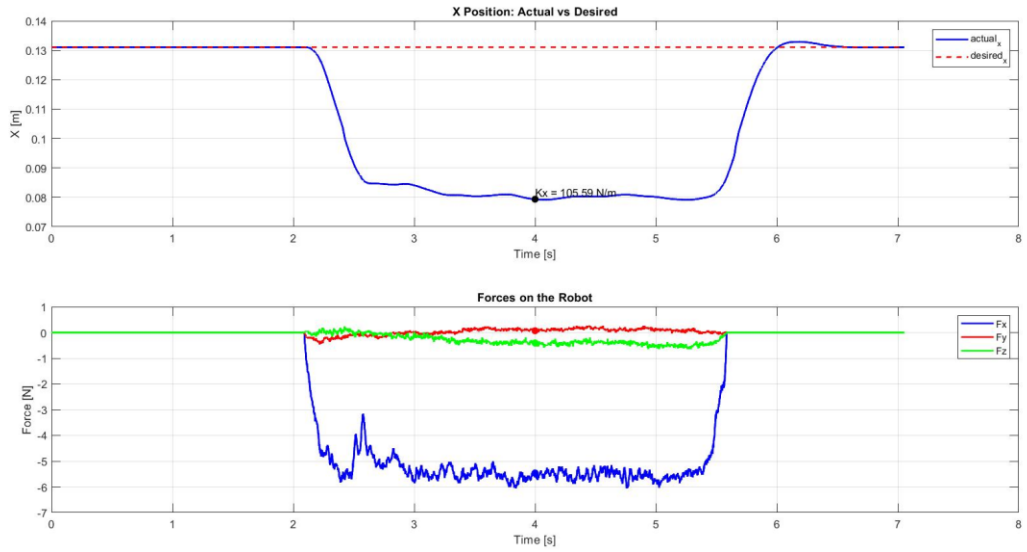
$$E^+ = \int_0^T \max(0, \boldsymbol{v}^\top \boldsymbol{F})\ dt \tag{3.5.1}$$



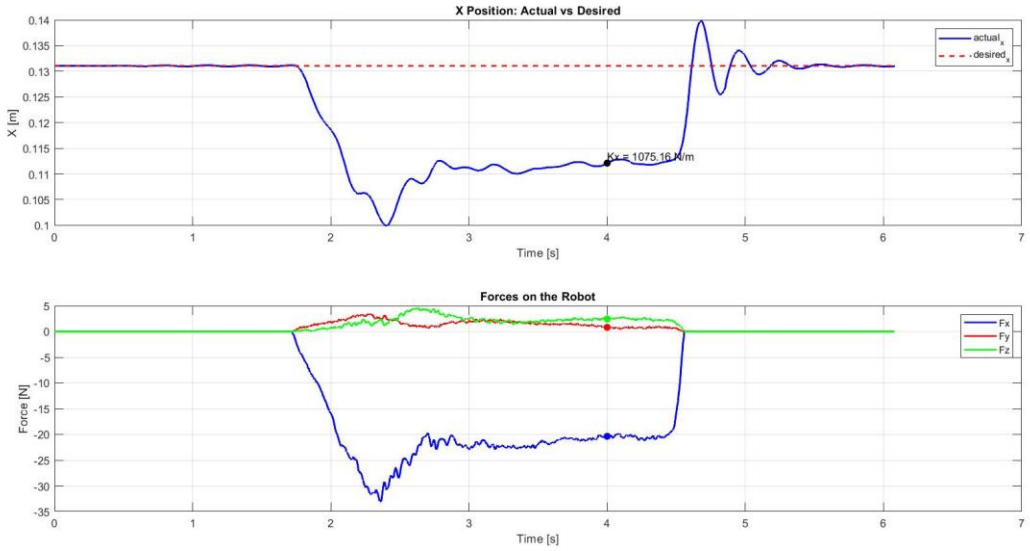
ΣΧΗΜΑ 3.5.1 Πειραματική διάταξη

Πρώτο πείραμα, σταθερού σημείου

Το πρώτο πείραμα αποτελείται από τέσσερα υποπειράματα που εξετάζουν ξεχωριστά τη συμπεριφορά του συστήματος στον $\mathbb{R}^3$ για σκληρότητα $K = 100N/m$ και $K = 1000N/m$, στον $SO(3)$ για σκληρότητα $K = 1N/rad$ $και$ $K = 10N/rad$. Η επιθυμητή στάση ισορροπίας, στην οποία ο ελεγκτής αγωγιμότητας οδηγεί το σύστημα, ορίζεται ως $\mathrm{p}_d = [0.1311, -0.3918, 0.1641]$ στη θέση, $\theta_d = [0, 3.1416, 0]$ στον προσανατολισμό. Αρχικά παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και η αξιολόγηση του πειράματος εκτροπής από το σημείο ισορροπίας της θέσης.



ΣΧΗΜΑ 3.5.2 Πείραμα εκτροπής της θέσεως ισορροπίας για *K=100N/m*

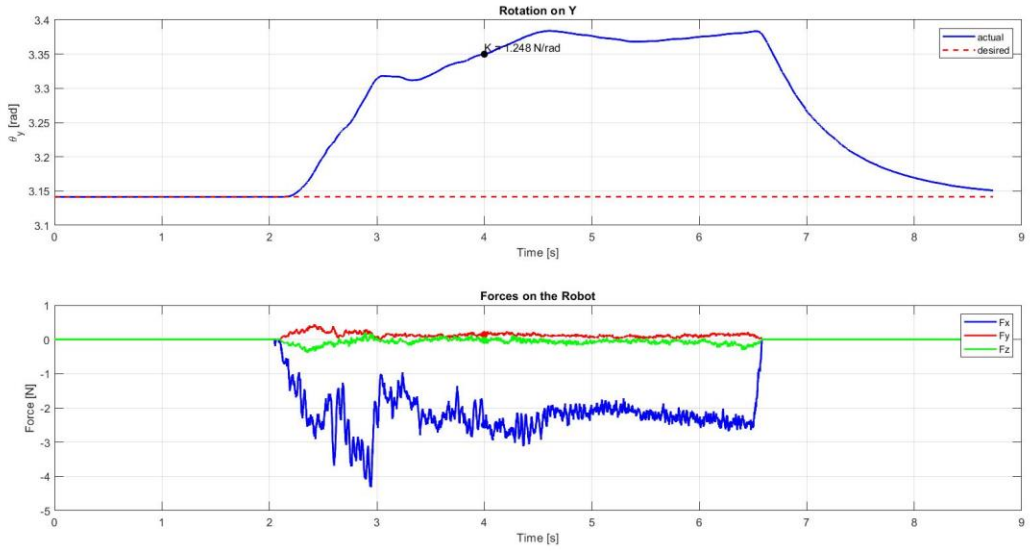


ΣΧΗΜΑ 3.5.3 Πείραμα εκτροπής της θέσεως ισορροπίας για *K=1000N/m*

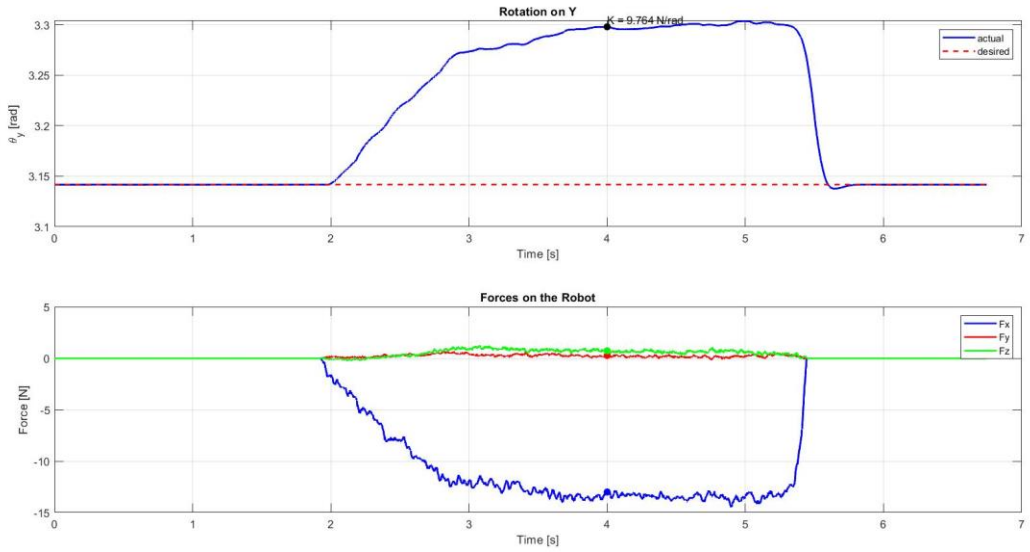
Παρατηρείται ότι και στις δύο περιπτώσεις, μετά την εκτροπή κατά τον x άξονα διάρκειας 2.5s, ο ελεγκτής οδηγεί το σύστημα εκ νέου προς το επιθυμητό σημείο. Ωστόσο, για $K = 1000N/m$

εμφανίζονται ταλαντώσεις γύρω από το σημείο ισορροπίας, γεγονός που οφείλεται στην τετραπλάσια δύναμη που ασκήθηκε για τη σχεδόν ίδια απόσταση εκτροπής. Επιπλέον για $t = 4sec$ υπολογίζεται με βάση τον ορισμό η τιμή της σκληρότητας σε κάθε πείραμα στα $1075N/m$ και $105N/m$ αντίστοιχα, το οποίο επαληθεύει την προκαθορισμένη τιμή των $1000N/m$ και $100N/m$. Επίσης η φυσική καταπόνηση του εκπαιδευτή υπολογίστηκε 0.28J και 0.73J αντίστοιχα, το οποίο δείχνει ότι ο άνθρωπος κατέβαλε την τριπλάσια προσπάθεια στο δεύτερο υποπείραμα. Γενικά, όταν η σκληρότητα δεκαπλασιάζεται, το ρομπότ αντιστέκεται ανάλογα περισσότερο στην εκτροπή από τη θέση ισορροπίας. Κατά συνέπεια, για να επιτευχθεί η ίδια εκτροπή απαιτείται περίπου δεκαπλάσια ανθρώπινη προσπάθεια, σε σχέση με την περίπτωση όπου η σκληρότητα είναι δέκα φορές μικρότερη.

Τα υποπειράματα που αφορούν τον προσανατολισμό παρήγαγαν τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται παρακάτω.



ΣΧΗΜΑ 5.3.4 Πείραμα εκτροπής του προσανατολισμού ισορροπίας για *K=1Nm/rad*



ΣΧΗΜΑ 5.3.5 Πείραμα εκτροπής του προσανατολισμού ισορροπίας για *K=10Nm/rad*

Παρατηρείται ότι και στις δύο περιπτώσεις, μετά την εκτροπή ως προς τον άξονα y διάρκειας $t = 3.5$ s, ο ελεγκτής επαναφέρει το σύστημα στο επιθυμητό σημείο. Στην περίπτωση με $\mathrm{K} = 10Nm/rad$ δηλαδή, για τριπλάσια δύναμη επαναφοράς προς την ισορροπία, δεν εμφανίζονται ταλαντώσεις, γεγονός που υποδηλώνει ότι το μέγεθος της γωνιακής εκτροπής στο συγκεκριμένο πείραμα ήταν μικρό ώστε να τις προκαλέσει. Επιπλέον για $t = 4sec$ υπολογίζεται με βάση τον ορισμό η τιμή της σκληρότητας σε κάθε πείραμα στα $1.25Nm/rad$ και $9.76Nm/rad$ αντίστοιχα, το οποίο επαληθεύει την προκαθορισμένη τιμή των $1Nm/rad$ και $10Nm/rad$. Γενικά, όταν η σκληρότητα δεκαπλασιάζεται, το ρομπότ αντιστέκεται ανάλογα περισσότερο στην εκτροπή από τον προσανατολισμό ισορροπίας. Κατά συνέπεια, για να επιτευχθεί η ίδια γωνία εκτροπής απαιτείται περίπου δεκαπλάσια ανθρώπινη προσπάθεια, σε σχέση με την περίπτωση όπου η σκληρότητα είναι δέκα φορές μικρότερη.

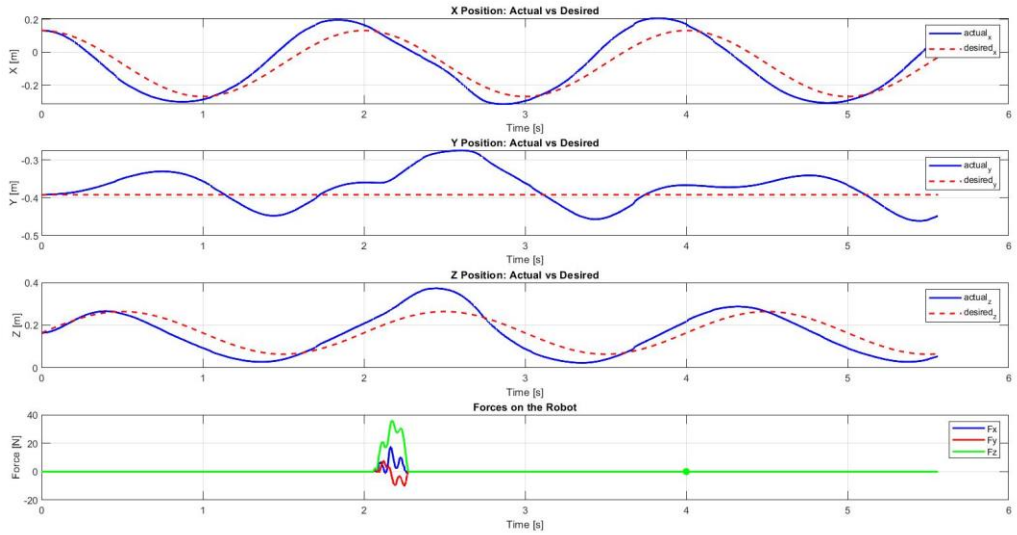
Δεύτερο πείραμα, κυκλικής τροχιάς

Το δεύτερο πείραμα αξιολογεί την ικανότητα του ελεγκτή να παρακολουθεί μια προκαθορισμένη κυκλική τροχιά στη θέση. Η σκληρότητα του ελεγκτή ορίζεται ίση με $100\ N/m$. Έστω $p_s \in \mathbb{R}^3$

το σημείο εκκίνησης του ρομπότ στην αρχή του πειράματος. Συνεπώς, η κυκλική τροχιά περιγράφεται ως εξής:

$$C(t) = \begin{bmatrix} 0.2cos(\pi t) + {p_s}^x - 0.2 \\ {p_s}^y \\ 0.1sin(\pi \tau) + {p_s}^z \end{bmatrix} \quad (3.5.1)$$

Όπου ${p_s}^i$, συμβολίζεται ο i άξονας του σημείου p_s.



ΣΧΗΜΑ 3.5.6 Πείραμα παρακολούθησης κυκλικής τροχιάς στη θέση

Παρατηρείται ότι η κυκλική τροχιά εκτελείται στο επίπεδο x-z. Στη χρονική στιγμή $t = 2.3sec$ του πειράματος ασκείται στο ρομπότ εξωτερική δύναμη, η οποία δρα με βάση το διάγραμμα δύναμης, κυρίως κατά τον άξονα z. Το γεγονός αυτό αποτυπώνεται και στο αντίστοιχο διάγραμμα, όπου την εν λόγω χρονική στιγμή το σφάλμα στον άξονα z μεγιστοποιείται. Επίσης παρατηρείται σφάλμα σε όλους τους άξονες το οποίο είναι συνέπια του αισθητήρα δύναμης και τον παρασιτικών δυνάμεων που του ασκούνται, με αποτέλεσμα το εικονικό δυναμικό σύστημα (MSD) να παράξει νέες αναφορές έξω από την κυκλική τροχιά.

Κεφάλαιο 4

Τοπολογία της διάταξης και υλοποίηση σχήματος ελέγχου

4.1 Περιγραφή

Θεωρώντας την οπτική παρατήρηση μιας χειροκίνητης εργασίας μέσω βιντεοσκόπησης, όπου καταγράφονται οι κινήσεις του ανθρώπινου χεριού. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα της διαδικασίας αυτής είναι η αποκόλληση ενός καρπού από το φυτό. Για την καταγραφή του βίντεο χρησιμοποιείται RGB κάμερα, όπου φέρει την υπόθεση της αβεβαιότητας βάθους, ή ακόμα και την πλήρη απουσία της συγκεκριμένης πληροφορίας. Αρχική λειτουργική απαίτηση στο πρόβλημα είναι η θεώρηση ότι η θέση του χεριού στον χώρο $SO(3)$ δεν είναι γνωστή.

Έστω $\boldsymbol{x} \triangleq [\boldsymbol{p^T} \quad \boldsymbol{Q^T}]^T \in \mathcal{T}$, να συμβολίζει τη γενικευμένη θέση του χεριού, όπου $\boldsymbol{p(t)} \in \mathbb{R}^3$, $\boldsymbol{Q(t)} \in S^3$, είναι η θέση και ο προσανατολισμός (σε μορφή μοναδιαίου quaternion) του χεριού αντίστοιχα, με $\mathcal{T}: \mathbb{R}^3 \times S^3$ αποτελεί τον χώρο γενικευμένων θέσεων. Υποτίθεται ότι η καταγραφή των κινήσεων στον χώρο $\mathcal{T}$ είναι δεδομένη δηλαδή, υπάρχει διαθέσιμος αλγόριθμος ο οποίος εκτιμάει τη θέση και τον προσανατολισμό ως προς το πλαίσιο της κάμερας {C}.

Έστω $\boldsymbol{p_h(t)} \in \mathbb{R}^3$, $\boldsymbol{Q_h(t)} \in \mathbb{S}^3$, να συμβολίζουν την εκτιμώμενη θέση και προσανατολισμό από τον αλγόριθμο, αρχικά στον χώρο τον pixel και εν συνέχεια μετασχηματισμό ως προς το πλαίσιο της κάμερας {C}, κατά τη διάρκεια του βίντεο. Με $t \in [0, \mathrm{T}]$, $T \in \mathbb{R}_{>0}$ να αντιπροσωπεύει τη διάρκεια του βίντεο.

Σκοπός είναι η αξιοποίηση της πληροφορίας $\boldsymbol{p_h(t)}$, $\boldsymbol{Q_h(t)}$, με τρόπο ώστε να αποκωδικοποιηθεί η παραγόμενη τροχιά, εντοπίζοντας τις ασάφειες από την κάμερα. Για τον λόγο αυτό προτείνεται, η ενίσχυση της μονόπλευρης αντίληψης της κίνησης από οπτικά δεδομένα, μέσω κιναισθητικής παρέμβασης.

Η καινοτομία της προσέγγισής άπτει στο ότι αξιοποιείται η αβεβαιότητα των οπτικών δεδομένων για να προσαρμοστεί το ρομπότ κατά την αλληλεπίδραση με τον χρήστη. Συγκεκριμένα, το ρομπότ γίνεται πιο ενδοτικό σε κατευθύνσεις όπου τα οπτικά δεδομένα είναι λιγότερο αξιόπιστα, επιτρέποντας μεγαλύτερες κιναισθητικές διορθώσεις από τον άνθρωπο μόνο εκεί όπου η αρχική

εκτίμηση της κίνησης είναι αβέβαιη. Αυτό καθιστά τη συμπεριφορά του ρομπότ πιο διαισθητική και ασφαλή για τον άνθρωπο.

4.2 Απόκτηση Οπτικών Δεδομένων μέσω RGB Κάμερας

Οι κινήσεις στο πρώτο στάδιο της εκπαίδευσης που αποσκοπούν στην παρούσα διπλωματική, αφοσιώνονται στην κίνηση του χεριού(παλάμης). Για τον εντοπισμό της παλάμης στον χώρο $SE(3)$, θεωρούνται 21 σημεία πάνω της, 4 σε κάθε δάκτυλο και ένα στον καρπό, όπου εικονίζονται στο **ΣΧΗΜΑ 4.2.1**. Τα σημεία $\boldsymbol{p_a}, \boldsymbol{p_b}, \boldsymbol{p_c}, \boldsymbol{p_d} \in \mathbb{R}^3$ ορίζουν την παλάμη στον χώρο, με τα σημεία $\boldsymbol{p_a}, \boldsymbol{p_c}, \boldsymbol{p_d}$ να σχηματίζουν τρίγωνο, ενώ το $\boldsymbol{p_b}$ αποτελεί τη βάση του αντίχειρα. Η συντεταγμένη z του σημείου $\boldsymbol{p_a}$(καρπού) ορίζεται ως μηδενική, καθώς το συγκεκριμένο σημείο είναι το σημείο ενδιαφέροντος. Η εκτιμώμενη θέση της παλάμης στον $\mathbb{R}^3$, αναπαριστάται από τη θέση του σημείου $\boldsymbol{p_a}$(καρπού). Για το οποίο ορίζεται $\boldsymbol{p_h} \triangleq \boldsymbol{p_a}$, ο προσανατολισμός της παλάμης δίνεται μέσω του πίνακα στροφής:

$$\boldsymbol{R_h} \triangleq [\boldsymbol{x_h} \quad \boldsymbol{y_h} \quad \boldsymbol{z_h}] \in \boldsymbol{SO(3)} \tag{4.2.1}$$

όπου:

$$\boldsymbol{z_h} \triangleq \frac{\boldsymbol{p_{ab}} + \boldsymbol{p_{ap}}}{|\boldsymbol{p_{ab}} + \boldsymbol{p_{ap}}|} \in \mathbb{S}^2 \tag{4.2.2}$$

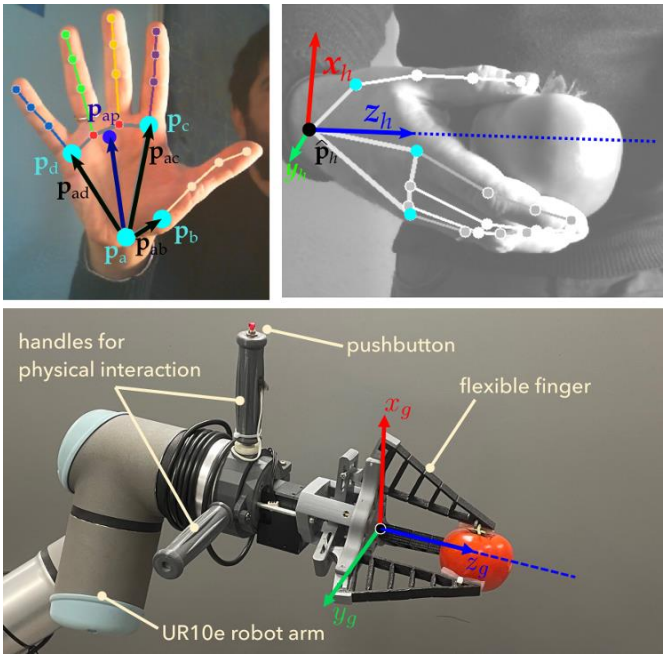
$$\boldsymbol{x_h} \triangleq \frac{(\boldsymbol{I_3} - \boldsymbol{z_h}\boldsymbol{z_h}^\top)\boldsymbol{p_{ab}}}{|(\boldsymbol{I_3} - \boldsymbol{z_h}\boldsymbol{z_h}^\top)\boldsymbol{p_{ab}}|} \in \mathbb{S}^2$$

$$\boldsymbol{y_h} \triangleq \boldsymbol{z_h} \times \boldsymbol{x_h} \in \mathbb{S}^2$$

Με $\boldsymbol{p_{ai}} \triangleq \boldsymbol{p_i} - \boldsymbol{p_a}$, $i \in a, b, c$, $\boldsymbol{p_{ap}} \triangleq \frac{\boldsymbol{p_{ac}} + \boldsymbol{p_{ad}}}{2}$, $\boldsymbol{I_3} \in \mathbb{R}^3$ ο μοναδιαίος πίνακας και $\times$ δηλώνει το εξωτερικό γινόμενο. Επιπρόσθετα, ο άξονας z του ρομπότ και της παλάμης είναι στην ίδια κατεύθυνση, διευκολύνοντας τη δυνατότητα αναπαραγωγής της τροχιάς.

Η διαδικασία που αναλύθηκε αποσκοπεί στην εκτίμηση μοναδικής πόζας της παλάμης στον χώρο $SE(3)$. Πειραματικά γίνεται εκτίμηση ως προς όλες της πόζες της παλάμης κατά τη διάρκεια της

κίνησης και έτσι καταγράφονται τα δεδομένα $\boldsymbol{p_h(t)} \in \mathbb{R}^3$ για τη θέσης και $\boldsymbol{Q_h(t)} \in \mathbb{S}^3$ για τον προσανατολισμό. Η όλη κίνηση εκτιμάται ως προς την αρχική πόζα της παλάμης {U}.



ΣΧΗΜΑ 4.2.1 Οπτική ανίχνευση της στάσης (θέσης και προσανατολισμού) του ανθρώπινου χεριού, των πλαισίων αναφοράς του χεριού και της ρομποτικής αρπάγης που λαμβάνονται υπόψη.

4.3 Αναπαραγωγή της κίνησης μέσω DMPs

Για την αναπαραγωγή της κίνησης, από τα συλλεγόμενα οπτικά δεδομένα στον $SE(3)$ της θέσης $\boldsymbol{p_h(t)} \in \mathbb{R}^3$ και του προσανατολισμού $\boldsymbol{Q_h(t)} \in \mathbb{S}^3$. Χρησιμοποιείται το DMP σύστημα που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 2. Συγκεκριμένα η προσέγγιση από το [2], όπου περιγράφεται από τις σχέσεις (2.2.1) στον $\mathbb{R}^3$ για τη θέση και τη σχέση (2.3.3) στον $SO(3)$ για τον προσανατολισμό.

Το συγκεκριμένο DMP σύστημα μπορεί να αναλυθεί σε εξισώσεις κατάστασης θέτοντας ως μεταβλητή κατάστασης $\boldsymbol{x_d} \triangleq \left|\boldsymbol{p_d^T} \quad \boldsymbol{Q_d^T} \quad \boldsymbol{\dot{p}_d^T} \quad \boldsymbol{\omega_d^T} \quad z^T\right|^T \in \mathbb{R}^{14}$ το οποίο οδηγεί στη σχέση:

$$\tau \dot{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{d}} = f(\boldsymbol{x_d}, \boldsymbol{W}) \tag{4.3.1}$$

όπου με $\boldsymbol{x_d}$, η μεταβλητή κατάστασης, με $\boldsymbol{p_d} \in \mathbb{R}^3$, $\boldsymbol{Q_d} \in S^3$, $\dot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}} \in \mathbb{R}^3$, $\boldsymbol{\omega_d} \in \mathbb{R}^3$, z $\in \mathbb{R}$, να αποτελούν τα παραγόμενα μεγέθη από το DMP, θέση, προσανατολισμός, ταχύτητα στον χώρο, γωνιακή ταχύτητα και φασική μεταβλητή. Επιπλέον η μη γραμμική συνάρτηση $\boldsymbol{f}: \mathbb{R}^{14} \longrightarrow \mathbb{R}^{14}$, είναι η σχέση μεταξύ της μεταβλητής κατάστασης και της παραγώγου της. Η σταθερά $\tau \in \mathbb{R}_{>0}$ ρυθμίζει την χρονική διάρκεια της προσημείωσης, για $\tau < 1$ η κίνηση επιταχύνεται, ενώ για $\tau > 1$ η κίνηση επιβραδύνεται. Με $\boldsymbol{W} \in \mathbb{R}^{6\times N}$ συμβολίζονται τα βάρη, τα οποία αποκωδικοποιούν την κίνηση, όπου $N \in \mathbb{N}$. Για τον υπολογισμό τους χρησιμοποιείται ένα μοντέλο οπισθοδρόμησης και συγκεκριμένα η τεχνική που αναλύθηκε στην ενότητα 2.6, μέσω της σχέσης (2.6.4).

4.4 Κιναισθητική εκπαίδευση με χρήση ελεγκτή αγωγιμότητας

Η διαδικασία της επανεκπαίδευσης του ρομπότ μέσω κιναισθητικών επιδείξεων, υλοποιείται ένα σχήμα ελέγχου το οποίο ενσωματώνει έναν ελεγκτή αγωγιμότητας με προσαρμοσμένη σκληρότητα στον $SE(3)$, η οποία μεταβάλλεται ανάλογα με τα οπτικά σφάλματα από την κάμερα. Συγκεκριμένα κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης της αναπαραγόμενης κίνησης από τα οπτικά δεδομένα, λειτουργεί το προτεινόμενο σχήμα ελέγχου το οποίο προσφέρει ευελιξία στις διορθώσεις του εκπαιδευτή στη διάστασης όπου παρατηρήθηκε ασάφεια.

Αξιοποιώντας τη θεωρία που αναπτύχθηκε στο κεφάλαιο 3 και συγκεκριμένα του ελεγκτή αγωγιμότητας, οπου αναλύθηκε στην ενότητα 3.4, ο οποίος περιγράφεται ως εξής:

$$\boldsymbol{M\dot{\delta}_v + D\delta_v + Ke = F_x} \tag{4.4.1}$$

Με $M, D, K \in S^6_{++}$, συμβολίζονται οι πίνακες αδράνειας, απόσβεσης και σκληρότητας αντίστοιχα. Με $\boldsymbol{\delta_v} \in \mathbb{R}^6$ συμβολίζεται το επιθυμητό σφάλμα ταχύτητας ως προς την παραγόμενη ταχύτητα του DMP. Η δύναμη στο άκρο του ρομπότ ορίζεται ως $\boldsymbol{F_x} \triangleq [\boldsymbol{f^T} \quad \boldsymbol{\tau^T}]^{\boldsymbol{T}} \in \mathbb{R}^6$, με $\boldsymbol{f}, \boldsymbol{\tau} \in \mathbb{R}^3$ οι δυνάμεις και η ροπές που ασκούνται από το εξωτερικό περιβάλλον. Το διάνυσμα σφάλματος ορίζεται ως:

$$\boldsymbol{e} \triangleq \left[(\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p_d})^{\boldsymbol{T}} \quad \boldsymbol{log}\left(\boldsymbol{Q} * \boldsymbol{Q_d}^{\boldsymbol{-1}}\right)^{\boldsymbol{T}}\right]^{\boldsymbol{T}} \in \mathbb{R}^6 \tag{4.4.2}$$

όπου $\boldsymbol{e}$ είναι το σφάλμα , για $\boldsymbol{p} \in \mathbb{R}^3, \boldsymbol{Q} \in \mathbb{S}^3$, που αποτελούν τη θέση και τον προσανατολισμό του ρομπότ ως προς της επιθυμητής θέσης, προσανατολισμού από το DMP. Με $\log(\cdot) : \mathbb{S}^3 \rightarrow R^3$ ο λογαριθμικός μετασχηματισμός, $\boldsymbol{Q_d}^{-1}$ συμβολίζεται ο αντίστροφος προσανατολισμός του $\boldsymbol{Q_d}$.

Για τον υπολογισμό της ταχύτητας ελέγχου του ρομπότ, χρησιμοποιείται η εξής ταχύτητα ελέγχου:

$$\dot{\boldsymbol{q}} = \boldsymbol{J}^{-1}\left(\begin{bmatrix}\boldsymbol{p_d}\\ \boldsymbol{\omega_d}\end{bmatrix} + \boldsymbol{\delta_v}\right) \tag{4.4.3}$$

όπου με $\dot{\boldsymbol{q}} \in \mathbb{R}^m$ η ταχύτητα ελέγχου του ρομπότ στις αρθρώσεις, $\boldsymbol{J}^{-1} \in \mathbb{R}^{6\times m}$ ο ψευδοαντίστροφος πίνακας ιακωβιανής, με m ο αριθμός των αρθρώσεων του ρομπότ.

4.5 Επιλογή παραμέτρων του ελεγκτή αγωγιμότητας

Η παρούσα ενότητα εστιάζει στον υπολογισμό των παραμέτρων του MSD. Σύμφωνα με τη μελέτη [24], η δύναμη αντίδρασης που παράγεται από τον ελεγκτή είναι άμεσα συνδεδεμένη με την επιλογή των παραμέτρων του MSD, γεγονός που καθιστά την ορθή παραμετροποίηση κρίσιμη για την επιθυμητή συμπεριφορά του συστήματος.

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, η ρύθμιση των παραμέτρων βασίζεται στην αβεβαιότητα των κατευθύνσεων. Ειδικότερα, στόχος είναι η μείωση της εμπέδησης κατά μήκος των κατευθύνσεων που παρουσιάζουν υψηλή αβεβαιότητα, επιτρέποντας έτσι στον εκπαιδευτή μεγαλύτερη ελευθερία κίνησης.

Η υπόθεση σφάλματος στη διάσταση βάθους της κάμερας, μπορεί να θεωρηθεί ως μια κανονική κατανομή $\mathcal{N}(0_6, \Sigma)$, όπου με $\boldsymbol{\Sigma} \in \boldsymbol{S^6}_{++}$ ο πίνακας συν διακύμανσης της αβεβαιότητας στη θέση και τον προσανατολισμό. Καθώς ο πίνακας $\boldsymbol{\Sigma}$ είναι άγνωστος, σε πρακτικές εφαρμογές εφαρμόζεται εκτίμηση του σφάλματος. Συγκεκριμένα, με $\boldsymbol{R_0} \in SO(3)$ θεωρείται το αρχικό πλαίσιο του ρομπότ στην αρχή της κιναισθητικής εκπαίδευσης. Η αβεβαιότητα ως προς το αρχικό πλαίσιο του ρομπότ υπολογίζεται με τον εξής τρόπο:

$$\boldsymbol{\Sigma} \triangleq \begin{bmatrix}\boldsymbol{\Sigma_p} & \boldsymbol{0_{3\times3}}\\ \boldsymbol{0_{3\times3}} & \boldsymbol{\Sigma_o}\end{bmatrix} = \boldsymbol{A\Sigma_C A^T} \tag{4.5.1}$$

όπου με $\boldsymbol{A} \triangleq \boldsymbol{R_0 R_{cu}^T} \otimes I_2 \in \mathbb{R}^6$, R_{cu} ο πίνακας στροφής που μετασχηματίζει τα στοιχεία από το πλαίσιο {U} ως προς το πλαίσιο της κάμερας {C}, ο τελεστής $\otimes$ υποδηλώνει το kroneker product. Με $\boldsymbol{\Sigma_c} \in \boldsymbol{S^6}_{++}$ ο πίνακας συνδιακύμανσης της αβεβαιότητας ως προς την κάμερα.

Για RGB κάμερες ο πίνακας συν διακυμάνσεις μπορεί να οριστεί ως $\boldsymbol{\Sigma_c} = \text{diag}\left(\underline{\sigma}, \underline{\sigma}, \overline{\sigma}, \underline{\varsigma}, \underline{\varsigma}, \underline{\varsigma}\right)^2$, με $\underline{\sigma}, \overline{\sigma}, \underline{\varsigma}, \underline{\varsigma} \in \mathbb{R}_{>0}$ και $\underline{\sigma} \ll \overline{\sigma}, \underline{\varsigma} \ll \overline{\zeta}$, καθώς στη θέση υπάρχει μεγαλύτερη αβεβαιότητα στη διάσταση βάθους z από ότι στις x και y και υπολογίζεται σε μονάδες μέτρων, ενώ ως προς τον προσανατολισμό, στροφές κατά τον z άξονα έχουν μικρότερη αβεβαιότητα από ότι στροφές στους άξονες x και y, σε μονάδες ακτινίων.

Με βάση τα προηγούμενα, δεδομένου της αβεβαιότητας από τα οπτικά δεδομένα στην αναπαραγόμενη κίνηση του DMP, προτείνεται ο εξής πίνακας σκληρότητας:

$$\boldsymbol{K} \triangleq \text{diag}\left(\frac{k_p}{\lambda_{pM}} \boldsymbol{I_3}, \frac{k_o}{\lambda_{oM}} \boldsymbol{I_3}\right) \boldsymbol{\Sigma^{-1}} \tag{4.5.2}$$

όπου με $\lambda_{pM}, \lambda_{oM} \in \mathbb{R}_{>0}$, να συμβολίζουν τις μέγιστες ιδιοτιμές των πινάκων $\boldsymbol{\Sigma_p^{-1}}, \boldsymbol{\Sigma_o^{-1}}$ αντίστοιχα. Με $k_p, k_o \in \mathbb{R}_{>0}$ να είναι οι επιλεγόμενες τιμές σκληρότητας στη θέση και τον προσανατολισμό.

Επομένως με βάση ότι έχει αναλυθεί, η κίνηση μετά τη φάση της κιναισθητικής εκπαίδευσης $\boldsymbol{p(t)}, \boldsymbol{Q(t)}$ $\forall \boldsymbol{t} \in [\boldsymbol{0}, \boldsymbol{T}]$, χρησιμοποιείται για να την επανεκπαίδευση του DMP.

Κεφάλαιο 5

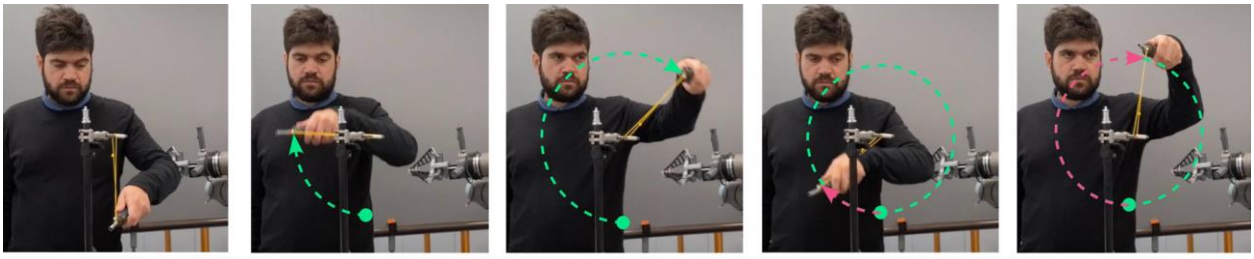
Πειραματικό μέρος

5.1 Περιγραφή πειράματος

Το πείραμα περιλαμβάνει την κυκλική κίνηση ενός εργαλείου γύρω από έναν άξονα, στην οποία το εργαλείο είναι συνδεδεμένο με τον άξονα μέσω νήματος, το μήκος της κίνησης του περιλαμβάνει 1.5 περιστροφή γύρω του. Το πείραμα εικονίζεται στο ΣΧΗΜΑ 5.1.1. Η διάρκεια του πειράματος είναι περίπου $T \sim 10.5$ δευτερόλεπτα. Για την καταγραφή της κίνησης δηλαδή, την απόκτηση οπτικών δεδομένων, χρησιμοποιείται μια απλή κάμερα RGB, με ρυθμό 30 καρέ το δευτερόλεπτο. Ο τρόπος καταγραφής της κίνησης από την κάμερα παρουσιάζεται στο ΣΧΗΜΑ 5.1.2. Επιπλέον λόγ της γωνίας καταγραφής, η κίνηση προβάλλεται ως ελλειπτική στο επίπεδο της κάμερας.

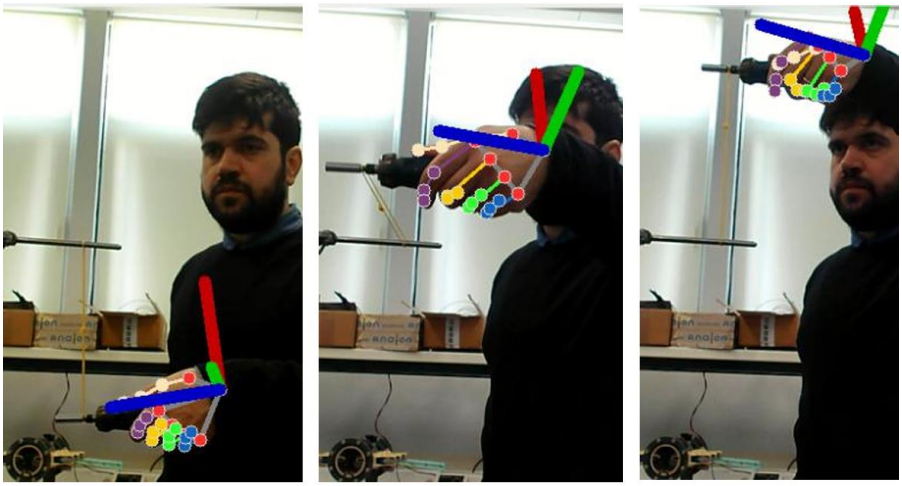
Το ρομπότ που χρησιμοποιείται είναι ο βραχίονας Universal Robots UR10e, στο οποίο έχει προστεθεί προσαρμοσμένη αρπάγη, η οποία φαίνεται στο ΣΧΗΜΑ 4.2.1. Η αρπάγη αποτελείται από τρείς λαβές από εύκαμπτο υλικό, οι οποίες χειρίζονται από κινητήρα. Η χρήση της επιφέρει προσαρμοστικότητα στη λαβή αντικειμένων, το οποίο είναι αποτέλεσμα της ευκαμψίας της. Επιπλέον μεταξύ της φλάντζας του ρομπότ και της αρπάγης, τοποθετείται διπλή χειρολαβή, με σκοπό τη διευκόλυνση του εκπαιδευτή στον χειρισμό του ρομπότ, κατά τη διάρκεια της κιναισθητικής εκπαίδευσης.

Η διπλή χειρολαβή ενσωματώνει στην άκρη της μίας λαβής, ένα κουμπί όπου κατά την ενεργοποίηση του τίθεται σε λειτουργία η κιναισθητική διόρθωση κατά την εκτέλεση της κίνησης από οπτικά δεδομένα. Η μέτρηση δύναμης για τον ελεγκτή παρέχεται μέσω ενσωματωμένου αισθητήρα δύναμης/ροπής του UR10e, στον οποίο πρώτα εφαρμόζεται αντιστάθμιση του βάρους του και ύστερα, φίλτρο νεκρής ζώνης 4N προς τη δύναμη και 0.5Nm στη ροπή.



(a) $t = 0$ (b) $t = t_1$ (c) $t = t_2$ (d) $t = t_3$ (e) $t = T$

ΣΧΗΜΑ 5.1.1 Η εξεταζόμενη τροχιά προς παρακολούθηση για κάθε μέθοδο.



(a) $t = 0$ **(b)** $t \approx t_2$ **(c)** $t = T$

ΣΧΗΜΑ 5.1.2 Στιγμιότυπα που κατέγραψε η κάμερα κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης από οπτικά δεδομένα.

5.2 Επιλογή παραμέτρων

Οι παράμετροι του σχήματος ελέγχου ορίζονται, αρχικά για τους πίνακες αδράνεια και απόσβεσης του ελεγκτή αγωγιμότητας αντίστοιχα $\boldsymbol{M} = diag(10\boldsymbol{I_3}, 0.1\boldsymbol{I_3})$, $D = diag(40\boldsymbol{I_3}, 1.5\boldsymbol{I_3})$, όσο αναφορά τον πίνακα σκληρότητας από τη σχέση (4.5.2) επιλέγεται $k_p = 200\, N/m$, $k_o = 80\, Nm/rad$. Η προσέγγιση της αβεβαιότητα της κάμερας εκτιμάται, ως προς τη θέση και συγκεκριμένα στις διαστάσεις χαμηλής αβεβαιότητας $\underline{\sigma} = 10^{-3}\, m$, ενώ για της διαστάσεις

υψηλής αβεβαιότητας $\overline{\sigma} = 10^3 m$, αντίστοιχα στον προσανατολισμό $\underline{\varsigma} = \pi/20\ rad$, $\overline{\varsigma} = \pi\ rad$. Το DMP μοντέλο χρησιμοποιεί 20 kernels.

Οι τιμές αυτές φέρουν το αποτέλεσμα, στη θέση όπου για τον πίνακα $\boldsymbol{K_p}$ η ελάχιστη ιδιοτιμή έχει κατεύθυνση προς τη διάσταση y, που σημαίνει ότι κινήσεις του ρομπότ από τον εκπαιδευτή στη διάσταση αυτή είναι πιο εύκολες να επιτευχθούν, καθώς ο ελεγκτής αγωγιμότητας έχει μικρή σκληρότητα. Στον προσανατολισμό, συγκεκριμένα για τον πίνακα $\boldsymbol{K_o}$, η ελάχιστη ιδιοτιμή έχει κατεύθυνση πάνω στο $x - z$ επίπεδο, που σημαίνει στροφές παράλληλες στο συγκεκριμένο επίπεδο είναι πιο εύκολες για τον εκπαιδευτή.

5.3 Αποτελέσματα πειράματος

Για την παραγωγή αποτελεσμάτων της προτεινόμενης μεθόδου, πραγματοποιείται σύγκριση μεταξύ δύο προσεγγίσεων εκπαίδευσης, (α) εκπαίδευση με χρήση οπτικών δεδομένων από κάμερα, και (β) εκπαίδευση μέσω της λειτουργίας teaching mode του βραχίονα UR10e. Σε όλες τις δοκιμές, διατηρούνται ίδιες αρχικές συνθήκες.

Η επιλεγόμενη αρχική συνθήκη κατά την αλληλεπίδραση του εκπαιδευτή με το ρομπότ φαίνεται στο ΣΧΗΜΑ (5.3.1)(a). Οι κίνησης του ρομπότ κατά τη διάρκεια διαφόρων εκπαιδεύσεων του ρομπότ απεικονίζονται στο ΣΧΗΜΑ (5.3.2)(a). Η μπλε καμπύλη αποτελεί την προτεινόμενη κιναισθητική εκπαίδευση, η κόκκινη καμπύλη αναπαριστά την εξολοκλήρου κιναισθητική εκπαίδευση μέσω του teaching mode του UR10e και με μαύρο η εκπαίδευση από οπτικά δεδομένα.

Παρατηρείται ότι η τροχιά, από εξ ολοκλήρου κιναισθητική εκπαίδευση παρουσιάζει σημαντικές ταλαντώσεις, γεγονός που οφείλεται ότι ο εκπαιδευτής νιώθει όλη τη δυναμική του ρομπότ. Επιπλέον η επίτευξη της τροχιάς εντός της ονομαστικής διάρκειας των 10.5 δευτερολέπτων δεν πραγματοποιήθηκε, με αποτέλεσμα η κίνηση να σταματήσει νωρίτερα, εκτελώντας τρία τέταρτα του κύκλου. Αυτό δείχνει το υψηλό φορτίο που επιβαρύνει τον χρήστη κατά την προσπάθειά του να αντισταθμίσει τη δυναμική του ρομπότ.

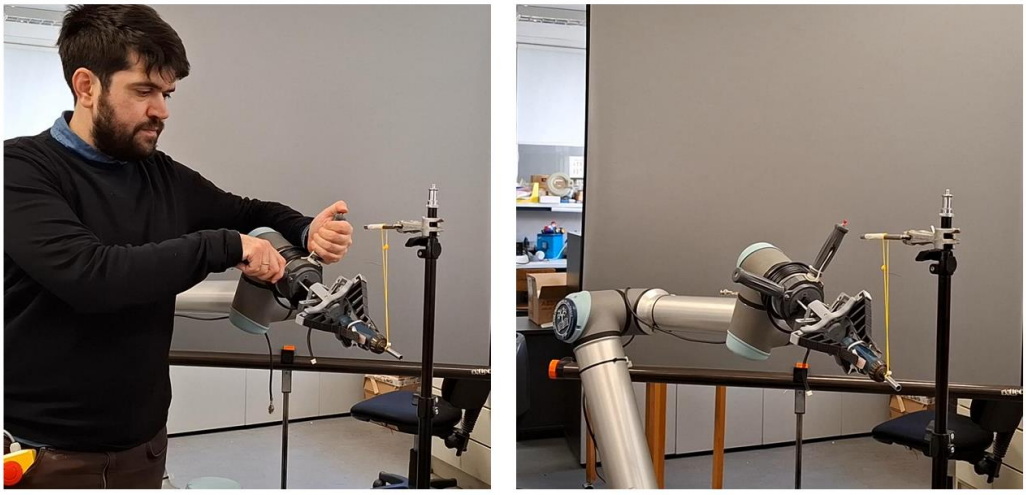
Η αρχική κατάσταση του ρομπότ, μετά την αποκωδικοποίηση της τροχιάς μέσω του DMP συστήματος, παρουσιάζεται στο ΣΧΗΜΑ (5.3.1) (b). Στο ΣΧΗΜΑ (5.3.2)(b) απεικονίζονται οι τροχιές του άκρου του ρομπότ κατά την εκτέλεση της εργασίας. Στο συγκεκριμένο στάδιο, η

παραγόμενη τροχιά $\boldsymbol{p_d}, \dot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}}, \ddot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}}$ από το DMP παρακολουθείται από τον αλγόριθμο (CLIK), με τις εξωτερικές δυνάμεις που ασκούνται στο εργαλείο, να μην λαμβάνονται υπόψιν. Παρατηρείται ότι κατά την εκτέλεση της μονόπλευρα κιναισθητικά εκπαιδευόμενης τροχιάς, οι ταλαντώσεις του σχήματος ΣΧΗΜΑ (5.3.2)(a) έχουν εξαλειφθεί στο (b), το οποίο είναι αποτέλεσμα της εξομάλυνσης που επιτυγχάνεται λόγω των gaussian συναρτήσεων του DMP.

Για τη μέτρηση της απόδοσης της εργασίας, ως κριτήριο χρησιμοποιείται η σύγκλιση της παραγόμενης τροχιάς προς την ιδανική κυκλική τροχιά ακτίνας $r = 0.225\, m$. Για την πραγματοποίηση της παραπάνω περιγραφής χρησιμοποιείται η ακτίνα καμπυλότητας της τροχιάς με συμβολισμό, $r(t) \in \mathbb{R}_{\geq 0}$, για κάθε περίπτωση, σε 100 ισαπέχοντα χρονικά σημεία της κάθε κίνησης με βάση τη σχέση από το [25]:

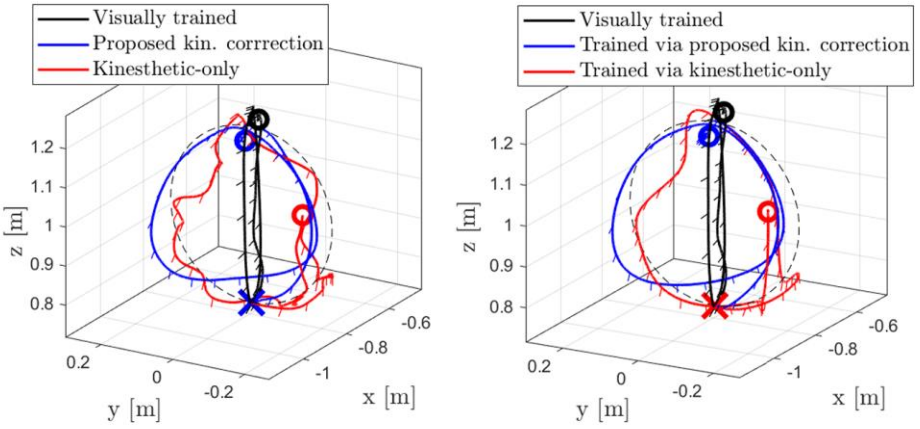
$$\hat{\boldsymbol{r}}(\boldsymbol{t}) = \frac{|\dot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}}|^3}{\sqrt{|\dot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}}|^2 |\ddot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}}|^2 - (\dot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}}^{\boldsymbol{T}} \ddot{\boldsymbol{p}}_{\boldsymbol{d}})^2}} \tag{5.3.1}$$

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται μέσω διαγραμμάτων box-plot ΣΧΗΜΑ 5.3.3, τα οποία δείχνουν την εκτιμώμενη ακτίνα καμπυλότητας για κάθε τροχιά. Παρατηρείται ότι η τροχιά της προτεινόμενης μεθόδου είναι πιο κοντά στην επιθυμητή σε σύγκριση με της μονόπλευρες. Επιπλέον λόγω του ελλειψοειδούς σχήματος της επιθυμητής τροχιάς, η τροχιά με μονόπλευρη εκπαίδευση από οπτικά δεδομένα έχει σχετικά μεγάλη καμπυλότητα. Επιπρόσθετα, η τροχιά με μονόπλευρη κιναισθητική εκπαίδευση, δεν προσεγγίζει αρκετά την επιθυμητή, καθώς η εξομάλυνση μέσω του DMP δεν επαρκεί για να διορθωθεί πλήρως.



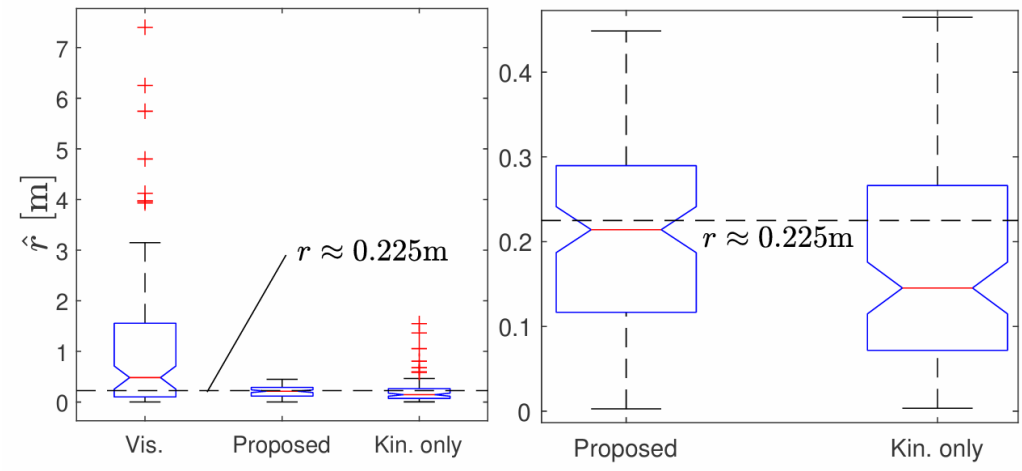
(a) Initial kinesthetic teaching pose **(b)** Initial task execution pose

ΣΧΗΜΑ 5.3.1 Στάδιο κιναισθητικής εκπαίδευσης και αυτόνομη εκτέλεση του.



(a) Training **(b)** Autonomous task execution

ΣΧΗΜΑ 5.3.2 Τροχιές a) που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια εκπαιδεύσεως των τριών μεθόδων και b) η αυτόνομη εκτέλεση τους. Η μαύρη διακεκομμένη γραμμή απεικονίζει την επιθυμητή τροχιά, που αποτελεί κύκλο με ακτίνα $r = 0.225\ m$, τα γραμμικά τμήματα πάνω στην κάθε τροχιά συμβολίζουν τον z άξονα του εργαλείου σε τυχαία χρονικά διαστήματα. Οι αρχικές και τελικές θέσεις εικονίζονται μέσω των δεικτών "×" και "o" αντίστοιχα (όλες οι αρχικές θέσης συμπίπτουν).



ΣΧΗΜΑ 5.3.3 Στατιστικά δεδομένα κατά των εκπαιδεύσεων για κάθε μέθοδο

Για τη σύγκριση των μεθόδων ως προς τις απαιτήσεις φυσικής προσπάθειας, λαμβάνεται υπόψη η ενέργεια που μεταφέρεται από τον άνθρωπο στο ρομπότ κατά τη διάρκεια της καθοδήγησης, υπολογισμένη ως:

$$E^{+} = \int_{0}^{T} \max(0, \boldsymbol{v}^{\top}\boldsymbol{F})\ dt \tag{5.3.2}$$

Για την προσέγγιση της τροχιάς μόνο από μονόπλευρη κιναισθητική καθοδήγηση, η μεταφερόμενη ενέργεια υπολογίζεται σε 35.01J, ενώ κατά την εκπαίδευση με χρήση της προτεινόμενης μεθόδου (οπτικά και κιναισθητικά δεδομένα) απαιτείται μόνο 4.92J. Τα αποτελέσματα αυτά δείχνουν ότι ο εκπαιδευτής θα χρειαζόταν να μεταφέρει την επταπλάσια ενέργεια σε σχέση με την προτεινόμενη μέθοδο.

5.4 Κριτήρια αξιολόγησης

Για την αξιολόγηση των παραπάνω αποτελεσμάτων και τη συνολική εκτίμηση της αποτελεσματικότητας της προτεινόμενης μεθόδου, έχουν οριστεί δύο βασικά και θεμελιώδη κριτήρια μέτρησης της απόδοσης.

Το πρώτο κριτήριο σχετίζεται με τη σύγκλιση της τροχιάς του ρομπότ προς μια προκαθορισμένη γεωμετρική μορφή, συγκεκριμένα έναν κύκλο που βρίσκεται στο επίπεδο **x-z**. Ο κύκλος αυτός επιλέγεται ως σημείο αναφοράς για την εκτέλεση μιας επαναλαμβανόμενης, ομαλής και ακριβούς κυκλικής κίνησης, η οποία θεωρείται αντιπροσωπευτική μιας τυπικής εργασίας εκμάθησης μέσω επίδειξης. Η σύγκλιση της τροχιάς του ρομπότ προς τον κύκλο αποτελεί κρίσιμο δείκτη ορθής λειτουργίας του συστήματος, καθώς αποδεικνύει ότι το ρομπότ ακολουθεί πιστά την επιθυμητή πορεία, χωρίς σημαντικές αποκλίσεις ή σφάλματα. Παράλληλα, η επίτευξη αυτής της σύγκλισης υποδηλώνει την ομαλή και αποτελεσματική συνεργασία του ρομπότ με τον εκπαιδευτή, καθώς και την επιτυχή μετάδοση των πληροφοριών κίνησης από τον άνθρωπο στο ρομπότ μέσω του προτεινόμενου σχήματος εκπαίδευσης.

Το δεύτερο κριτήριο επικεντρώνεται στη φυσική αλληλεπίδραση μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ, και συγκεκριμένα στην ποσότητα ενέργειας που απαιτείται να μεταφερθεί από τον άνθρωπο στο ρομπότ κατά την εκτέλεση της επιθυμητής τροχιάς. Η ενέργεια αυτή αντικατοπτρίζει την προσπάθεια που καταβάλλει ο χειριστής προκειμένου να καθοδηγήσει το ρομπότ, είτε για να το μετακινήσει κατά μήκος της επιθυμητής πορείας είτε για να διορθώσει αποκλίσεις που προκύπτουν από σφάλματα εκτέλεσης. Η μείωση αυτής της απαιτούμενης ενέργειας αποτελεί έναν ιδιαίτερα σημαντικό στόχο, καθώς οδηγεί σε πιο αποδοτική συνεργασία μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ, ελαχιστοποιώντας τη φυσική καταπόνηση του.

Αξιολόγηση ακτίνας καμπυλότητας

Με βάση τα Σχήματα 5.3.2 και 5.3.3, στα οποία παρουσιάζονται οι τροχιές του ρομπότ καθώς και οι στατιστικά υπολογιζόμενες τιμές της ακτίνας καμπυλότητας, προκύπτουν σημαντικά συμπεράσματα σχετικά με την απόδοση των μεθόδων εκπαίδευσης που συγκρίθηκαν.

Αρχικά, εστιάζοντας στα αποτελέσματα που απεικονίζονται στο Σχήμα 5.3.2, παρατηρείται ότι η τροχιά που ακολουθεί το ρομπότ όταν εφαρμόζεται η προτεινόμενη μέθοδος συγκλίνει με μεγαλύτερη ακρίβεια και συνέπεια προς την επιθυμητή κυκλική μορφή σε σύγκριση με την τροχιά που προκύπτει από την καθαρά κιναισθητική μέθοδο εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, η προτεινόμενη μέθοδος επιτυγχάνει μια πιο ομαλή και σταθερή κίνηση που ακολουθεί καλύτερα την επιθυμητή γεωμετρία, γεγονός που υποδηλώνει την αποτελεσματικότητα του συνδυαστικού σχήματος

οπτικής παρατήρησης και κιναισθητικής καθοδήγησης. Αντίθετα, η τροχιά που προκύπτει από την κιναισθητική μέθοδο εμφανίζει μεγαλύτερες αποκλίσεις από τον κύκλο, γεγονός που καταδεικνύει τις δυσκολίες της καθαρής χειροκίνητης καθοδήγησης.

Για μια πιο ποσοτική και αναλυτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, εξετάζοντας τα δεδομένα που παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.3.3, παρατηρείται ότι η μέση τιμή της ακτίνας καμπυλότητας (που αναπαρίσταται με την κόκκινη γραμμή στο γράφημα) που επιτυγχάνεται με την προτεινόμενη μέθοδο είναι πολύ πιο κοντά στην επιθυμητή θεωρητική τιμή της ακτίνας r = 0.225 m σε σχέση με την καθαρά κιναισθητική μέθοδο.

Επιπρόσθετα, αν εξεταστούν τα στατιστικά στοιχεία από το boxplot του Σχήματος 5.3.3, παρατηρείται ότι η διακύμανση της ακτίνας καμπυλότητας στην περίπτωση της προτεινόμενης μεθόδου είναι αισθητά μικρότερη, γεγονός που υποδεικνύει μεγαλύτερη σταθερότητα και συνέπεια στην εκτέλεση της κυκλικής τροχιάς. Αντίθετα, στην περίπτωση της καθαρά κιναισθητικής εκπαίδευσης, οι τιμές της ακτίνας εμφανίζουν μεγαλύτερη διασπορά, η οποία αποδίδεται στις ταλαντώσεις και τις μικροδιορθώσεις που αναγκάζεται να κάνει ο χειριστής κατά την άμεση φυσική καθοδήγηση του ρομπότ. Οι ταλαντώσεις αυτές αποτελούν χαρακτηριστικό φαινόμενο της καθαρής κιναισθητικής εκπαίδευσης, λόγω της έλλειψης επιπλέον υποστήριξης και πληροφορίας, γεγονός που καθιστά δυσκολότερη την επίτευξη μιας ομαλής και ακριβούς κίνησης.

Αξιολόγηση ενέργειας

Με βάση τη σχέση (5.3.2), όπως υπολογίστηκε στην προηγούμενη ενότητα, προκύπτει ότι κατά τη διάρκεια της μονόπλευρης κιναισθητικής εκπαίδευσης, με χρονική διάρκεια $T = 10.5s$, καταναλώθηκε επταπλάσια ενέργεια από τον χειριστή προς το ρομπότ σε σύγκριση με την προτεινόμενη μέθοδο εκπαίδευσης. Παράλληλα, παρατηρήθηκε ότι η κιναισθητική μέθοδος απέτυχε να ολοκληρώσει την προκαθορισμένη γωνία κίνησης προς τον άξονα περιστροφής. Η δημιουργία ταλαντώσεων που φαίνεται στο σχήμα είναι αποτέλεσμα του συμπεράσματος αυτού καθώς ο εκπαιδευτής δέχεται όλοι τη δυναμική του ρομπότ.

Με βάση τη σχέση (5.3.2), όπως υπολογίστηκε στην προηγούμενη ενότητα, προκύπτει ότι κατά τη διάρκεια της μονόπλευρης κιναισθητικής εκπαίδευσης, με χρονική διάρκεια **T = 10.5s**, παρατηρείται σημαντική διαφορά στο επίπεδο της απαιτούμενης ενέργειας από τον χειριστή για την εκπαίδευση του ρομπότ. Συγκεκριμένα, η ποσότητα ενέργειας που καταναλώθηκε από τον εκπαιδευτή κατά την κιναισθητική εκπαίδευση υπολογίζεται ότι ήταν περίπου επταπλάσια σε σχέση με την ενέργεια που απαιτήθηκε κατά τη χρήση της προτεινόμενης μεθόδου, η οποία συνδυάζει οπτική παρατήρηση με κιναισθητική καθοδήγηση υποστηριζόμενη από ελεγκτή αγωγιμότητας.

Παράλληλα, παρατηρήθηκε ότι η κιναισθητική μέθοδος απέτυχε να ολοκληρώσει την προκαθορισμένη γωνία κίνησης προς τον άξονα περιστροφής, καθώς η έλλειψη υποστήριξης από άλλες πηγές πληροφορίας οδηγεί σε αναπόφευκτες αποκλίσεις και σφάλματα κατά την εκτέλεση. Η δημιουργία ταλαντώσεων, όπως φαίνεται και στα σχετικά σχήματα, είναι χαρακτηριστικό φαινόμενο αυτής της μεθόδου και αποτελεί άμεσο αποτέλεσμα του γεγονότος ότι ο εκπαιδευτής αναλαμβάνει εξ ολοκλήρου το φορτίο και τη δυναμική αλληλεπίδραση με το ρομπότ.

Η ανάλυση αυτή ενισχύει το συμπέρασμα ότι η προτεινόμενη μέθοδος, μέσω της αξιοποίησης οπτικών δεδομένων και της υποστήριξης του ελεγκτή αγωγιμότητας, παρέχει σημαντικά πλεονεκτήματα ως προς την ακρίβεια της εκπαίδευσης, τη μείωση της φυσικής καταπόνησης του εκπαιδευτή και τη συνολική ποιότητα της αλληλεπίδρασης με το ρομπότ.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα

6.1 Γενικά

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, πραγματοποιήθηκε βελτιστοποίηση της διαδικασίας εκμάθησης ανθρωπίνων κινήσεων από οπτικά δεδομένα σε ρομποτικούς βραχίονες, μέσω ενός νέου σχήματος ελέγχου που προσθέτει την ικανότητα εκπαίδευσης από κιναισθητικές κινήσεις. Για την αξιολόγηση της έρευνας χρησιμοποιήθηκε το ρομπότ της Universal Robots UR10e. Το προτεινόμενο σχήμα ελέγχου, βασισμένο στον έλεγχο αγωγιμότητας, προσδίδει μεγαλύτερη ελευθερία διορθώσεων κατά τη διάρκεια της κιναισθητικής εκπαίδευσης, στις διαστάσης όπου παρατηρείται ασάφεια η και πλήρη ανικανότητα αντίληψης τους. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω μεταβαλλόμενης σκληρότητας, η οποία ρυθμίζεται μέσω ενός πίνακα συνδιακύμανσης με περιεχόμενο την ασάφεια σε κάθε διάσταση. Η διαδικασία διορθώσεων δηλαδή, η μεταβολής της σκληρότητας, ενεργοποιείται χρησιμοποιώντας μια χειρολαβή με ενσωματωμένο κουμπί, όπου πυροδοτεί την έναρξη της διαδικασίας διορθώσεων.

Η πειραματική μελέτη που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 5 ανέδειξε με σαφήνεια τα πλεονεκτήματα της προτεινόμενης μεθόδου σε σύγκριση με τις μονόπλευρες προσεγγίσεις εκπαίδευσης, δηλαδή την εκπαίδευση που βασίζεται αποκλειστικά σε οπτικά δεδομένα από κάμερα RGB, καθώς και την εκπαίδευση που βασίζεται αποκλειστικά σε κιναισθητική καθοδήγηση μέσω του teaching mode του ρομπότ UR10e. Συγκεκριμένα, τα πειραματικά αποτελέσματα κατέδειξαν ότι οι παραδοσιακές μονόπλευρες μέθοδοι παρουσίασαν σημαντική απόκλιση από την επιθυμητή τροχιά παρακολούθησης, γεγονός που οδήγησε σε λιγότερο ακριβή εκμάθηση των δεξιοτήτων.

Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε επίσης στην αξιολόγηση της φυσικής καταπόνησης που υφίσταται ο εκπαιδευτής κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η καθαρά κιναισθητική εκπαίδευση επιβαρύνει σημαντικά περισσότερο τον εκπαιδευτή, καθώς απαιτεί τη συνεχή και άμεση φυσική αλληλεπίδραση με τη δυναμική του ρομπότ, προκειμένου να επιτευχθεί η επιθυμητή κίνηση. Αντίθετα, η προτεινόμενη μέθοδος, η οποία συνδυάζει την οπτική

παρακολούθηση του χεριού και την κιναισθητική καθοδήγηση με την υποστήριξη του ελεγκτή αγωγιμότητας, επέτρεψε στον εκπαιδευτή να μειώσει σημαντικά την καταπόνηση που υφίσταται κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης.

Η χρήση του ελεγκτή αγωγιμότητας αποδείχθηκε καθοριστική, καθώς επέτρεψε στο ρομπότ να ακολουθεί ομαλά την επιθυμητή τροχιά, ενώ ταυτόχρονα παρείχε απτική υποστήριξη μόνο στις διαστάσεις που χαρακτηρίζονται από μεγαλύτερη αβεβαιότητα. Έτσι, η επιβάρυνση του εκπαιδευτή περιορίστηκε σημαντικά, περιορίζοντας τις απαιτούμενες φυσικές καταπονήσεις μόνο σε συγκεκριμένες διαστάσεις της εκπαίδευσης.

Τα ευρήματα αυτά ενισχύουν την άποψη ότι η προτεινόμενη μέθοδος αποτελεί μια πιο αποτελεσματική και φιλική προς τον χρήστη προσέγγιση για την εκπαίδευση ρομπότ μέσω επίδειξης, συγκριτικά με τις παραδοσιακές μονόπλευρες μεθόδους.

6.2 Μελλοντική έρευνα

Μελλοντική εργασία θα επικεντρώνεται σε πιο λεπτομερείς και εκτενείς μελέτες που αφορούν τον ακριβή προσδιορισμό των ανισοτροπικών παραμέτρων ακαμψίας του συστήματος. Αυτές οι παράμετροι είναι κρίσιμες για την ακριβέστερη μοντελοποίηση της δυναμικής συμπεριφοράς του ρομπότ και την αποτελεσματική αλληλεπίδρασή του με το περιβάλλον. Ειδικότερα, η δυνατότητα του συστήματος να προσαρμόζει την ακαμψία του με διαφορετικό τρόπο κατά μήκος διαφορετικών αξόνων ή διαστάσεων ανάλογα με το εκάστοτε σενάριο χρήσης θεωρείται θεμελιώδης για εφαρμογές που απαιτούν ευαισθησία και προσαρμοστικότητα. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η περίπτωση της συγκομιδής φρούτων, όπου η αλληλεπίδραση με εύθραυστα αντικείμενα, όπως οι καρποί, απαιτεί ένα ευέλικτο σύστημα που να μπορεί να προσαρμόζεται στις ιδιαιτερότητες κάθε κατάστασης, ώστε να αποφεύγεται η άσκηση υπερβολικών δυνάμεων που μπορεί να οδηγήσουν σε ζημιές.

Πέρα από αυτό, μελλοντική εργασία θα περιλαμβάνει και την αξιολόγηση πιθανών επεκτάσεων της προτεινόμενης μεθόδου, με στόχο τη βελτίωση τόσο της ακρίβειας όσο και της ευελιξίας της. Συγκεκριμένα, θα εξεταστεί η ενσωμάτωση της αβεβαιότητας που προκύπτει από τον αλγόριθμο ανίχνευσης των σημείων-κλειδιών του χεριού, όπου θα επηρεάσει σημαντικά την ακρίβεια του

συστήματος. Επίσης, θα διερευνηθεί η δυνατότητα χρήσης επαναλαμβανόμενων κιναισθητικών διορθώσεων δηλαδή η εκτέλεση διαδοχικών κύκλων διόρθωσης μέσω φυσικής καθοδήγησης προκειμένου να επιτευχθεί σταδιακή βελτίωση της απόδοσης του συστήματος και να αυξηθεί η αξιοπιστία του σε πιο απαιτητικά σενάρια. Επιπρόσθετα, θα εξεταστεί η χρήση οπτικών επιδείξεων από πολλαπλές οπτικές γωνίες, ώστε το σύστημα να μπορεί να μαθαίνει από διαφορετικές προοπτικές, αυξάνοντας έτσι την ικανότητά του να προσαρμόζεται σε διάφορες συνθήκες εργασίας και περιβάλλοντα.

Ένας ακόμη σημαντικός άξονας μελλοντικής εργασίας αφορά τη μείωση της φυσικής καταπόνησης που υφίσταται ο εκπαιδευτής κατά τη διάρκεια της διαδικασίας της κιναισθητικής εκπαίδευσης. Για την επίτευξη αυτού του στόχου, θα εξεταστούν τεχνικές μηχανικής μάθησης, οι οποίες θα επιτρέψουν την πιο ακριβή και αυτόματη ρύθμιση των παραμέτρων του ελεγκτή αγωγιμότητας, ανάλογα με την εκάστοτε εργασία και τις ιδιαιτερότητες της εκπαίδευσης. Με αυτόν τον τρόπο, θα μπορέσει να διαμορφωθεί ένα σύστημα το οποίο όχι μόνο θα υποστηρίζει ενεργά τον εκπαιδευτή στη διαδικασία εκμάθησης, αλλά και θα ελαχιστοποιεί τις φυσικές του απαιτήσεις.

Αυτός ο συνδυασμός θεωρητικής ανάλυσης, τεχνικής εξέλιξης και πρακτικής εφαρμογής αναμένεται να ενισχύσει σημαντικά τη χρηστικότητα της προτεινόμενης μεθόδου, καθιστώντας τη μια πιο αποδοτική και φιλική προς τον χρήστη λύση για την εκπαίδευση ρομπότ σε πολύπλοκες και δυναμικές εργασίες.

Βιβλιογραφία

[1] A. J. Ijspeert, J. Nakanishi, and S. Schaal (2002b). Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots. In IEEE International Conference on Robotics and Automation (pp. 1398-1403). Piscataway, NJ: IEEE.

[2] Koutras L., Doulgeri Z. A correct formulation for the Orientation Dynamic Movement Primitives for robot control in the Cartesian space. In 3rd Conference on Robot Learning (CoRL 2019), Osaka, Japan

[3] A. Ude, B. Nemec, T. Petri´ c, and J. Morimoto. Orientation in cartesian space dynamic move ment primitives. In 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pages 2997–3004, May 2014

[4] Hogan, N. (1985). "Impedance control: An approach to manipulation." Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 107(1), 1–24.

[5] A. Billard, S. Calinon, R. Dillmann, and S. Schaal, Robot Pro gramming by Demonstration. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 1371–1394.

[6] R. Dillmann, “Teaching and learning of robot tasks via observation of human performance,” Robot. Auton. Syst., vol. 47, no. 2, pp. 109–116, 2004.

[7] A. Sidiropoulos and Z. Doulgeri, “From RGB images to Dynamic Movement Primitives for planar tasks,” in IEEE/RAS Int. Conf. Hu manoid Robots (Humanoids), 2023, pp. 1–8.

[8] A. Correia and L. A. Alexandre, “A survey of demonstration learning,” Robot. Auton. Syst., vol. 182, p. 104812, 2024.

[9] S. Calinon, “Learning from demonstration (programming by demon stration),” in Encyclopedia of Robotics, M. H. Ang, O. Khatib, and B. Siciliano, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2018, pp. 1–8.

[10] D. Papageorgiou, N. Kounalakis, N. Efstathopoulos, J. Fasoulas, and M. Sfakiotakis, “ActIVO: An active perception framework for skill transfer through iterative visual observations,” in IEEE Medit. Conf. Control Autom. (MED), 2024, pp. 94–100.

[11] R. Rahmatizadeh, P. Abolghasemi, L. B¨ol¨ oni, and S. Levine, “Vision based multi-task manipulation for inexpensive robots using end-to end learning from demonstration,” in IEEE Int. Conf. Robot. Autom. (ICRA), 2018, pp. 3758–3765.

[12] B. Hayes and B. Scassellati, “Discovering task constraints through observation and active learning,” in IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Rob. Syst. (IROS), 2014, pp. 4442–4449.

[13] Y. Liu, A. Gupta, P. Abbeel, and S. Levine, “Imitation from ob servation: Learning to imitate behaviors from raw video via context translation,” in IEEE Int. Conf. Robot. Autom. (ICRA), 2018, pp. 1118 1125.

[14] M. Lopes and J. Santos-Victor, “Visual learning by imitation with motor representations,” IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, vol. 35, no. 3, pp. 438–449, 2005.

[15] D. Papageorgiou, T. Kastritsi, Z. Doulgeri, and G. A. Rovithakis, “A passive phri controller for assisting the user in partially known tasks,” IEEE Trans. Robot., vol. 36, no. 3, pp. 802–815, 2020.

[16] D. Papageorgiou, T. Kastritsi, and Z. Doulgeri, “A passive robot con troller aiding human coaching for kinematic behavior modifications,” Robot. Comput.-Integr. Manuf., vol. 61, p. 101824, 2020.

[17] D. Papageorgiou and Z. Doulgeri, “A control scheme for haptic in spection and partial modification of kinematic behaviors,” in IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Rob. Syst. (IROS), 2020, pp. 9752–9758.

[18] D. Papageorgiou, F. Dimeas, T. Kastritsi, and Z. Doulgeri, “Kinesthetic guidance utilizing dmp synchronization and assistive virtual fixtures for progressive automation,” Robotica, vol. 38, no. 10, p. 1824–1841, 2020

[19] D. Lee and C. Ott, “Incremental motion primitive learning by physical coaching using impedance control,” in IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Rob. Syst. (IROS), 2010, pp. 4133–4140.

[20] L. Shams and A. R. Seitz, “Benefits of multisensory learning,” Trends Cogn. Sci., vol. 12, no. 11, pp. 411–417, 2008.

[21] S. Lu, J. Berger, and J. Schilp, “System of robot learning from multi-modal demonstration and natural language instruction,” Procedia CIRP, vol. 107, pp. 914–919, 2022

[22] S. Alexandrova, M. Cakmak, K. Hsiao, and L. Takayama, “Robot programming by demonstration with interactive action visualizations,” in Proc. Robot.: Sci. Syst., Berkeley, USA, July 2014.

[23] E. Cha, K. Kronander, and A. Billard, “Combined kinesthetic and simulated interface for teaching robot motion models,” in IEEE Int. Symp. Robot Human Interact. Commun. (RO-MAN), 2015, pp. 83–88.

[24] A. Correia and L. A. Alexandre, “A survey of demonstration learning,” Robot. Auton. Syst., vol. 182, p. 104812, 2024.

[25] C. E. Love and E. D. Rainville, Differential and Integral Calculus, 6th ed. New York: Macmillan Company, 1962.

[26] D. Papageorgiou, A. Charalampos, F. John, S. Michael Towards multi-modal Learning by Demonstration: Combining depthless visual data with kinesthetic teaching. In 2025 34th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (ROMAN).

Παράρτημα Α΄

Προσανατολισμός χρησιμοποιώντας μοναδιαία quaternion

Έστω προσανατολισμός που εκφράζεται μέσω πίνακα στροφής $\boldsymbol{R} \in SO(3)$. Ο ίδιος προσανατολισμός μπορεί να εκφραστεί ως μοναδιαίο quaternion $\boldsymbol{Q} \in \mathbb{S}^3$ ως εξής:

$$\boldsymbol{Q} = \begin{bmatrix} \eta \\ \boldsymbol{\epsilon} \end{bmatrix} \tag{A'.1}$$

με $\eta, \boldsymbol{\epsilon}$ να περιγράφονται μέσω των σχέσεων:

$$\eta = \cos\left(\frac{\vartheta}{2}\right) \tag{A'.2}$$
$$\boldsymbol{\epsilon} = \sin\left(\frac{\vartheta}{2}\right)\boldsymbol{k}$$

Όπου $\eta \in \mathbb{R}, \boldsymbol{\epsilon} \in \mathbb{R}^3, \vartheta \in \mathbb{R}, \boldsymbol{k} \in \mathbb{S}^2$.

Η αντιστροφή ενός μοναδιαίου quaternion Q ορίζεται ως:

$$\boldsymbol{Q} = \begin{bmatrix} \eta \\ -\boldsymbol{\epsilon} \end{bmatrix} \tag{A'.3}$$

Το οποίο αποτελεί τον αντίστροφο προσανατολισμό και αντιστοιχίζεται στον αντίστροφο πίνακα στροφής $\boldsymbol{R^{-1}}$.

Ο πολλαπλασιασμός μεταξύ μοναδιαίων quaternion $\boldsymbol{Q_1}, \boldsymbol{Q_2}$ ορίζεται ως εξής:

$$\boldsymbol{Q_2} * \boldsymbol{Q_1} = \begin{bmatrix} \eta_1 & -\boldsymbol{\epsilon_1}^{\boldsymbol{T}} \\ \boldsymbol{\epsilon_1} & \eta_1 \boldsymbol{I_3} - \boldsymbol{S}(\boldsymbol{\epsilon_1}) \end{bmatrix} \boldsymbol{Q_2} \tag{A'.4}$$

Όπου με S συμβολίζεται ο αντισυμμετρικός πίνακας, επιπλέον η πράξη αυτή αντιστοιχεί στον μετασχηματισμό $\boldsymbol{R_2 R_1}$. μέσω πινάκων στροφής $\mathbf{R_1}, \boldsymbol{R_2}$.

Ορίζεται η λογαριθμική απεικόνιση των μοναδιαίων quaternion $log(\boldsymbol{Q})$: $\mathbb{S}^3 \rightarrow R^3$ ως εξής:

$$\log(\boldsymbol{Q}) = \frac{\vartheta}{2}\boldsymbol{k} \tag{A'.5}$$