

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ



ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ

<http://www.eee.uniwa.gr>

<http://www.idpe.uniwa.gr>

Θηβών 250, Αθήνα-Αιγάλεω 12241

Τηλ: +30 210 538-1614

Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών

Τεχνητή Νοημοσύνη και Βαθιά Μάθηση

<https://aidl.uniwa.gr/>

UNIVERSITY OF WEST ATTICA
FACULTY OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL & ELECTRONICS
ENGINEERING

DEPARTMENT OF INDUSTRIAL DESIGN AND
PRODUCTION ENGINEERING

<http://www.eee.uniwa.gr>

<http://www.idpe.uniwa.gr>

250, Thivon Str., Athens, GR-12241, Greece

Tel: +30 210 538-1614

Master of Science in

Artificial Intelligence and Deep Learning

<https://aidl.uniwa.gr/>

Master of Science Thesis

Robotic object Grasping and Manipulation

Student: Potamitis Michail

Registration Number: AIDL-0013

MSc Thesis Supervisor

Grigorios Nikolaou

Lecturer

ATHENS-EGALEO, February 2023

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ



<http://www.eee.uniwa.gr>

<http://www.idpe.uniwa.gr>

Θηβών 250, Αθήνα-Αιγάλεω 12241

Τηλ: +30 210 538-1614

Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών

Τεχνητή Νοημοσύνη και Βαθιά Μάθηση

<https://aidl.uniwa.gr/>

UNIVERSITY OF WEST ATTICA
FACULTY OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL & ELECTRONICS
ENGINEERING
DEPARTMENT OF INDUSTRIAL DESIGN AND
PRODUCTION ENGINEERING

<http://www.eee.uniwa.gr>

<http://www.idpe.uniwa.gr>

250, Thivon Str., Athens, GR-12241, Greece

Tel: +30 210 538-1614

Master of Science in

Artificial Intelligence and Deep Learning

<https://aidl.uniwa.gr/>

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

Χειρισμός Ρομποτικού βραχίονα για την αρπαγή αντικειμένων

Φοιτητής: Ποταμίτης Μιχαήλ

AM: AIDL-0013

Επιβλέπων Καθηγητής

Νικολάου Γρηγόριος

Λέκτορας

ΑΘΗΝΑ-ΑΙΓΑΛΕΩ, Φεβρουάριος 2023

This MSc Thesis has been accepted, evaluated and graded by the following committee:

Supervisor	Member	Member
Νικολάου Γρηγόρης	Ζαχαρία Παρασκευή	Φειδάκης Μιχαήλ
Λέκτορας	Επίκουρη Καθηγήτρια	Εργαστηριακό Διδακτικό προσωπικό
Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής	Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής	Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών
Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής	Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής	Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής

Copyright © Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ και ΜΙΧΑΗΛ ΠΟΤΑΜΙΤΗΣ,
ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ, 2023**

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

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα του και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις θέσεις του επιβλέποντος, της επιτροπής εξέτασης ή τις επίσημες θέσεις του Τμήματος και του Ιδρύματος.

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Ποταμίτης Μιχαήλ του Δημητρίου, με αριθμό μητρώου AIDL-0013 μεταπτυχιακός φοιτητής του ΔΠΜΣ «Τεχνητή Νοημοσύνη και Βαθιά Μάθηση» του Τμήματος Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών και του Τμήματος Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής, της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής,

δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της μεταπτυχιακής διπλωματικής εργασίας και κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος. Η εργασία δεν έχει κατατεθεί στο πλαίσιο των απαιτήσεων για τη λήψη άλλου τίτλου σπουδών ή επαγγελματικής πιστοποίησης πλην του παρόντος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου.

Επιθυμώ την απαγόρευση πρόσβασης στο πλήρες κείμενο της εργασίας μου μέχρι και έπειτα από αίτησή μου στη Βιβλιοθήκη και έγκριση του επιβλέποντος καθηγητή.»

Ο Δηλών
ΜΙΧΑΗΛ ΠΟΤΑΜΙΤΗΣ



Υπογραφή φοιτητή

Copyright © All rights reserved.

**University of West Attica and Michail Potamitis
February, 2023**

You may not copy, reproduce or distribute this work (or any part of it) for commercial purposes. Copying/reprinting, storage and distribution for any non-profit educational or research purposes are allowed under the conditions of referring to the original source and of reproducing the present copyright note. Any inquiries relevant to the use of this thesis for profit/commercial purposes must be addressed to the author.

The opinions and the conclusions included in this document express solely the author and do not express the opinion of the MSc thesis supervisor or the examination committee or the formal position of the Department(s) or the University of West Attica.

Declaration of the author of this MSc thesis

I, Potamitis Michail of Dimitris (author name, including father’s name) with the following student registration number: AIDL-0013, postgraduate student of the MSc programme in “Artificial Intelligence and Deep Learning”, which is organized by the Department of Electrical and Electronic Engineering and the Department of Industrial Design and Production Engineering of the Faculty of Engineering of the University of West Attica, hereby declare that:

I am the author of this MSc thesis and any help I may have received is clearly mentioned in the thesis. Additionally, all the sources I have used (e.g., to extract data, ideas, words or phrases) are cited with full reference to the corresponding authors, the publishing house or the journal; this also applies to the Internet sources that I have used. I also confirm that I have personally written this thesis and the intellectual property rights belong to myself and to the University of West Attica. This work has not been submitted for any other degree or professional qualification except as specified in it.

Any violations of my academic responsibilities, as stated above, constitutes substantial reason for the cancellation of the conferred MSc degree.

I wish to deny access to the full text of my MSc thesis until, following my application to the Library of UNIWA and the approval from my supervisor.

The author
Potamitis Michail



Signature

Ευχαριστίες

Ευχαριστώ όλους όσους με στήριξαν και με βοήθησαν με οποιοδήποτε τρόπο για τη συγγραφή της εργασίας μου.

Abstract

Στην εν λόγω μεταπτυχιακή εργασία το πρόβλημα που μελετάται είναι η επίλυση του αντίστροφου κινηματικού προβλήματος με τη χρήση Βαθιάς Μάθησης, του ρομποτικού βραχίονα Franka Emika Panda [\[1\]](#) 7 βαθμών ελευθερίας με σκοπό την αρπαγή ενός αντικειμένου και τη τοποθέτηση αυτού σε ένα επιθυμητό σημείο. Το βασικό πλεονέκτημα των Νευρωνικών δικτύων αποτελεί ο ταχύτερος χρόνος υπολογισμού στο στάδιο των προβλέψεων σε σχέση με τις επαναληπτικές υπολογιστικές μεθόδους, καθώς και ο περιορισμός των δεδομένων εκπαίδευσης συναρτήσει του χώρου εργασίας για καλύτερα αποτελέσματα εύρεσης λύσεων. Για αυτόν το λόγο, έχει αναπτυχθεί ένα νευρωνικό δίκτυο επιβλεπόμενης μάθησης, τα οποίο υπολογίζει τη θέση και τον προσανατολισμό που πρέπει να έχει το άκρο εργασίας, δεδομένου της θέσης και του προσανατολισμού ενός αντικειμένου. Η εν λόγω εργασία έχει αναπτυχθεί στο ROS(Robotic Operational System), και η εξομοίωση στο Gazebo.

Keywords

Neural networks, robotic arm, Inverse Kinematics, ROS, Franka Emika Panda, Machine Learning

Περίληψη

Η παρούσα εργασία εστιάζει στην επίλυση του αντίστροφου κινηματικού προβλήματος του γνωστού ρομποτικού βραχίονα Franka Emika Panda. Ο εν λόγω βραχίονας αποτελείται από 7 βαθμούς ελευθέριας, όπου όλες οι αρθρώσεις είναι περιστροφικές. Επίσης στο άκρο εργασίας τοποθετείται μια αρπάγη για εφαρμογές τύπου pick and place. Η αντίστροφη κινηματική αποτελεί θεμελιώδους σημασίας πρόβλημα για κάθε ρομποτικό βραχίονα. Σκοπός είναι να βρεθούν οι κατάλληλες γωνίες των αρθρώσεων, ώστε το άκρο εργασίας να φθάσει σε μία επιθυμητή στάση(θέση και προσανατολισμός). Το εν λόγω πρόβλημα επιλύεται με τη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου. Πιο συνήθεις τρόποι επίλυσης, είναι οι επαναληπτικές υπολογιστικές μέθοδοι που κάνουν χρήση του Ιακωβιανού πίνακα. Αποτελούν λύσεις ακριβείας, αλλά λόγω των υπολογιστικών αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται είναι χρονοβόρες και όσες χρησιμοποιούν τον αντίστροφο Ιακωβιανό πίνακα εξαρτώνται από την αρχική θέση του βραχίονα και αν ο πίνακας είναι τετραγωνικός ή αν αντιστρέφεται ακόμη και αν είναι τετραγωνικός. Επίσης, το αντίστροφο κινηματικό πρόβλημα επιλύεται και με τις αλγεβρικές μεθόδους που κάνουν χρήση τριγωνομετρικών εξισώσεων από το φυσικό μοντέλο του ρομπότ. Το μειονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι η πολυπλοκότητα επίλυσης. Σε δύσκολα και περίπλοκα ρομποτικά συστήματα δεν είναι πάντα γνωστές. Ως εναλλακτικός τρόπος προτείνονται τα νευρωνικά δίκτυα. Είναι πιο γρήγορα από τις υπολογιστικές μεθόδους και επίσης δεν χρειάζεται να είναι γνωστό το φυσικό μοντέλο του συστήματος σε σχέση με τις αλγεβρικές. Ως είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο εφαρμόζεται η επιθυμητή στάση του άκρου εργασίας και ως έξοδος λαμβάνονται οι γωνίες των αρθρώσεων. Στη εν λόγω εργασία δοκιμάστηκε η εν λόγω αρχιτεκτονική:

- Ένα δίκτυο το οποίο εκπαιδεύεται με είσοδο τη θέση και τον προσανατολισμό του άκρου εργασίας, και ως έξοδο, τις γωνίες των αρθρώσεων.

Λόγω του ότι ένας ρομποτικός βραχίονας μπορεί να καταλήξει σε ένα σημείο με παραπάνω από ένα συνδυασμούς γωνιών των αρθρώσεων, στη παραγωγή των σημείων για την εκπαίδευση των δικτύων έχουν τεθεί περιορισμοί στις γωνίες των αρθρώσεων. Η παραγωγή του συνόλου δεδομένων έγινε τυχαία. Πιο αναλυτικά, για κάθε γωνία άρθρωσης που βρίσκεται σε ένα εύρος τιμών, επιλέγεται τυχαία μια τιμή για κάθε άρθρωση. Αυτές οι γωνίες περνάνε μέσα από την ευθεία κινηματική και έτσι παράγεται ένας πίνακας 4x4, όπου οι 3 πρώτες γραμμές και στήλες αποτελούν τον πίνακα προσανατολισμού και η τέταρτη στήλη έως την τρίτη γραμμή τη θέση(x, y, z) του άκρου εργασίας. Για την εκπαίδευση του πρώτου δικτύου χρησιμοποιείται μια μετρική για τις γωνίες των αρθρώσεων. Μετά την εκπαίδευση το δίκτυο δοκιμάζεται εμπράκτως στο περιβάλλον εξομοίωσης του gazebo για μία εφαρμογή pick and place ενός κουτιού με συγκεκριμένη τροχιά άκρου εργασίας.

Λέξεις – κλειδιά

Νευρωνικά δίκτυα, ρομποτικός βραχίονας, αντίστροφη κινηματική, ROS, Franka Emika Panda, Μηχανική Μάθηση.

Κατάλογος Περιεχομένων

Ευχαριστίες	8
Κατάλογος Πινάκων.....	12
Κατάλογος Σχημάτων	12
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	14
1 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Ανασκόπηση βιβλιογραφίας	16
2 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Κινηματική Franka Emika Panda.....	19
2.1 Ευθεία Κινηματική	19
3 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Βασικά στοιχεία του ROS και Μηχανική Μάθηση.....	24
3.1 Εισαγωγή στο ROS	24
3.2 Στοιχεία του ROS.....	24
3.2.1 Nodes	24
3.2.2 Messages	25
3.2.3 Topics	26
3.2.4 Services	26
3.2.5 Actions	27
3.2.6 Gazebo	27
3.2.7 Αρχιτεκτονική Σχεδιασμού στο ROS	28
3.3 Μηχανική Μάθηση	30
3.3.1 Νευρωνικά Δίκτυα	30
4 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Παραγωγή δεδομένων	34
4.1 Είσοδοι - Έξοδοι Νευρωνικού δικτύου	34
4.2 Δημιουργία συνόλου δεδομένων	35
4.2.1 Αναπαράσταση της θέσης του άκρου εργασίας	35
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου και πειραματική εύρεση υπερπαραμέτρων	38
4.3 Περιγραφή μοντέλου	38
4.3.1 Ρύθμιση υπερπαραμέτρων	41
5 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Αξιολόγηση μοντέλου στο περιβάλλον εξομοίωσης.....	45
5.1 Αποτελέσματα	45
6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	61
7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	62

Κατάλογος Πινάκων

Table 1: Εύρος γωνιών	19
Table 2: Πίνακας D-H.....	20
Table 3: Αρχικό Εύρος γωνιών	35
Table 4: Εύρος γωνιών μετά από περιορισμούς.....	35
Table 5: Προτεινόμενες υπερπαραμέτροι 1	40
Table 6: Δοκιμή υπερπαραμέτρων πίνακας 1.....	41
Table 7: Δοκιμή υπερπαραμέτρων πίνακας 2.....	42
Table 8: Δοκιμή υπερπαραμέτρων πίνακας 3.....	43
Table 9: Πίνακας τεσσάρων αρχικών συνθηκών	46
Table 10: Τροχιά βραχίονα.....	47

Κατάλογος Σχημάτων

Figure 1: AutoEncoder Neural Network. Πηγή: [9]	17
Figure 2: ANFIS. Πηγή: [10]	18
Figure 3: Βραχίονας Franka Emika Panda	21
Figure 4: NODES. Πηγή: [13]	25
Figure 5 TOPICS. Πηγή:[17]	26
Figure 6: SERVICES. Πηγή:[17].....	27
Figure 7: ACTIONS. Πηγή:[17]	27
Figure 8: Περιβάλλον εξομοίωσης στο Gazebo	28
Figure 9: Ροή πληροφορίας στο ros.....	29
Figure 10: Προσανατολισμός ακροδαχτύλων και κουτιού	30
Figure 11 Μοντέλο Perceptron. Πηγή: [3]	32
Figure 12: Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο. Πηγή: [5]	32
Figure 13: Συναρτήσεις Ράμπας.....	33
Figure 14: Προσέγγιση Συνάρτησης.....	33
Figure 15: Νευρωνικό Δίκτυο Προσέγγισης Συνάρτησης	34

Figure 16: Αναπαράστη σημείο στο επίπεδο X-Y	36
Figure 17: Αναπαράσταση σημείων στο επίπεδο X-Z.....	37
Figure 18: Αναπαράσταση σημείων στο επίπεδο Y-Z.....	37
Figure 19: Απεικόνιση βραχίονα με πολλαπλές λύσεις. Πηγή: [15]	39
Figure 20: Προτεινόμενο νευρωνικό δίκτυο	40
Figure 21: MAE υπερπαραμέτρων 1	44
Figure 22: MAE υπερπαραμέτρων 2	44
Figure 23: Περιβάλλον εργασίας στο Gazebo.....	45
Figure 24: Αρχικές συνθήκες κουτιού	47
Figure 25: Σημείο Ενδιαφέροντος/ Πλαίσια ακροδαχτύλων	48
Figure 26: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 1 ^{ης} περίπτωσης	48
Figure 27: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 1 ^{ης} περίπτωσης	49
Figure 28: Τελική κατεύθυνση κουτιού 1 ^{ης} περίπτωσης.....	50
Figure 29: Τελική κατεύθυνση ακροδαχτύλων 1 ^{ης} περίπτωσης.....	51
Figure 30: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 2 ^{ης} περίπτωσης	52
Figure 31: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 2 ^{ης} περίπτωσης	52
Figure 32: Τελική κατεύθυνση κουτιού 2 ^{ης} περίπτωσης.....	53
Figure 33: Τελική κατεύθυνση ακροδαχτύλων 2 ^{ης} περίπτωσης.....	54
Figure 34: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 3 ^{ης} περίπτωσης	55
Figure 35: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 3 ^{ης} περίπτωσης	55
Figure 36: Τελική κατεύθυνση κουτιού 3 ^{ης} περίπτωσης.....	56
Figure 37: Τελική κατεύθυνση ακροδαχτύλων 3 ^{ης} περίπτωσης.....	57
Figure 38: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 4 ^{ης} περίπτωσης	57
Figure 39: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 4 ^{ης} περίπτωσης	58
Figure 40: Τελική κατεύθυνση κουτιού 4 ^{ης} περίπτωσης.....	58
Figure 41: Τελική κατεύθυνση ακροδαχτύλων 4 ^{ης} περίπτωσης.....	59
Figure 42: Μετακίνηση ακροδαχτύλων με τη λύση του ikine_LM	59
Figure 43: Μετακίνηση ακροδαχτύλων με τη λύση του ikine_LMS.....	60

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ένας ρομποτικός βραχίονας έχει σκοπό την εκτέλεση εργασιών οι οποίες είναι επικίνδυνες ή δύσκολες για τον άνθρωπο ή ζητείται η επίτευξη εργασιών σε μικρό χρόνο ώστε να αυξάνεται η παραγωγικότητα κάποιας παραγωγικής μονάδας. Τέτοια προβλήματα αποτελούν οι εφαρμογές μετακίνησης αντικειμένων, συγκόλλησης κλπ. Για οποιαδήποτε εργασία το άκρο εργασίας του ρομποτικού βραχίονα χρειάζεται να φθάσει σε ένα σημείο ή να εκτελεί κάποια τροχιά, δηλαδή να περνάει από πολλά σημεία για μία διαδικασία.

Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της αντίστροφης κινηματικής. Στο σύστημα εισάγεται το επιθυμητό σημείο στο καρτεσιανό επίπεδο και πρέπει να υπολογιστούν οι γωνίες των αρθρώσεων, οι οποίες αποτελούν τη λύση του αντίστροφου κινηματικού προβλήματος. Η ευθεία κινηματική υπολογίζει τις συντεταγμένες του άκρου εργασίας εισάγοντας στο σύστημα τις επιθυμητές γωνίες στρέψης των αρθρώσεων.

Ο ρομποτικός βραχίονας ανάλογα με πόσους βαθμούς ελευθερίας έχει ή ποιος ορίζεται να είναι χώρος εργασίας για μια εφαρμογή εγκυμονεί και διάφορα προβλήματα. Ένα από αυτά αποτελεί η πολλαπλότητα των λύσεων, δηλαδή το άκρο εργασίας να μπορεί να φθάσει στο καρτεσιανό σημείο με παραπάνω από ένα συνδυασμούς αρθρώσεων. Αυτό δημιουργεί πρόβλημα, γιατί κάποιος συνδυασμός μπορεί να μην επιτρέπεται σύμφωνα με τον περιβάλλοντα χώρο και να οδηγηθεί ο βραχίονας σε σύγκρουση. Επίσης ανάλογα με την εφαρμογή απαιτείται ταχύτητα εύρεσης της λύσης, δηλαδή γρήγορος υπολογισμός της αντίστροφης κινηματικής, καθώς επίσης και ακρίβεια της θέσης και προσανατολισμού του άκρου εργασίας.

Στην εν λόγω εργασία το αντίστροφο κινηματικό πρόβλημα λύνεται με τη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου, για τον ρομποτικό βραχίονα Franka Emika Panda 7 βαθμών ελευθερίας. Απώτερος σκοπός της εργασίας είναι η δημιουργία ενός πακέτου στο ROS για τον συγκεκριμένο βραχίονα, το οποίο να περιέχει τη λύση της αντίστροφης κινηματικής, χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα. Επίσης εκτός από τη προτεινόμενη λύση του νευρωνικού δικτύου δοκιμάστηκαν και δύο κλασσικές υπολογιστικές μέθοδοι από το τη βιβλιοθήκη Robotics Toolbox[12].

Στο τέλος αφού τα δίκτυα έχουν εκπαιδευτεί δοκιμάζονται σε περιβάλλον εξομοίωσης στο Gazebo. Όλοι οι υπολογισμοί της κινηματικής μέχρι και ο έλεγχος των κινητήρων για να επιστραφούν οι αρθρώσεις και γενικότερα η μεταφορά δεδομένων για την εφαρμογή pick and place εκτελείται στο ROS το οποίο σε συνδυασμό με το Gazebo αποτελεί μία άριστη λύση για εξομοίωση όπου τα αποτελέσματα ανταποκρίνονται και στη πραγματικότητα.

Πιο συγκεκριμένα στο 1ο κεφάλαιο παρουσιάζεται μια σύντομη ανασκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας.

Στο 2^ο κεφάλαιο περιγράφεται η ευθεία κινηματική του ρομπότ.

Στο 3^ο κεφάλαιο παρουσιάζονται βασικά στοιχεία του ROS και μηχανικής μάθησης με εστίαση στα νευρωνικά δίκτυα.

Το 3^ο κεφάλαιο εμπεριέχει το τρόπο με τον οποίο παράχθηκαν τα δεδομένα για εκπαίδευση.

Στο 5^ο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα διαφορετικών υπερπαραμέτρων που δοκιμάστηκαν στο νευρωνικό δίκτυο.

Το 6^ο κεφάλαιο περιέχει τα αποτελέσματα του πειραματικού μέρους.

Το 7^ο κεφάλαιο περιέχει τα συμπεράσματα της εργασίας

1 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Ανασκόπηση βιβλιογραφίας

Ένας από τους πιο γνωστούς τρόπους επίλυσης του αντίστροφου κινηματικού προβλήματος αποτελεί η μέθοδος με τον Ιακωβιανό πίνακα[4]. Μπορεί να είναι ευρέως χρησιμοποιούμενη αλλά κάποια από τα βασικά της μειονεκτήματα είναι: Υπολογιστικά αργή, ο Ιακωβιανός πίνακας μπορεί να μην είναι πάντα τετραγωνικός ή να μην είναι πάντα αντιστρέψιμος και ως είναι τετραγωνικός και άρα να μην έχει λύση. Μια άμεση λύση στο πρόβλημα είναι να χρησιμοποιηθεί ο ψευδοανάστροφος πίνακας ο οποίος λύνει το πρόβλημα αν δεν είναι τετραγωνικός. Μια άλλη λύση που προτείνεται αποτελεί η χρήση του ανάστροφου αντί του αντίστροφου, η οποία είναι και πιο υπολογιστικά ελαφριά. Μια άλλη οικογένεια μεθόδων επίλυσης του αντίστροφου κινηματικού προβλήματος αποτελούν οι ευριστικές τεχνικές. Η πιο γνωστή είναι η Cyclic Coordinate Descent(CCD). Χρησιμοποιείται ευρέως στην κίνηση χαρακτήρων στην βιομηχανία παιχνιδιών και στις ρομποτικές εφαρμογές. Αποτελεί πολύ γρήγορη μέθοδο επίλυσης και είναι χρονικά γραμμική σε σχέση με βαθμούς ελευθερίας του ρομπότ. Ο αλγόριθμος στηρίζεται στην ελαχιστοποίηση των γωνιών των αρθρώσεων μέσω της θέσης του άκρου σε σχέση με τη θέση του στόχου, ξεκινώντας από την τελευταία άρθρωση και συνεχίζοντας στις προηγούμενες. Έτσι ξεκινώντας, η άρθρωση του άκρου περιστρέφεται τόσο ώστε το άκρο εργασίας να είναι όσο πιο κοντά γίνεται στο στόχο, η προηγούμενη άρθρωση κάνει το ίδιο και ούτω κάθε έξης έως το άκρο εργασίας να φθάσει στον στόχο. Τα τελευταία χρόνια, με την έντονη έρευνα που εξελίσσεται στο χώρο της τεχνητής νοημοσύνης και ειδικότερα μεθόδων που χρησιμοποιούν δεδομένα για την επίλυση προβλημάτων, οι επιστήμονες έχουν στραφεί και στην επίλυση της αντίστροφης κινηματικής με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να βρουν απεικονίσεις συναρτήσεων μέσω των δεδομένων, δηλαδή μέσω των εισόδων και των εξόδων μιας συνάρτησης. Τέτοιο είδους προβλήματος είναι και η αντίστροφη κινηματική. Ένα μεγάλο προτέρημα των νευρωνικών δικτύων εκτός από την υπολογιστική ταχύτητα τους μετά την εκπαίδευση είναι επίσης ότι δεν χρειάζεται το νευρωνικό σύστημα να γνωρίζει την μηχανολογική υπόσταση του ρομπότ, παρά μόνο την καταγραφή των δεδομένων των εισόδων και εξόδων προς μελέτη. Στο[2] επιλύεται το αντίστροφο κινηματικό πρόβλημα στο Denso robot VP6242 το οποίο είναι έξι βαθμών ελευθερίας. Σκοπός είναι να βρεθούν οι κατάλληλες γωνίες αρθρώσεων δίνοντας ως είσοδο την επιθυμητή θέση, κατεύθυνση του άκρου εργασίας. Η πρωτοτυπία της παρούσας εργασίας αποτελεί το γεγονός ότι χρησιμοποιείται μια ακόμη είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο η οποία είναι η εκάστοτε τρέχουσα κατάσταση των αρθρώσεων πριν εκτελέσει μία νέα κίνηση, η οποία προσθέτει μια μεγάλη ακρίβεια θέσης. Η ευθεία κινηματική χρησιμοποιήθηκε για τη δημιουργία του συνόλου δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα οι είσοδοι(P, R) σε καρτεσιανές συντεταγμένες και οι εξόδοι φαίνονται παρακάτω:

$$\begin{aligned}
[Q] &= ANN_Proposed_Net(P, R, Q_c), \\
Q &= [q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6], \\
P &= [x, y, z], \\
R &= [R_x, R_y, R_z], \\
Q_c &= [q_{1c}, q_{2c}, q_{3c}, q_{4c}, q_{5c}, q_{6c}]
\end{aligned}$$

Το δίκτυο καταφέρνει να έχει $MSE = 3.3029e^{-8}$. Η καλύτερη απόδοση στο σύνολο επικύρωσης επιτεύχθηκε στην εποχή 68.

Στο[9] μελετάται ένα ρομπότ τριών βαθμών ελευθερίας στον διδιάστατο χώρο. Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από 500 διαφορετικά (x, y) ζεύγη στο χώρο του άκρου εργασίας τα οποία προέκυψαν από την ευθεία κινηματική του ρομπότ. Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται βρίσκεται στην κατηγορία των AutoEncoders οι οποίοι θεωρούνται μη επιβλεπόμενης μάθησης. Η ιδιαιτερότητα αυτών των δικτύων είναι ότι η είσοδος είναι ίδια με την έξοδο. Στόχος είναι μετά την εκπαίδευση το δίκτυο να ανακατασκευάζει τον εαυτό του. Η αρχιτεκτονική που προτείνουν οι ερευνητές είναι η παρακάτω:

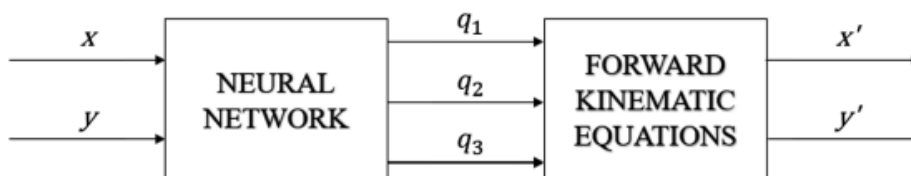


Figure 1: AutoEncoder Neural Network. Πηγή: [9]

Η είσοδος του νευρωνικού δικτύου είναι συντεταγμένες x, y του άκρου εργασίας, η έξοδος που προκύπτει είναι είναι τα q_1, q_2, q_3 τα οποία αυτά εισέρχονται στην ευθεία κινηματική ώστε να παρθούν εκτιμώμενα x', y' . Το δίκτυο δηλαδή προσπαθεί να βρει μόνο του τα εσωτερικά q_1, q_2, q_3 που δεν αποτελούν μέρος της εκπαίδευσης. Χρησιμοποιούνται 2 κρυφά στρώματα με 50 νευρώνες το καθένα και καταφέρνει να έχει $MSE = 1.42e^{-14}$.

Στο[10] μελετάται ο IRIS ρομποτικός βραχίονας τεσσάρων βαθμών ελευθερίας στον τρισδιάστατο χώρο. Ως τεχνική επίλυσης χρησιμοποιείται το ANFIS(Adaptive neuro fuzzy inference system). Είναι ο συνδυασμός των ασαφών συστημάτων και των νευρωνικών δικτύων. Η αρχιτεκτονική αυτή αποτελείται από πέντε στρώματα. Το πρώτο στρώμα αποτελείται από τις εισόδους οι οποίες είναι οι x, y, z συντεταγμένες του άκρου εργασίας, όπου κάθε είσοδος εισάγεται σε μια συνάρτηση συμμετοχής, $\mu_{Ai}(x), \mu_{Bi}(y), \mu_{Ci}(z)$ για να ασαφοποιηθεί με σκοπό να γίνει είσοδος για το δεύτερο στρώμα. Το δεύτερο στρώμα αποτελείται από τους νευρώνες και ως έξοδο ο κάθε νευρώνας δίνει $\omega_i = \mu_{Ai}(x) * \mu_{Bi}(y) * \mu_{Ci}(z)$. Με τη σειρά του το τρίτο στρώμα κανονικοποιεί τα ω_i του προηγούμενου στρώματος ως τον μέσο όρο των $\omega_i = \omega_i / (\omega_1 + \omega_2 + \omega_3)$. Το τέταρτο στρώμα παίρνει τα κανονικοποιημένα ω_i και πολλαπλασιάζονται με την ακόλουθη συνάρτηση: $\omega_i / (\omega_1 + \omega_2 + \omega_3) * (p_i x + q_i y + r_i z + s_i)$ όπου αυτοί οι τρεις υπολογισμοί εισέρχονται στο τελευταίο στρώμα το οποίο είναι υπεύθυνο για την ασαφοποίηση των τιμών. Παρακάτω φαίνεται η

αρχιτεκτονική του δικτύου η οποία πέτυχε πολύ καλά αποτελέσματα σε σχέση με την μέθοδο επίλυσης της αντίστροφης κινηματικής του Robotics Toolbox :

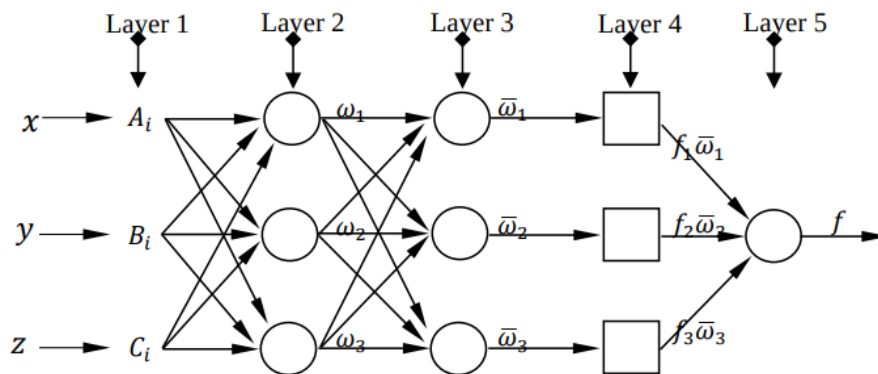


Figure 2: ANFIS. Πηγή: [10]

2 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Κινηματική Franka Emika Panda

Ο Franka Emika Panda βραχίονας είναι ένας ρομποτικός βραχίονας ο οποίος χρησιμοποιείται για έρευνα αλλά και σε βιομηχανικό περιβάλλον. Σε βιομηχανικό περιβάλλον μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορες εφαρμογές ανάλογα με το άκρο εργασίας που διαθέτει.

2.1 Ευθεία Κινηματική

Ένας ρομποτικός βραχίονας αποτελείται από τις αρθρώσεις και τους συνδέσμους. Οι σύνδεσμοι είναι στερεά σώματα τα οποία συνδέονται με τις αρθρώσεις. Υπάρχουν 2 βασικά είδη αρθρώσεων. Οι περιστροφικές και οι πρισματικές. Οι περιστροφικές επιτρέπουν τη περιστροφική κίνηση γύρω από ένα άξονα, οι πρισματικές οι οποίες επιτρέπουν την μεταφορική κίνηση κατά μήκος ενός άξονα και σφαιρικές επιτρέπουν. Στους ρομποτικούς βραχίονες για τη κίνηση των συνδέσμων κάθε άρθρωση αποτελείται από ένα κινητήρα. Ο έλεγχος των κινητήρων μπορεί να είναι έλεγχος θέσης ή ταχύτητας ή επιτάχυνσης. Στην συγκεκριμένη εργασία εκτελείται έλεγχος θέσης. Δεν ζητείται πόσο γρήγορα να περιστραφούν οι αρθρώσεις, παρά μόνο να περιστραφούν στην επιθυμητή γωνία.

Σκοπός της ευθείας κινηματικής είναι να υπολογιστεί ποια είναι η στάση του άκρου εργασίας ως προς το αδρανειακό πλαίσιο της βάσης του βραχίονα ως συνάρτηση των γωνιών των αρθρώσεων.

Κάθε άρθρωση μπορεί να κινηθεί σε ένα συγκεκριμένο εύρος γωνιών. Επειδή ο βραχίονας έχει 7 αρθρώσεις στη συγκεκριμένη περίπτωση έχει και 7 βαθμούς ελευθερίας. Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται για κάθε άρθρωση το αντίστοιχο εύρος σε rad.

Άρθρωση1	[-2.8973 , 2.8973]
Άρθρωση2	[-1.7628 , 1.7628]
Άρθρωση3	[-2.8973 , 2.8973]
Άρθρωση4	[-3.0718 , -0.0698]
Άρθρωση5	[-2.8973 , 2.8973]
Άρθρωση6	[-0.0175 , 3.7525]
Άρθρωση7	[-2.8973 , 2.8973]

Table 1: Εύρος γωνιών

Για τον απλοποίηση της ευθείας κινηματικής ανάλυσης έχουν καθιερωθεί συμβάσεις ως προς τις τοποθετήσεις των αδρανειακών πλαισίων στους συνδέσμους. Δύο είναι οι συμβάσεις που

έχουν καθιερωθεί. Είναι η μέθοδος Denavit-Hartenberg(D-H) και η τροποποιημένη μέθοδος D-H. Στην αυτήν την εργασία χρησιμοποιείται η τροποποιημένη D-H. Αυτή περιγράφεται ως εξής:

Αδρανειακά πλαίσια συντεταγμένων $\{i\}$

Άξονας $Z_i = O$ άξονας της άρθρωσης i είναι ίδιος με τον τον άξονα του πλαισίου z_i

Άρχη του $i = A$ Από τους άξονες i και $i+1$ φέρεται η κοινή τους κάθετος a_i . Στο σημείο τομής της a_i και άξονα i τοποθετείται το πλαίσιο i

Άξονας $x_i = O$ άξονας x_i είναι η κοινή κάθετος a_i του πλαισίου i

Άξονας $y_i = O$ άξονας y_i επιλέγεται να είναι κάθετος στον άξονα x_i αλλά και το σύστημα συντεταγμένων να είναι δεξιόστροφο.

Κινηματικοί Παράμετροι

Μήκος a_i : Είναι η απόσταση της κοινής καθέτου a_i από τον z_i έως τον z_{i+1} κατά τον x_i άξονα.

Γωνία κάμψης α_i : . Στο πλαίσιο i φέρεται παράλληλος προς τον z_{i+1} . Η γωνία η οποία προκύπτει από τη στροφή του z_i άξονα έως τον z_{i+1} ως προς τον x_i άξονα είναι η α_i γωνία κάμψης.

Απόσταση d_i : Στο πλαίσιο i φέρεται κάθετος από τον x_i άξονα έως τον x_{i+1} κατά τον z_i άξονα. Αυτή η απόσταση είναι η d_i

Ο D-H πίνακας και ο Franka Emika Panda βραχίονας φαίνονται παρακάτω:

Άρθρωση	Q_i (rad)	D_i (m)	α_i (rad)	a_i (m)
1	q_1	0.3330	0	0
2	q_2	0	0	$-\pi/2$
3	q_3	0.3160	0	$\pi/2$
4	q_4	0	0.0825	$\pi/2$
5	q_5	0.3840	-0.0825	$-\pi/2$
6	q_6	0	0	$\pi/2$
7	q_7	0.1070	0.0880	$\pi/2$

Table 2: Πίνακας D-H

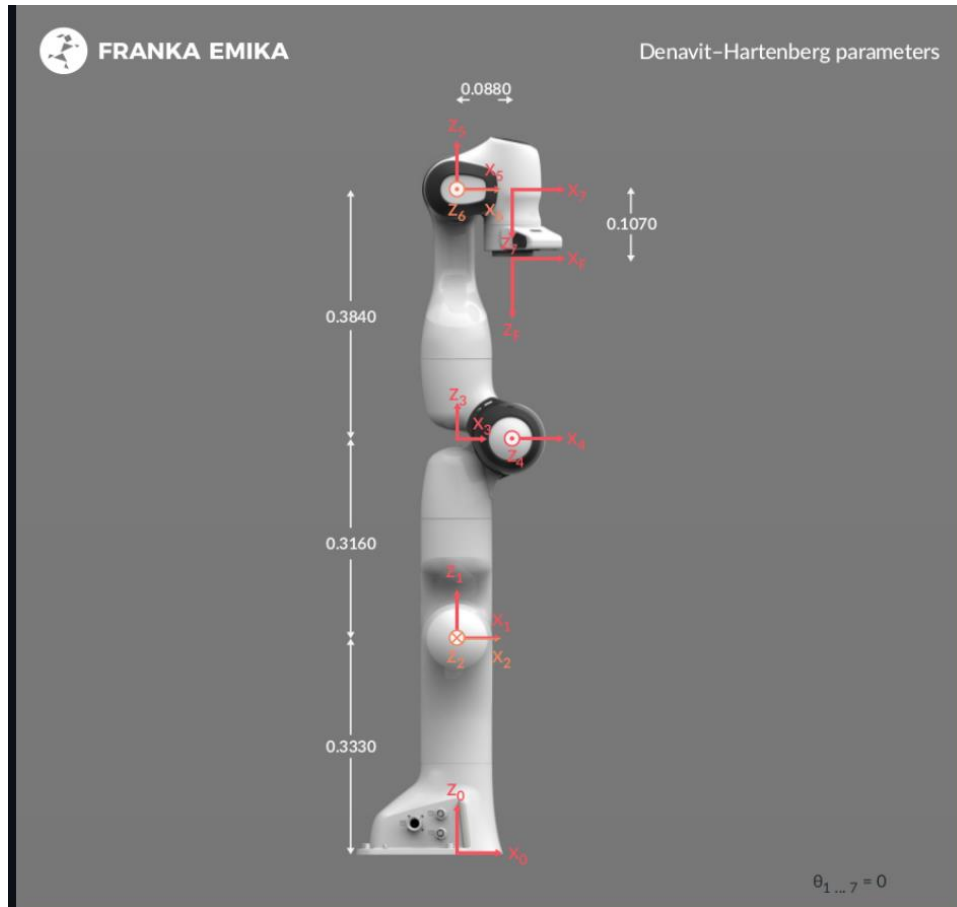


Figure 3: Βραχίονας Franka Emika Panda

Παρακάτω φαίνεται ο ομογενής μετασχηματισμός που συνδέει δύο γειτονικούς συνδέσμους:

$$A_{i \text{ to } i+1} = \begin{pmatrix} c(q_i) & -s(q_i) & 0 & a_i \\ s(q_i)*c(\alpha_i) & c(q_i)*c(\alpha_i) & -s(\alpha_i) & -s(\alpha_i)*d_i \\ s(q_i)*s(\alpha_i) & c(q_i)*s(\alpha_i) & c(\alpha_i) & c(\alpha_i)*d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Για κάθε άρθρωση γίνεται αντικατάσταση των παραμέτρων D-H στον πίνακα μετασχηματισμού A

Ο συνολικός μετασχηματισμός προκύπτει από την αλληλουχία των επιμέρους μετασχηματισμών κάνοντας πολλαπλασιασμό πινάκων. Από κάτω φαίνεται η σχέση που συνδέει την ευθεία κινηματική των D-H παραμέτρων.

$$A_{1 \text{ to } 7} = A_{1 \text{ to } 2} * A_{2 \text{ to } 3} * A_{3 \text{ to } 4} * A_{4 \text{ to } 5} * A_{5 \text{ to } 6} * A_{6 \text{ to } 7}$$

Ο τελικός πίνακας που προκύπτει είναι 4x4. Τα στοιχεία των τριών πρώτων γραμμών και τριών πρώτων στηλών είναι ο πίνακας R που περιγράφει την περιστροφή και ο πίνακας P

περιγράφει τη θέση στον καρτεσιανό χώρο X, Y, Z. Αυτός προκύπτει παίρνοντας τη τέταρτη στήλη και τις τρεις πρώτες γραμμές.

$$A_{1\ to\ 7} = \begin{pmatrix} R & P \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Οι παραπάνω υπολογισμοί είναι χωρίς την αρπάγη του βραχίονα. Στην παραπάνω σχέση προστίθενται και οι παρακάτω υπολογισμοί για να βρεθούν η θέση και ο προσανατολισμός του άκρου εργασίας. Για να γίνει αυτός δημιουργείται ένας πίνακας 4x4 και στη στήλη της θέσης X, Y, Z γίνεται αντικατάσταση του με 0.103m.

Επίσης δημιουργείται ακόμη ένας πίνακας περιστροφής για τον z άξονα και γίνεται αντικατάσταση με την τιμή $-\pi/4$.

$$A_{tool_trans} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0.103 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$A_{tool_rot} = \begin{pmatrix} c(-\pi/4) & -sin(-\pi/4) & 0 & 0 \\ sin(-\pi/4) & c(-\pi/4) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Ο συνολικός ομογενής μετασχηματισμού του εργαλείου προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό αυτών των δύο πινάκων.

$$A_{tool} = A_{tool_trans} * A_{tool_rot}$$

Και εν τέλει ο μετασχηματισμός όλου του βραχίονα με το συγκεκριμένο άκρο εργασίας είναι ο παρακάτω:

$$A_{1 \text{ to tool}} = A_{1 \text{ to 7}} * A_{\text{tool}}$$

3 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Βασικά στοιχεία του ROS και Μηχανική Μάθηση

3.1 Εισαγωγή στο ROS

Κάθε φυσικό σύστημα το οποίο αποτελείται από μηχανικά μέρη, κινητήρες, αλλά παράλληλα το διέπει και μια ευφυία ως προς την αυτονομία στο να εκτελεί κάποιες εργασίες αποτελεί μία ρομποτική εφαρμογή.

Πολλές φορές όμως επειδή τέτοια συστήματα αποτελούν ακριβές κατασκευές, πριν τη κατασκευή τους πρέπει να υπάρχει μια πλατφόρμα εξομοίωσης αυτών σε συνθήκες εργασίας. Όσο πιο κοντά έχει περιγραφεί το μοντέλο στην εξομοίωση στους οι φυσικούς νόμους που διέπουν το σύστημα τόσο καλύτερα αποτελέσματα θα παρθούν. Το ROS[14] αποτελεί μια ανοιχτού κώδικα πλατφόρμα. Αυτό σημαίνει ότι κάθε προγραμματιστής μπορεί να φτιάχνει καινούργια πακέτα σχετικά με τις λειτουργίες του ρομπότ. Αυτό γλιτώνει μεγάλο χρόνο και κόπο από κάποιον τρίτο ώστε να ασχοληθεί και επενδύσει σε κάποια νέα λειτουργία. Το ROS ουσιαστικά είναι μια πλατφόρμα η οποία ελέγχει και μεταδίδει δεδομένα του ρομπότ. Αυτά μπορεί να είναι η λήψη τιμών από αισθητήρια, ο έλεγχος κινητήρων καθώς και οποιαδήποτε άλλη πληροφορία που χρειάζεται ένα ρομπότ για τη λειτουργία του. Επίσης μεγάλο πλεονέκτημα αποτελεί ότι τα πραγματικά υλισμικά μέρη των ρομπότ είναι συμβατά με το ROS κάτω από την ομπρέλα κάποιων βιβλιοθηκών και έτσι πέρα από την εξομοίωση, επιτρέπεται σε πραγματικό χρόνο και ο έλεγχος του στο πραγματικό περιβάλλον. Τέλος επιτρέπεται η ανάπτυξη προγραμμάτων σε διαφορετικές γλώσσες προγραμματισμού και αυτές να επικοινωνούν μεταξύ τους, καθώς επιτρέπει και την εκτέλεση των κόμβων(nodes) από διαφορετική πηγή υπολογιστή. Αυτό προσδίδει μεγάλη διευκόλυνση και προσαρμοστικότητα στον χρήστη.

3.2 Στοιχεία του ROS

3.2.1 Nodes

Το ros αποτελείται από κόμβους(nodes) τα οποία είναι τα εκτελέσιμα προγράμματα ή αλλιώς υπολογιστικές διαδικασίες. Για παράδειγμα ένα node μπορεί να είναι υπεύθυνο για την εισαγωγή πληροφορίας για την κάμερα και ένα άλλο για την επεξεργασία της εικόνας. Κάθε node μπορεί να δέχεται ή να εξάγει πληροφορία. Αυτές οι πληροφορίες περιγράφονται με μια δομή δεδομένων που λέγονται messages. Πίσω από κάθε node που εκτελείται υπάρχει ένα κύριο node που λέγεται Master Node. Αν δεν εκτελεστεί το Master Node, δεν μπορεί να εκτελεστεί τίποτα άλλο. Τέλος υπάρχουν τρεις τύποι επικοινωνιών μεταξύ των nodes. Είναι τα topics, services, action. Ένα τέτοιο παράδειγμα επικοινωνίας μεταξύ των nodes φαίνεται στη παρακάτω εικόνα

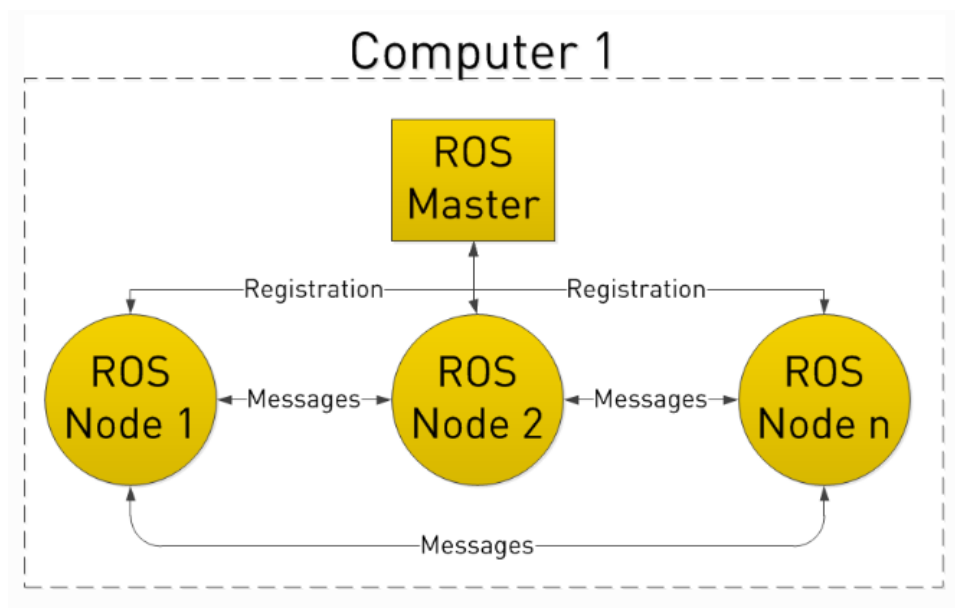


Figure 4: NODES. Πηγή: [13]

3.2.2 Messages

Τα messages ή αλλιώς μηνύματα αποτελούν τη δομή δεδομένων για τον τρόπο μετάδοσης πληροφορίας μεταξύ των Nodes. Η δομή δεδομένων των messages διαφέρει για κάθε τρόπο επικοινωνίας. Δηλαδή υπάρχει διαφορετικός τρόπος δήλωσης αν είναι Topics, Services ή Actions.

Για τα topics τα messages δηλώνονται ως εξής:

```

ΤύποςΜεταβλητής1 ΌνομαΜεταβλητής1
ΤύποςΜεταβλητής2 ΌνομαΜεταβλητής2
ΤύποςΜεταβλητής3 ΌνομαΜεταβλητής3
    
```

Για τα Actions δηλώνονται ως εξής:

```

#Request
ΤύποςΜεταβλητής1 ΌνομαΜεταβλητής1
ΤύποςΜεταβλητής2 ΌνομαΜεταβλητής2
---
#Response
ΤύποςΜεταβλητής3 ΌνομαΜεταβλητής3
ΤύποςΜεταβλητής4 ΌνομαΜεταβλητής4
Και για τα services δηλώνονται ως:
    
```

```

#Goal
ΤύποςΜεταβλητής1 ΌνομαΜεταβλητής1
--- #Result
    
```

ΤύποςΜεταβλητής3 ΌνομαΜεταβλητής3

--- #Feedback

ΤύποςΜεταβλητής5 ΌνομαΜεταβλητής5

3.2.3 Topics

Όταν χρησιμοποιείται ο τρόπος επικοινωνίας topics τα nodes επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω των subscribers και publishers. Όταν ένα node κάνει εγγραφή(subscribe) από ένα άλλο node αντλεί τα δεδομένα που στέλνονται ως έξοδος με τη μορφή messages με τη μορφή εισόδου. Αντίστοιχα ένα node όταν κάνει publish(δημοσίευση) μπορεί να στείλει την έξοδο του σε ένα άλλο node. Σε ένα topic μπορούν να υπάρχουν πολλές εγγραφές ή δημοσιεύσεις. Για παράδειγμα σε ένα ρομποτικό βραχίονα οι τιμές των αισθητηρίων δημοσιεύονται με τη μορφή topics. Γενικά χρησιμοποιούνται για τη συνεχή μετάδοση δεδομένων.

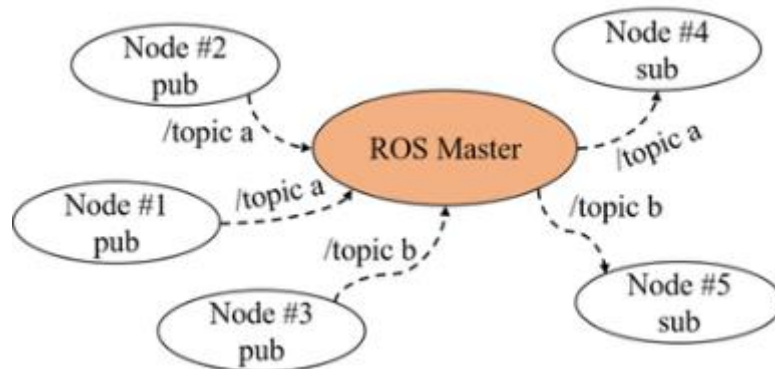


Figure 5 TOPICS. Πηγή:[17]

3.2.4 Services

Οι διαδικασίες(services) χρησιμοποιούνται ως μικρά εκτελέσιμα προγράμματα. Εκτελούν μία διαδικασία που καλείται και μετά το κυρίως πρόγραμμα συνεχίζει τη λειτουργία του. Μία διαδικασία αποτελείται από το service client, και το service server. Ο service client καλεί μια διαδικασία, στέλνεται ένα message τύπου service στο service server και ο service client περιμένει να πάρει ένα response πίσω ως απάντηση από το service server. Δεν χρησιμοποιούνται για τη συνεχή μετάδοση δεδομένων σαν τα topics και επίσης δεν λαμβάνεται πληροφορία για την εκτέλεση του service.

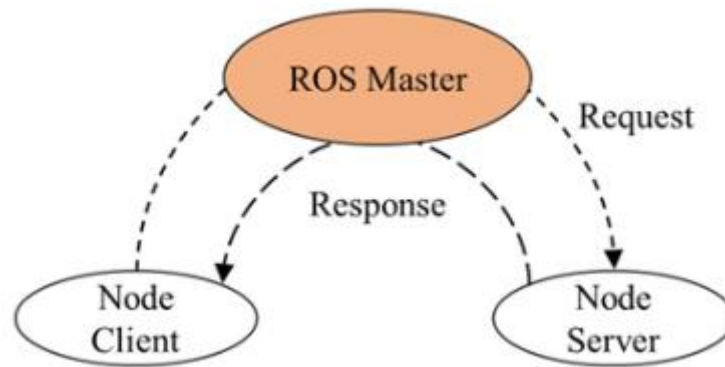


Figure 6: SERVICES. Πηγή:[17]

3.2.5 Actions

Τα actions συγκριτικά με τις διαδικασίες ο action client στέλνει αίτημα στον action server και καθ' όλη τη διαδικασία λαμβάνεται υπάρχει ανατροφοδότηση σχετικά με το αίτημα που έχει σταλεί. Επίσης χρησιμεύει όταν ζητούνται μεγάλης διάρκειας αιτήματα, καθώς επίσης υπάρχει και η επιλογή να ακυρωθούν αυτά τα αίτημα κατά τη διάρκεια της διαδικασίας προτού ολοκληρωθεί. Αυτό σε σχέση με ένα service αποτελεί μεγάλο πλεονέκτημα. Στο service αν δεν ολοκληρωθεί η διαδικασία που εκτελείται δεν υπάρχει η επιλογή να σταματήσει. Επίσης σε μια διαδικασία η πορεία του αιτήματος δεν λαμβάνεται έως όταν τελειώσει η διαδικασία.

Για παράδειγμα ένα action για ένα αυτόνομο όχημα μπορεί να είναι η παύση του όταν η κάμερα εντοπίσει κόκκινο φανάρι. Αποτελείται από τον action client και το action server.

Στην εργασία αυτή για τον σχεδιασμό τροχιάς έχει χρησιμοποιηθεί το πρωτόκολλο actions. Ορίζεται μια συγκεκριμένη τροχιά από waypoints από συγκεκριμένες κινήσεις. Όταν ολοκληρωθεί το ένα waypoint μετά εκτελείται το επόμενο κλπ. Μέχρι να τελειώσουν όλα τα σημεία.

Παρακάτω φαίνεται η αρχιτεκτονική ενός action.

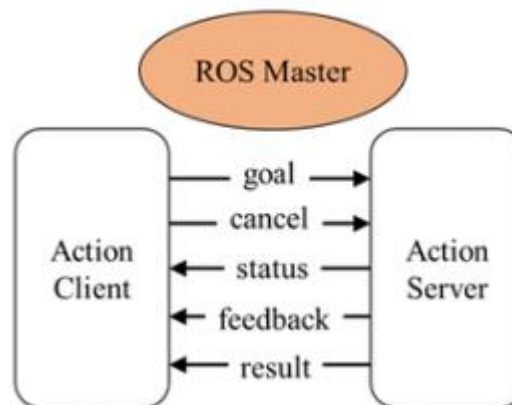


Figure 7: ACTIONS. Πηγή:[17]

3.2.6 Gazebo

Το Gazebo αποτελεί τον εξομοιωτή του ROS. Αναπαριστά ρομπότ στο χώρο και παρέχει πολύ χρήσιμες πληροφορίες ως προς τις φυσικές του παραμέτρους. Αδρανειακά πλαίσια αναφοράς, ταχύτητα, μετατόπιση, γωνίες στρέψης κλπ.

Στη συγκεκριμένη εργασία έγινε χρήση το πακέτο του βραχίονα Franka Emika Panda σχεδιασμένο για το ROS. Στο περιβάλλον εξομοίωσης έχει τοποθετηθεί επίσης και ένα τραπέζι καθώς και ένας κύβος για το πείραμα της αντίστροφης κινηματικής.

Παρακάτω φαίνεται το περιβάλλον στην εξομοίωση:

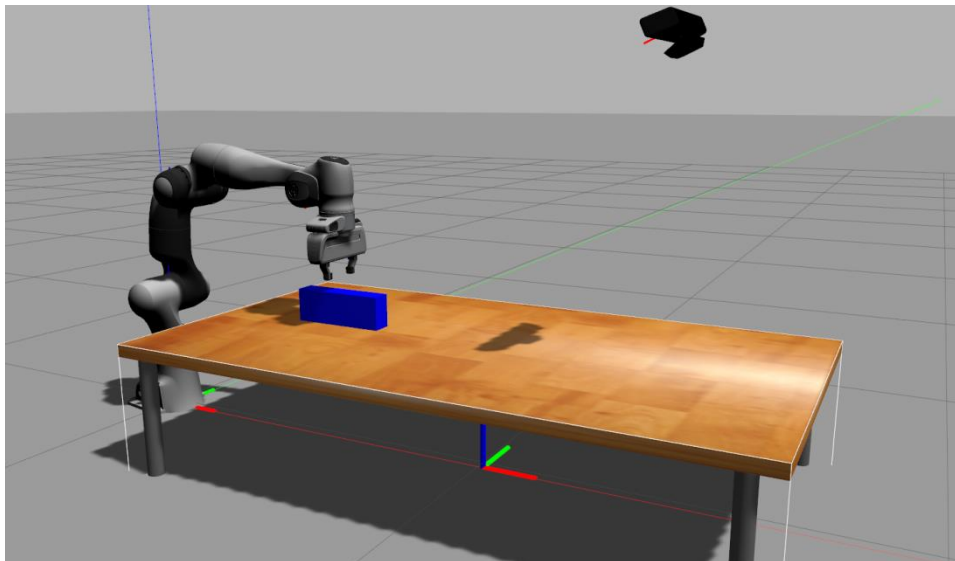


Figure 8: Περιβάλλον εξομοίωσης στο Gazebo

3.2.7 Αρχιτεκτονική Σχεδιασμού στο ROS

Το πακέτο με το μοντέλο του βραχίονα που παρέχεται περιέχει περίπλοκη αρχιτεκτονική για να επέμβει κάποιος και να κάνει αλλαγές. Για αυτό το λόγο γίνεται αλλαγή στον τύπο ελεγκτή και εφαρμόζεται ένας πιο απλός για την διευκόλυνση της παρούσας διπλωματικής. Ο συγκεκριμένος που εξυπηρετεί αυτές τις ανάγκες για την εκτέλεση τροχιάς και έλεγχο θέσης της στρέψης των ενεργοποιητών είναι ο Position Trajectory Controller. Ο συγκεκριμένος ελεγκτής είναι ένας τύπος ελεγκτή από την ομάδα των ros controllers.

Το Gazebo παρέχει πληροφορίες για τις θέσεις και τις στρέψεις των πλαισίων των αντικειμένων. Παρακάτω φαίνεται η ροή πληροφορίας στο ROS. Το action topics περιλαμβάνει την επιθυμητή τροχιά του βραχίονα η οποία αποτελείται από τις επιμέρους εξόδους του δικτύου ανάλογα με τις επιθυμητές στάσεις του άκρου εργασίας. Αυτή στέλνεται στις καταστάσεις των πλαισίων του βραχίονα(gazebo/link_states).

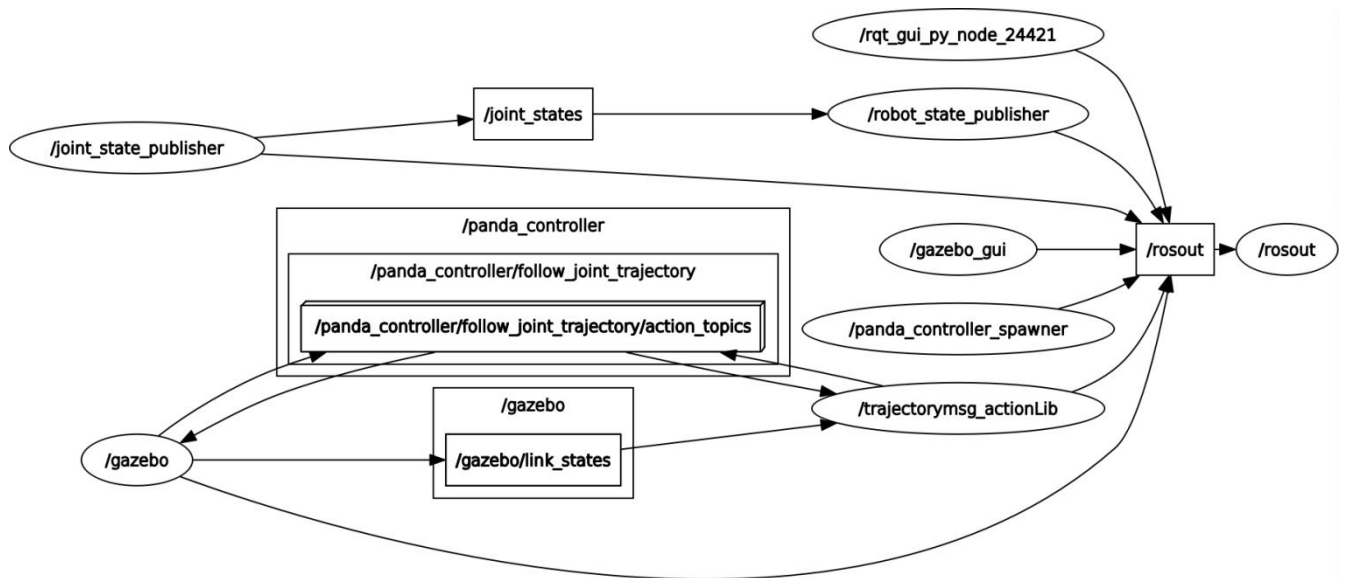


Figure 9: Ροή πληροφορίας στο ros

Αρχικά δημιουργείται ένα node το οποίο αντλεί τη στάση του κύβου. Επειδή το ROS δίνει τη πληροφορία αυτή σε quaternions ενώ το Gazebo τη δίνει σε Euler angles(roll, pitch, yaw) γίνεται μετατροπή από quaternions σε Euler γωνίες. Ο κόκκινος άξονας που φαίνεται είναι ο x, ο πράσινος ο y τέλος ο μπλε είναι ο z. Για να μπορέσει το αντικείμενο να χωρέσει στις διάστασης της αρπάγης πρέπει οι άξονες y των πλαισίων των ακροδαχτύλων να είναι παράλληλοι με τον y άξονα του αντικειμένου. Για τον υπολογισμό αυτών των μετασχηματισμών γίνεται χρήση των μεθόδων SE3, SE3.OA της βιβλιοθήκης spatial maths[12]. Αυτές οι δυο μέθοδοι χρησιμοποιούνται με τον εξής τρόπο:

$$SE3(X,Y,Z)*SE3.OA([X,Y,0],[0,0,-1])$$

Στο SE3 εισάγεται η επιθυμητή θέση(x,y,z) που ζητείται, στο δεύτερο μέρος(0,0,-1) του SE3.OA, το διάνυσμα αυτό(A=-Z) δηλώνει ότι το άκρο εργασίας πρέπει να είναι αρνητικό και κάθετο προς το πλαίσιο αναφοράς(βάση του ρομπότ).

Το πρώτο μέρος του SE3.OA, τα x, y ισούνται με:

$$x = \cos(\theta)$$

$$y = \sin(\theta)$$

Για να ισχύουν τα παραπάνω πρέπει $\theta =$ γωνία yaw αντικειμένου - 1.57

Όταν για παράδειγμα το yaw αντικειμένου είναι μηδέν rad τότε

$$x = \cos(-1.57) = 0 \text{ και}$$

$$y = \sin(-1.57) = -1$$

Το τελικό αποτέλεσμα προσανατολισμού και θέσης του άκρου εργασίας του παραπάνω παραδείγματος φαίνεται παρακάτω:

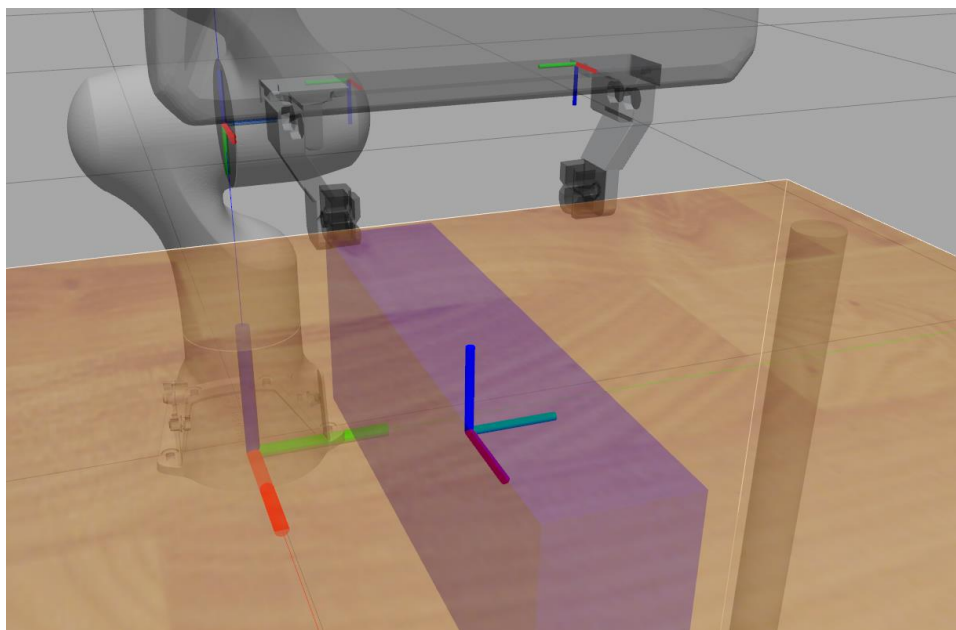


Figure 10: Προσανατολισμός ακροδαχτύλων και κουτιού

Έτσι με αυτόν το τρόπο δημιουργείται ο επιθυμητός προσανατολισμός του άκρου εργασίας, που αυτός με τη σειρά του περνάει στην είσοδο του νευρωνικού δικτύου, ώστε να βγάλει την γωνίες των αρθρώσεων. Στις γωνίες των αρθρώσεων προσθέτονται επίσης και τα πλαίσια των δαχτύλων της δαγκάνας. Αυτά θεωρούνται ως δύο διαφορετικοί μηχανισμοί με διαφορετικά αδρανειακά πλαίσια και ρυθμίζεται η θέση τους (εκτός της πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου) ανάλογα με τις διαστάσεις του αντικειμένου.

3.3 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση σε σύγκριση με τα παραδοσιακά μοντέλα υπολογισμών για να χρησιμοποιηθεί χρειάζεται δεδομένα. Κάθε σύστημα έχει δεδομένα εισόδου και εξόδου. Έτσι η μηχανική μάθηση προσπαθεί να βρει τα μοτίβα ή αλλιώς τις μαθηματικές απεικονίσεις που συνδέουν την είσοδο και έξοδο των δεδομένων. Ανήκει σε έναν υποκλάδο της τεχνητής νοημοσύνης και της πληροφορικής ο οποίος εμπεριέχει όλα τα μαθηματικά μοντέλα εκπαίδευσης τα οποία εκπαιδεύονται με σκοπό την επίλυση κάποιου προβλήματος, είτε παλλινδρόμησης είτε ταξινόμησης. Υπάρχουν τρεις τύποι μάθησης. Η μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) στην οποία είναι γνωστοί οι εισοδοι και έξοδοι, η μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) στην οποία δεν είναι γνωστά τα ζευγάρια εισόδων εξόδων και η μάθηση με ενίσχυση (reinforcement learning) στην οποία το σύστημα εκπαιδεύεται με ένα σύστημα δράσεων και τιμωριών αν η δράση έχει θετικό ή αρνητικό αποτέλεσμα. Όταν οι δράσεις είναι σωστές, τότε σταματάει και η εκπαίδευση.

3.3.1 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα σε σύγκριση με άλλες μεθόδους μάθησης είναι ότι μπορούν να βρουν πολύ πιο δύσκολα μαθηματικά μοτίβα μέσα στα δεδομένα. Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται

ουσιαστικά από τους νευρώνες οι οποίοι περιγράφονται από τις συναρτήσεις ενεργοποίησης και τις συνάψεις οι οποίες περιγράφονται από τα συναπτικά βάρη. Οι όροι αυτοί προκύπτουν από τον παραλληλισμό με ανθρώπινο εγκέφαλο. Τα βάρη του δικτύου εκπαιδεύονται και μετά το συνολικό δίκτυο είναι ικανό να εκτελέσει διάφορες προβλέψεις.

Μία πρόβλεψη μπορεί να είναι για παράδειγμα η εκτίμηση της τιμής ενός διαμερίσματος ανάλογα με τη περιοχή που βρίσκονται άλλα διαμερίσματα είτε να αναγνωρίσει αν ένα μήνυμα ηλεκτρονικής αλληλογραφίας είναι spam ή όχι. Το πρώτο παράδειγμα αναφέρεται σε κατηγορία προβλήματος παλινδρόμησης και η δεύτερη σε πρόβλημα ταξινόμησης. Σαν βασική μαθηματική διαδικασία όμως δεν διαφέρουν από την γραμμική (linear regression) ή την λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression), αν αναπαρασταθούν με έναν γραφικό τρόπο και προστεθούν παραπάνω νευρώνες επεξεργασίας και συναρτήσεις που προσφέρουν τη μη γραμμικότητα στα δεδομένα.

Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από στρώματα. Το πρώτο στρώμα είναι το στρώμα εισόδου όπου εισάγονται τα δεδομένα εισόδων, το επόμενο είναι το κρυφό σώμα όπου βρίσκονται εσωτερικά στρώματα που αποτελούνται από νευρώνες και τέλος το στρώμα εξόδου. Η είσοδος σε κάθε νευρώνα είναι το άθροισμα των προηγούμενων νευρώνων πολλαπλασιασμένοι με τα βάρη. Η έξοδος κάθε νευρώνα είναι η πληροφορία που εισάχθηκε σε αυτόν μέσα από τις συναρτήσεις ενεργοποιήσεων. Οι πιο γνωστές συναρτήσεις ενεργοποιήσεων είναι η βηματική, η σιγμοειδής, η υπερβολική εφαπτομένη, η συνάρτηση κατωφλίου, η συνάρτηση ράμπας και η γραμμική.

Το πιο απλό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα νευρώνα στον οποίο εισάγονται οι τιμές των εισόδων. Η έξοδος του νευρώνα του Perceptron [16] είναι $y = f(w_1x_1 + b + w_2x_2 + b + \dots + w_nx_n + b)$. Η συνάρτηση $f(\cdot)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης. Οι παράγοντες w που είναι τα βάρη και το b που είναι το bias είναι εκπαιδύσιμοι. Οι εκπαίδευση του δικτύου αποσκοπεί στην ελαχιστοποίηση της της συνάρτησης κόστους. Αυτή η συνάρτηση κόστους περιγράφει πόσο μακριά είναι η έξοδος του δικτύου (τιμές πρόβλεψης) σε σχέση με τα δεδομένα που εκπαιδεύτηκε. Ένα απλό παράδειγμα κατανόησης περιγράφεται παρακάτω:

Έστω ότι υπάρχει ένα σύνολο δεδομένων τα οποία υπακούν στη σχέση

$$y=2x+1$$

Αρχικά ορίζεται μια εξίσωση της μορφής $y=wx+b$. Αυτή αποτελεί την υποθετική εξίσωση η οποία μετά την εκπαίδευση πρέπει να έχει τιμές $w=2$, $b=1$. Αν για παράδειγμα η y μετά την εκπαίδευση είναι $y=1x+1$ και γίνει μια πρόβλεψη, για $x=1$, τότε $y=2$, ενώ θα έπρεπε $y=2*1+1=3$. Το σφάλμα σε αυτή τη περίπτωση είναι $y_{\text{hat}}-y_{\text{target}} = 3-2=1$. Στόχος είναι το σφάλμα να βρίσκεται όσο πιο κοντά στο 0, που αυτό σημαίνει ότι το δίκτυο θα έχει βρει τις σωστές παραμέτρους, δηλαδή $w=2$, $b=1$. Η εύρεση αυτών των παραμέτρων λέγεται εκπαίδευση του δικτύου. Ο πιο γνωστός τρόπος εκπαίδευσης είναι ο Backpropagation.

Παρακάτω απεικονίζεται το μοντέλο Perceptron καθώς και ένα δίκτυο με πολλούς νευρώνες και στρώματα το οποίο κατατάσσεται στη κατηγορία των Βαθιών νευρωνικών δικτύων.

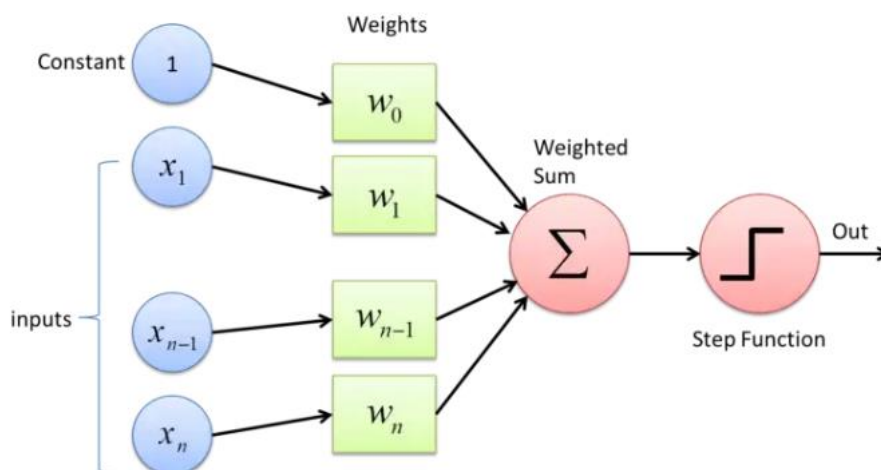


Figure 11 Μοντέλο Perceptron. Πηγή: [3]

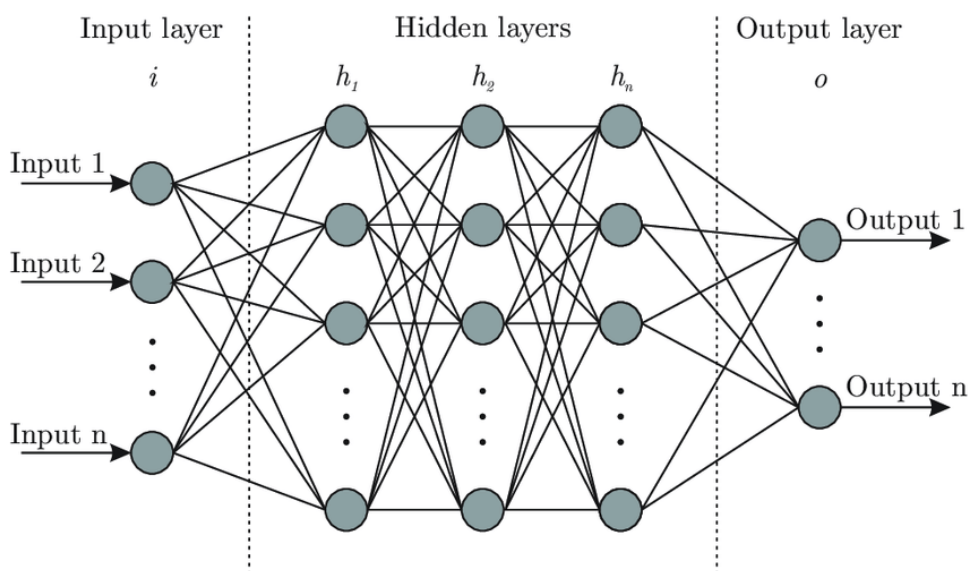


Figure 12: Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο. Πηγή: [5]

Επίσης ακόμη ένα παράδειγμα είναι το παρακάτω:

Χρησιμοποιώντας το online πρόγραμμα desmos [6] χωρίς να γίνει χρήση νευρωνικών δικτύων, έγινε η προσπάθεια να προσεγγιστεί το θετικό μέρος της συνάρτησης $f(x)=x^2$ ως το γραμμικό άθροισμα τριών συναρτήσεων τύπου ράμπας.

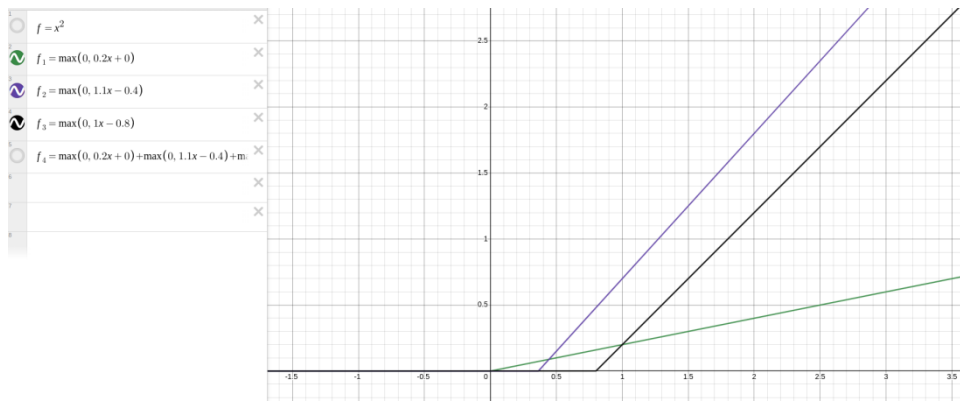


Figure 13: Συναρτήσεις Ράμπας

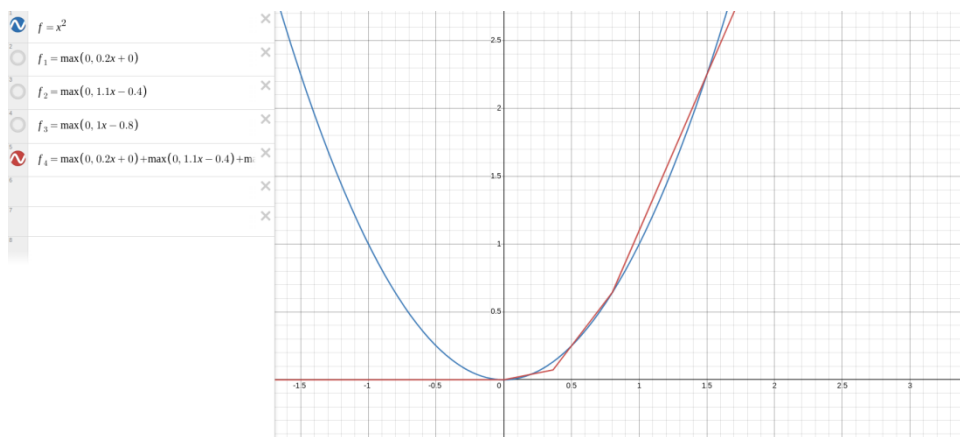


Figure 14: Προσέγγιση Συνάρτησης

Αυτό αποτελεί ένα δίκτυο με είσοδο x , και την πρόσθεση τριών συναρτήσεων ράμπας1, ράμπας2, ράμπας3. Αυτές οι 3 συναρτήσεις αποτελούν και το νευρωνικό δίκτυο αφού έχει ‘εκπαιδευτεί’. Από κάτω φαίνεται και γραφικά το δίκτυο.

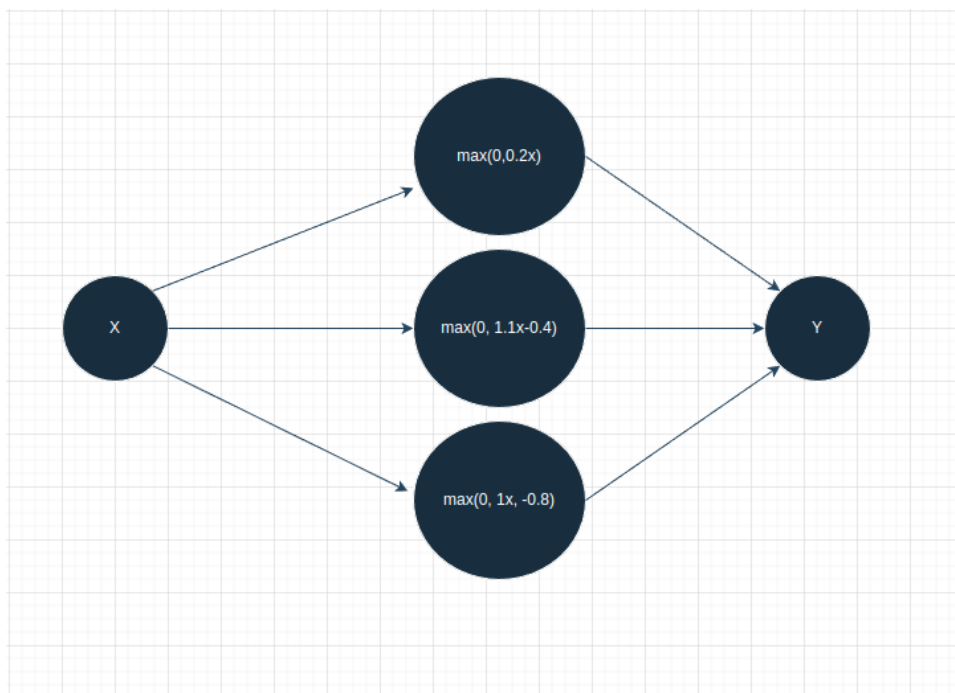


Figure 15: Νευρωνικό Δίκτυο Προσέγγισης Συνάρτησης

4 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Παραγωγή δεδομένων

Κάθε νευρωνικό δίκτυο επιβλεπόμενης μάθησης για να εκπαιδευτεί στηρίζεται σε δεδομένα. Τα δεδομένα εκπαίδευσης μπορούν να προκύψουν από την καταγραφή των εισόδων και εξόδων ενός συστήματος.

4.1 Είσοδοι - Έξοδοι Νευρωνικού δικτύου

Στην αντίστροφη κινηματική στόχος αποτελεί η εύρεση της γωνίας της κάθε άρθρωσης εισάγοντας επιθυμητό προσανατολισμό και θέση του άκρου εργασίας. Για να εκτελέσει ένα νευρωνικό δίκτυο αυτόν τον υπολογισμό πρέπει να δημιουργηθεί ένα σύνολο δεδομένων το οποίο να αποτελείται από τις γωνίες των αρθρώσεων και τις αντίστοιχες θέσεις στο χώρο του άκρου εργασίας. Για παράδειγμα, αν οι γωνίες των αρθρώσεων του βραχίονα είναι $J_1, J_2, J_3, J_4, J_5, J_6, J_7$ τότε η έξοδος αυτών είναι ένας πίνακας R 3×3 για τον προσανατολισμό του άκρου εργασίας και ένας πίνακας P 1×3 για τη θέση του στο χώρο. Επίσης υπάρχει η περίπτωση για διαφορετικές γωνίες J , έστω $J_1', J_2', J_3', J_4', J_5', J_6', J_7'$ να υπάρξει ο ίδιος πίνακας R, P που προαναφέρθηκαν πιο πάνω με γωνίες $J_1, J_2, J_3, J_4, J_5, J_6, J_7$.

Για τη δημιουργία του συνόλου δεδομένων για τα ζευγάρια γωνιών - θέση άκρου εργασίας στο χώρο, χρησιμοποιείται η ευθεία κινηματική. Αρχικά, για να γίνει το πρόβλημα πιο διαχειρίσιμο και να μην υπάρξουν προβλήματα με τις ίδιες θέσεις που μπορεί να φτάσει το άκρο εργασίας με διαφορετικό συνδυασμό γωνιών αρθρώσεων, το σύνολο δεδομένων περιορίζεται και δημιουργείται με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι αντιπροσωπευτικό του χώρου εργασίας που ζητείται για την εφαρμογή pick and place, και όχι όλου του χώρου εργασίας του

ρομπότ. Αυτό γίνεται αν περιοριστούν οι γωνίες των αρθρώσεων και χρησιμοποιηθούν κατώτατα και ανώτερα όρια γωνιών που είναι απαραίτητα για την εφαρμογή.

Πιο συγκεκριμένα, τα αρχικά όρια των γωνιών της κάθε άρθρωσης, καθώς και τα τροποποιημένα για τη παραγωγή του συνόλου δεδομένων φαίνονται παρακάτω:

Γωνίες	$\Theta 1^\circ$	$\Theta 2^\circ$	$\Theta 3^\circ$	$\Theta 4^\circ$	$\Theta 5^\circ$	$\Theta 6^\circ$	$\Theta 7^\circ$
$\Theta \max$	157.20	102.19	166.19	-8.69	160.80	258.79	172.79
$\Theta \min$	-157.20	-102.19	-166.19	-174.29	-160.80	31.19	-172.79

Table 3: Αρχικό Εύρος γωνιών

Γωνίες	$\Theta 1^\circ$	$\Theta 2^\circ$	$\Theta 3^\circ$	$\Theta 4^\circ$	$\Theta 5^\circ$	$\Theta 6^\circ$	$\Theta 7^\circ$
$\Theta \max$	15	57	20	-60	0	150	166
$\Theta \min$	-15	0	-20	-115	0	50	-166

Table 4: Εύρος γωνιών μετά από περιορισμούς

4.2 Δημιουργία συνόλου δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων παράγεται με τυχαίο τρόπο. Από τον πίνακα χ για κάθε θ_i επιλέγεται τυχαία μια ακέραια τιμή μεταξύ $\Theta \max$ και $\Theta \min$. Αυτό επαναλαμβάνεται τόσες φορές όσες είναι ο επιθυμητός αριθμός δειγμάτων του συνόλου δεδομένων. Στη συγκεκριμένη εργασία αυτός ο αριθμός λαμβάνεται να είναι 20000, δηλαδή αριθμός δειγμάτων = 20000. Έτσι δημιουργείται ο πίνακας των γωνιών Joints, ο οποίος είναι ένας πίνακας 20000×7 και αποτελεί την έξοδο του νευρωνικού δικτύου.

Η στάση του βραχίονα, δηλαδή, η θέση και ο προσανατολισμός του άκρου εργασίας, όπως προαναφέρθηκε δημιουργείται από την ευθεία κινηματική. Άρα η είσοδος για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι η έξοδος της ευθείας κινηματικής, αν εφαρμοστεί ως είσοδος ο παραπάνω πίνακας διάστασης 20000×7 . Έπειτα για κάθε ένα δείγμα που λαμβάνεται από τον πίνακα Joints, γίνεται είσοδος στην ευθεία κινηματική εξίσωση, και λαμβάνεται ένας πίνακας Pose 4×4 . Από αυτόν τον πίνακα δημιουργείται ένας πίνακας $R \ 1 \times 9$, ο οποίος περιέχει τα στοιχεία του πίνακα κατεύθυνσης και ένας πίνακας $P \ 1 \times 3$, ο οποίος περιέχει τα στοιχεία της θέσης του άκρου εργασίας.

Τέλος, για να χρησιμοποιηθούν οι παραπάνω πίνακες για την εκπαίδευση του δικτύου πρέπει να συνενωθούν σε ένα πίνακα Pose 1×12 . Έτσι ο τελικός πίνακας για όλα τα δείγματα είναι ο Pose 20000×12 του οποίου οι πρώτες εννιά στήλες είναι ο πίνακας κατεύθυνσης και οι υπόλοιπες τρεις είναι ο πίνακας θέσης.

4.2.1 Αναπαράσταση της θέσης του άκρου εργασίας

Σε αυτήν την ενότητα φαίνεται ο πίνακας θέσης, P , διαστάσεων 20000×3 , ο οποίος περιέχει 20000 τιμές από ζεύγη x, y, z , που καταγράφηκαν από τη δημιουργία του συνόλου δεδομένων.

Η θέση του άκρου εργασίας, δηλαδή κάθε ζεύγος x,y,z μπορεί να επιτευχθεί με διάφορες τιμές κατεύθυνσεων του άκρου εργασίας στο χώρο.

Η περιοχή όπου το άκρο εργασίας μπορεί να έχει όλες τις τιμές προσανατολισμού για κάθε θέση, ονομάζεται χώρος εργασίας μέγιστης επιδεξιότητας και η περιοχή όπου το άκρο εργασίας μπορεί να έχει τουλάχιστον μία τιμή προσανατολισμού, ονομάζεται προσβάσιμος χώρος.

Στα παρακάτω γραφήματα φαίνεται η περιοχή στην οποία έχει πρόσβαση το άκρο εργασίας, δηλαδή τα x,y,z που καταγράφηκαν από τη δημιουργία του συνόλου δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, αυτή είναι η περιοχή θέσεων, που αποτελεί προσεγγιστικά και τον χώρο εργασίας του βραχίονα, της εφαρμογής που θα ακολουθήσει. Λόγω του ότι, στην εφαρμογή το πλαίσιο του άκρου εργασίας ζητείται να είναι κάθετο και αντίθετης φοράς προς τη βάση του ρομπότ, δεν γίνεται για όλα τα x,y με σταθερό z (συντεταγμένες του κουτιού) να επιτευχθεί αυτό. Για παράδειγμα αν στον βραχίονα ζητείται να πιάσει το αντικείμενο που είναι αρκετά απομακρυσμένο από αυτόν, αλλά είναι στο χώρο εργασίας του, τότε δεν θα μπορέσει να το πιάσει κάθετα προς άξονα z του αντικειμένου, παρά μόνο αν τεθεί το άκρο εργασίας υπό κλίση. Τέλος, επειδή η αναπαράσταση των x,y,z είναι τρισδιάστατη, παρακάτω φαίνονται οι 3 διαφορετικές όψεις της.

Στο πρώτο γράφημα φαίνονται οι $x-y$ άξονες, στο δεύτερο οι $x-z$ και στο τρίτο οι $y-z$.

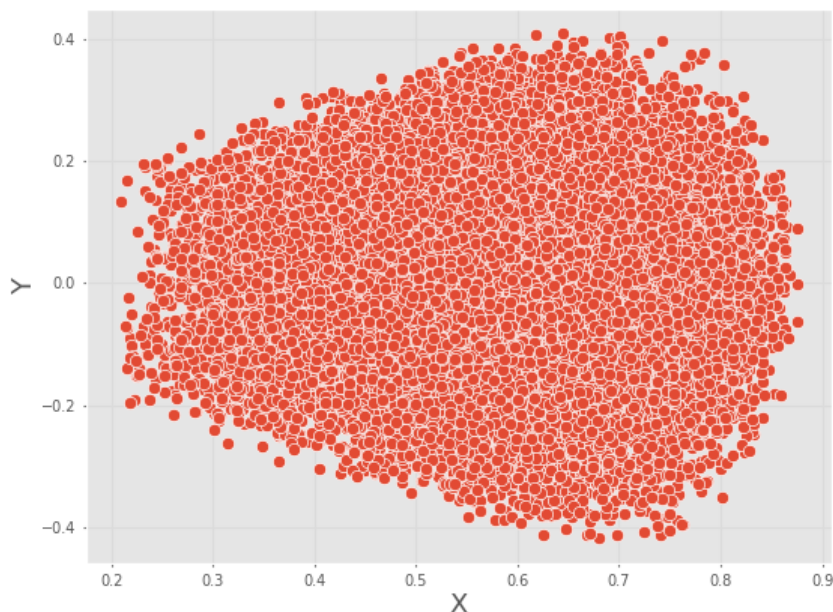


Figure 16: Αναπαράσταση σημείο στο επίπεδο X-Y

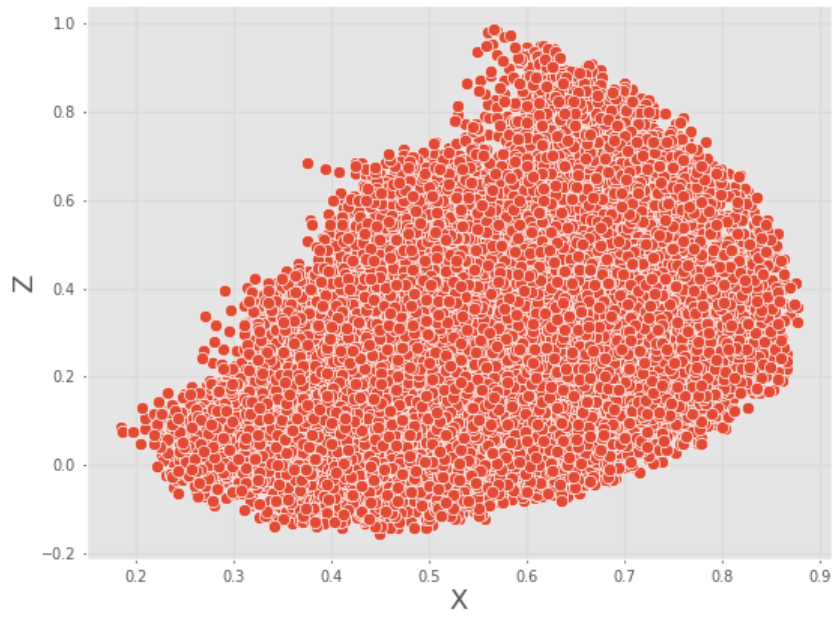


Figure 17: Αναπαράσταση σημείων στο επίπεδο X-Z

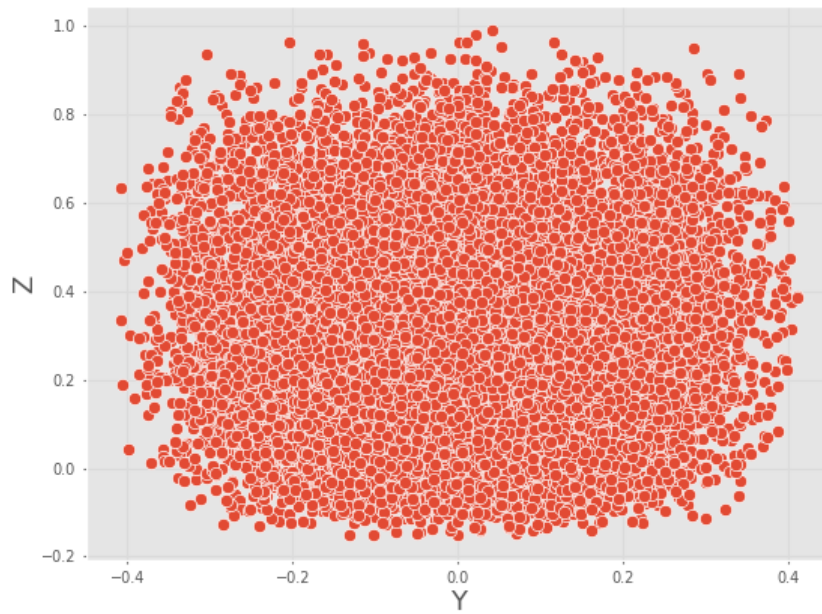


Figure 18: Αναπαράσταση σημείων στο επίπεδο Y-Z

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου και πειραματική εύρεση υπερπαραμέτρων

Στο εν λόγω κεφάλαιο περιγράφεται η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται για την αντίστροφη κινηματική του βραχίονα.

4.3 Περιγραφή μοντέλου

Το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται είναι ένα MLP (Multilayer-Layer Perceptron). Αποτελείται από 12 εισόδους και από 7 εξόδους. Οι εισοδοί είναι ο επιθυμητός πίνακας περιστροφής και ο επιθυμητός πίνακας θέσης του άκρου εργασίας, και οι εξοδοί είναι οι γωνίες των 7 αρθρώσεων μετρούμενες σε rad. Το σφάλμα δηλαδή, υπολογίζεται, μεταξύ των γωνιών από τις προβλέψεις του δικτύου και τις πραγματικές γωνίες του συνόλου δεδομένων. Η υλοποίηση ενός MLP είναι σχετικά απλή και ξεκάθαρη διαδικασία. Αυτό σε συνδιασμό με το περιβάλλον εξομοίωσης που θα αξιολογηθεί το μοντέλο, αποτελεί μία πολύ καλή αρχή για πειραματισμό στη λύση της αντίστροφης κινηματικής μέσω νευρωνικών δικτύων. Επίσης για την συγκεκριμένη εργασία πολύ μεγάλο ρόλο διαδραματίζει το σύνολο δεδομένων της εκπαίδευσης. Αν το σύνολο δεδομένων είναι σωστά διαμορφωμένο στις απαιτήσεις της εφαρμογής, τότε οι προβλέψεις που λαμβάνονται από το MLP δίκτυο είναι αρκετά ακριβείς και αξιόπιστες και δεν χρειάζεται η ανάγκη άλλου δικτύου. Βέβαια, ένα από τα μειονεκτήματα αυτής της αρχιτεκτονικής είναι ότι η συνάρτηση κόστους δεν προσπαθεί να βελτιστοποιήσει τη μικρότερη απόσταση και γωνιακή διαφορά μεταξύ της επιθυμητής και πραγματικής στάσης του άκρου εργασίας αλλά αυτή η διαδικασία γίνεται έμμεσα μέσω των γωνιών των αρθρώσεων. Επίσης ένα άλλο πρόβλημα είναι η ύπαρξη των πολλαπλών λύσεων στη λύση του αντίστροφου κινηματικού προβλήματος που είναι κοινό πρόβλημα σε οποιαδήποτε αρχιτεκτονική. Ένα τέτοιο παράδειγμα φαίνεται παρακάτω.

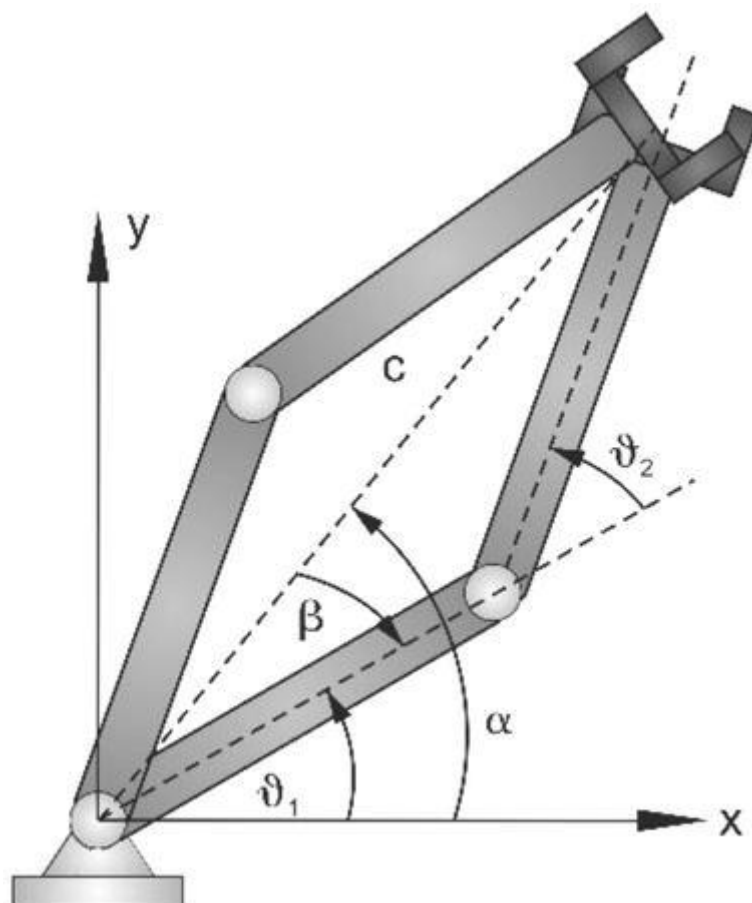


Figure 19: Απεικόνιση βραχίονα με πολλαπλές λύσεις. Πηγή: [15]

Η θέση του άκρου εργασίας μπορεί να προσεγγιστεί με δύο πιθανούς τρόπους στο νευρωνικό δίκτυο. Τέτοια συνάρτηση είναι της μορφής $f(\text{position}) = \text{joints}$. Γενικότερα γίνεται να υπάρξει μία θέση για διαφορετικές τιμές joints. Ένα νευρωνικό δίκτυο δεν μπορεί να προσεγγίσει τέτοιου είδους απεικονίσεις. Για αυτό το λόγο, το σύνολο δεδομένων δημιουργείται με τέτοιο τρόπο ώστε να μην γίνεται οι αρθρώσεις να λαμβάνουν τέτοιες γωνίες. Το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται για μη γραμμική παλινδρόμηση. Από το σύνολο δεδομένων που του δίνεται, πρέπει για καινούργιες εισόδους, να προβλέψει τις νέες εξόδους.

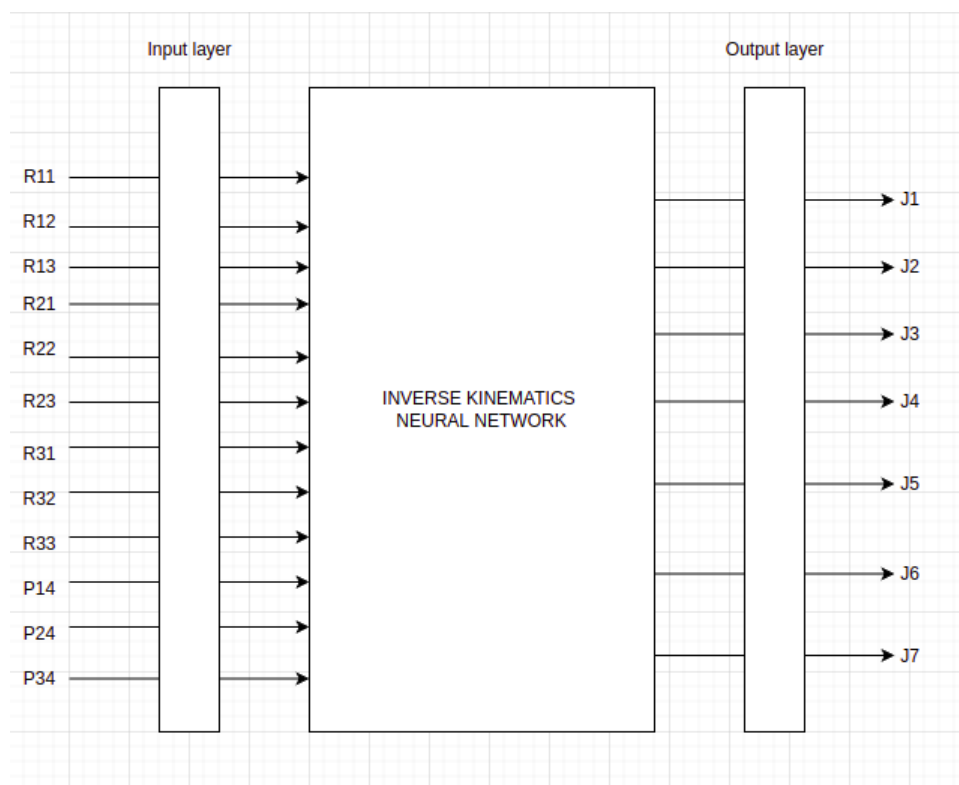


Figure 20: Προτεινόμενο νευρωνικό δίκτυο

Για να επιτευχθούν τα επιθυμητά αποτελέσματα και το δίκτυο να μην οδηγείται σε underfitting ή overfitting πρέπει να βρεθούν οι υπερπαραμέτροι. Όλες οι δοκιμές και η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου έγιναν με τη χρήση του Tensorflow, Keras, Pytorch. Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται οι τιμές των υπερπαραμέτρων αναλυτικά.

Μέγεθος δεδομένων	20000
Αριθμός εποχών	600
Συναρτήσεις ενεργοποίησης	ReLU
Αριθμός κρυφών στρώματων	6
Αριθμός νευρώνων σε κάθε στρώμα	2500
Μέγεθος παρτίδας δεδομένων	128
Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης	Adam
Ρυθμός εκπαίδευσης	0.0001
Συνάρτηση κόστους	Mean Square Error(MSE)
Dropout στρώματα	0.2(στο πρώτο και στο δεύτερο κρυφό στρώμα)
Αρχικοποίηση Βαρών	Xavier Uniform

Table 5: Προτεινόμενες υπερπαραμέτροι 1

Το σύνολο δεδομένων είναι χωρισμένο σε 70% δεδομένων εκπαίδευσης και 30% δεδομένων επικύρωσης. Το 30% των δεδομένων χρησιμοποιείται για να εξακριβωθεί αν το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί επαρκώς. Αν οι τελικές τιμές του κόστους δεν είναι κοντά στο 0 τότε σημαίνει ότι το μοντέλο έχει underfitting. Επίσης, αν οι τιμές κόστους από το σύνολο δεδομένων επικύρωσης δεν συγκλίνουν με τις τιμές κόστους του συνόλου δεδομένων της εκπαίδευσης τότε το μοντέλο πάσχει από overfitting, που σημαίνει ότι δεν μπορεί να γενικεύσει σωστά. Οι τιμές που πρέπει να εμφανίζονται είναι οι τιμές κόστους από τα δεδομένα της εκπαίδευσης και οι τιμές από τα δεδομένα της επικύρωσης να είναι πολύ κοντά μεταξύ τους στις τελευταίες εποχές και παράλληλα τα κόστη να είναι όσο το πιο δυνατόν κοντά στο 0.

4.3.1 Ρύθμιση υπερπαραμέτρων

Η εύρεση των παραμέτρων ξεκινά με σταθερούς παράγοντες τον αριθμό των εποχών=100, τη συνάρτηση ενεργοποίησης=ReLU, το μέγεθος της παρτίδας=128, τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης=Adam, τον ρυθμό εκπαίδευσης=0.0001, τη συνάρτηση κόστους=MSE και την αρχικοποίηση βαρών=He_Uniform. Οι παράγοντες που αλλάζουν είναι ο αριθμός των νευρώνων που λαμβάνει τις τιμές [100,500,1000,1500,2000,2500,3000] και ο αριθμός των στρωμάτων [3,6,11,21]. Ως μετρική χρησιμοποιείται το μέσο απόλυτο σφάλμα. Παρακάτω για κάθε ζεύγος υπάρχει ένας υπό-πίνακας. Το πρώτο κελί είναι η τελική τιμή του μέσου απόλυτου σφάλματος, MAE(Mean Absolute Error), από το σύνολο εκπαίδευσης ενώ το δεύτερο από το σύνολο δεδομένων επικύρωσης.

Αριθμός Νευρώνων/ Αριθμός Στρωμάτων	100	500	1000
3	0.1227	0.0739	0.0609
	0.1128	0.1072	0.1087
6	0.1613	0.0918	0.0706
	0.1643	0.0928	0.0761
11	0.2166	0.1291	0.1112
	0.2356	0.1502	0.1274
21	0.2431	0.2036	0.1972
	0.3696	0.3442	0.3149

Table 6: Δοκιμή υπερπαραμέτρων πίνακας 1

Από τον παραπάνω πίνακα παρατηρείται ότι

- Για σταθερό αριθμό νευρώνων, όσο ανεβαίνουν τα στρώματα, το κόστος ανεβαίνει σε κάθε περίπτωση.
- Για σταθερό αριθμό στρωμάτων με μεγαλύτερο αριθμό νευρώνων σε κάθε στρώμα επιτυγχάνονται μικρότερες τιμές κόστους.

Από τις παραπάνω διαπιστώσεις επιλέγεται το ζεύγος (6,1000), για μεγαλύτερη διερεύνηση, καθώς έχει το χαμηλότερο κόστος στο σύνολο εκπαίδευσης και επίσης επειδή το κόστος του συνόλου επικύρωσης είναι πολύ κοντά με το κόστος του συνόλου εκπαίδευσης(0.0706, 0.0761). Στόχος είναι το σφάλμα να μπορεί να φτάσει όσο γίνεται αρκετά παρακάτω από το 0.0706.

Στη συνέχεια για $L=6$, δοκιμάζεται μεγαλύτερος αριθμός νευρώνων με τιμές (1500, 2000, 2500, 3000). Τα αποτελέσματα φαίνονται στη πρώτη στήλη. Από αυτές τιμές επιλέγεται η (6,3000) και στη δεύτερη στήλη αλλάζει ο ρυθμός εκπαίδευσης από 0.0001 σε 0.001. Στη τρίτη στήλη ο ρυθμός εκπαίδευσης επανέρχεται στο 0.0001 και αλλάζει ο αριθμός παρτίδας από 128 σε 256.

Αριθμός Στρωμάτων / Αριθμός Νευρώνων	6	6, Ρυθμός εκπαίδευσης = 0.001	6, Ρυθμός εκπαίδευσης = 0.0001, Μέγεθος παρτίδας=256
1500	0.0635		
2000	0.0583		
2500	0.0558		
3000	0.0584	0.06495	0.0673
		0.0450	0.1521

Table 7: Δοκιμή υπερπαραμέτρων πίνακας 2

Όπως φαίνεται με ρυθμό εκπαίδευσης = 0.001 η επίδοση του μοντέλου χειροτερεύει, ενώ με ρυθμό εκπαίδευσης = 0.0001, μέγεθος παρτίδας=256 πάλι χειροτερεύει. Για αυτό το λόγο λαμβάνεται το ζεύγος (2500,6) για παραπάνω διερεύνηση. Επειδή η αύξηση του μεγέθους παρτίδας και η μείωση του ρυθμού εκπαίδευσης είχαν αρνητικό αντίκτυπο στην επίδοση του μοντέλου επιλέγονται οι τιμές ρυθμός εκπαίδευσης=0.0001, μέγεθος παρτίδας=128 για το ζεύγος (2500,6) και αλλάζει ο αλγόριθμος εκπαίδευσης, η συνάρτηση ενεργοποίησης και η αρχικοποίηση των βαρών.

Adadelata, He uniform	Adam, Xavier uniform	Adam, Xavier Normal, selu	Adam, Xavier Uniform, relu, 600
0.4337	0.0312	0.0855	0.0172
0.3360	0.0209	0.0439	0.0171

Adamax, He uniform	Adam, Xavier Normal	Adam, Xavier Normal, elu	Adam, Xavier Uniform, swish, 600
0.0722	0.0301	0.0524	0.0207
0.1979	0.0199	0.0526	0.0166
Adam, He uniform	Adam, He normal	Adam, Xavier Uniform, swish	
0.0558	0.0554	0.0363	
0.0531	0.0630	0.0274	
		Adam, Xavier Uniform, ReLu	
		0.0304	
		0.0246	

Table 8: Δοκιμή υπερπαραμέτρων πίνακας 3

Από τον παραπάνω πίνακα, στην πρώτη στήλη φαίνεται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα είναι του αλγορίθμου Adam. Για αυτό στη δεύτερη στήλη μένει σταθερός ο αλγόριθμος Adam και αλλάζει ο αλγόριθμος για την αρχικοποίηση των βαρών. Τις καλύτερες επιδόσεις έχουν ο Xavier Uniform και ο Xavier Normal με πολύ κοντινά αποτελέσματα. Στη τρίτη στήλη τα αποτελέσματα συνεχίζονται αλλάζοντας τη συνάρτηση ενεργοποίησης. Δοκιμάζονται οι Scaled Exponential Linear Unit (SELU), Exponential Linear Unit(ELU), swish, Rectified Linear Unit(ReLU) στις 100 εποχές. Στη τέταρτη επιλέγονται οι swish, ReLu, που είναι οι δύο αποδοτικότερες και δοκιμάζονται στις 600 εποχές. Εν τέλη, επιλέγεται η ReLu καθώς είναι για λίγο καλύτερη από την swish. Το τελικό μέσο απόλυτο σφάλμα, το οποίο είναι 0.0172, είναι μετρημένο σε rad. Για την καλύτερη κατανόηση το αποτέλεσμα σε μοίρες ισούται με 0.98556. Δηλαδή αν εισαχθεί στο δίκτυο μία επιθυμητή στάση του άκρου εργασίας, το δίκτυο θα βγάλει ως έξοδο ένα διάνυσμα με τις γωνίες που πρέπει να έχουν οι αρθρώσεις με μέσο απόλυτο σφάλμα 0.98556 σε όλο το διάνυσμα. Παρακάτω φαίνεται η γραφική παράσταση μέσου απολύτου σφάλματος. Παρ' όλα αυτά, στο πείραμα που ακολουθεί στο επόμενο κεφάλαιο χρησιμοποιείται μια κοντινή διάταξη με MAE = 0.022, επειδή είναι πιο ελαφριά σε υπολογιστικό κόστος και επιτυγχάνει τους στόχους του πειράματος. Αυτή η διάταξη φαίνεται παρακάτω:

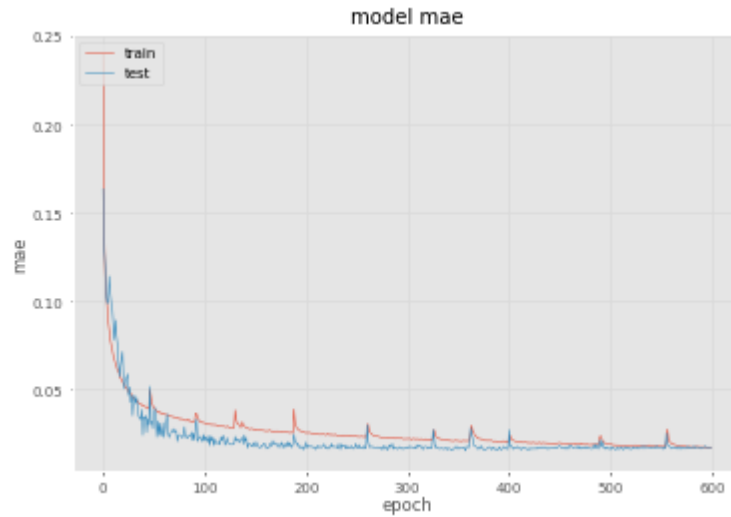


Figure 21: MAE υπερπαραμέτρων 1

Παρ' όλα αυτά, στο πείραμα που ακολουθεί στο επόμενο κεφάλαιο χρησιμοποιείται μια κοντινή διάταξη επειδή είναι πιο ελαφριά σε υπολογιστικό κόστος και επιτυγχάνει τους στόχους του πειράματος. Οι υπερπαραμέτροι και το μέσο απόλυτο σφάλμα ακολουθούν παρακάτω.

- Νευρώνες: 500 σε κάθε στρώμα,
- Στρώματα: 3,
- Dropout: 0.2 στα 2 πρώτα στρώματα,
- Αρχικοποίηση Βαρών: He_uniform,
- Συνάρτηση ενεργοποίησης: ReLu,
- Ρυθμός εκμάθησης: 0.0001,
- Αριθμός παρτίδων: 128,
- Συνάρτηση κόστους: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα(MSE)

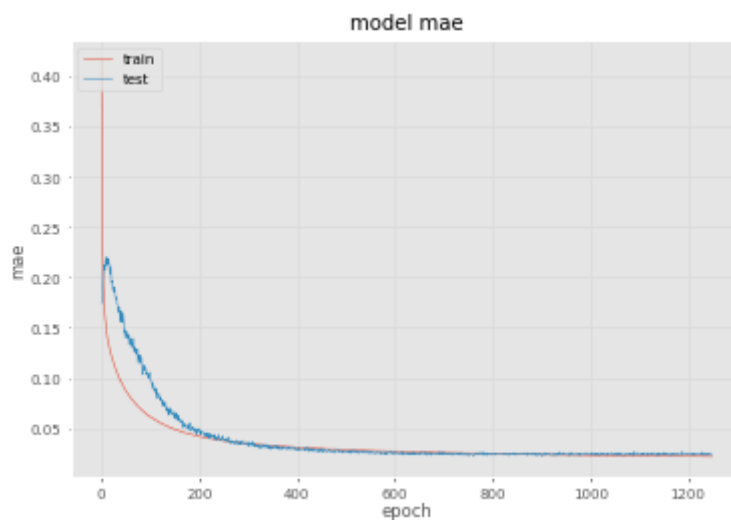


Figure 22: MAE υπερπαραμέτρων 2

5 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Αξιολόγηση μοντέλου στο περιβάλλον εξομοίωσης

Σε αυτό το κεφάλαιο σκοπός είναι ο βραχίονας να εκτελέσει μια εφαρμογή pick and place. Η εφαρμογή είναι εκτελεσμένη στο Gazebo και περιέχει τον βραχίονα, ένα τραπέζι και ένα κουτί.

5.1 Αποτελέσματα

Παρακάτω απεικονίζεται το περιβάλλον εργασίας:

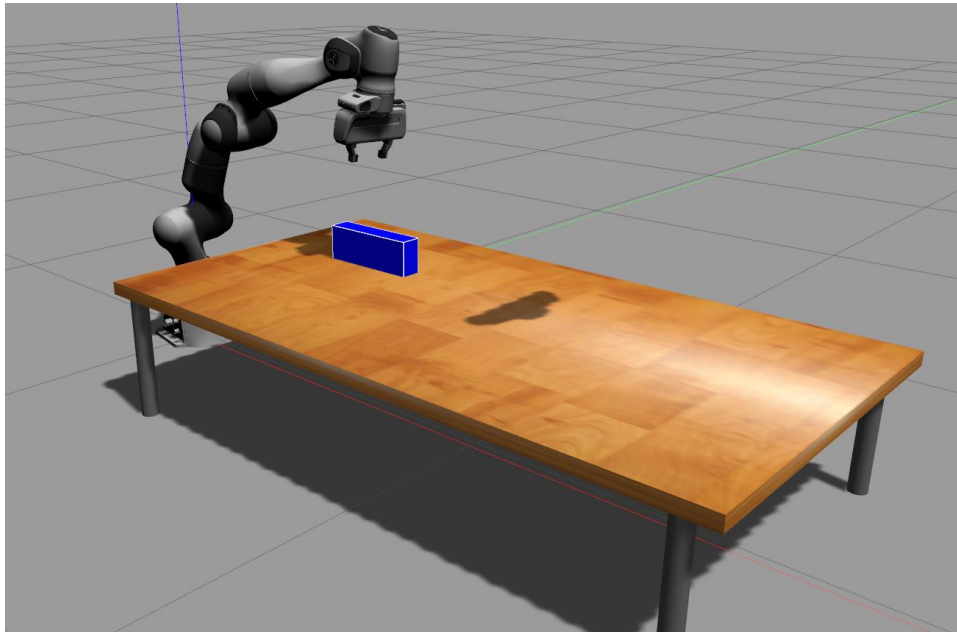


Figure 23: Περιβάλλον εργασίας στο Gazebo

Ο βραχίονας πρέπει να ανασηκώσει το κουτί και να το μετακινήσει σε ένα άλλο σημείο. Πιο συγκεκριμένα ο βραχίονας καλείται να πάει σε μια σειρά από σημεία, ώστε να πραγματοποιηθεί μια τροχιά. Υπενθυμίζεται ότι για να μπορεί να πιαστεί το αντικείμενο έχει ρυθμιστεί με τέτοιο τρόπο ώστε η δαγκάνα να είναι με τέτοια κλίση ώστε μέσα σε αυτή να χωράει η πλευρά του αντικειμένου. Η τροχιά περιγράφεται περιγραμματικά παρακάτω:

- Πήγαινε πάνω από το αντικείμενο
- Μείωσε σε ύψος στο μισό του αντικειμένου με ανοιχτές δαγκάνες
- Κλείσε δαγκάνες
- Αύξησε το ύψος
- Πήγαινε στη θέση για τοποθέτηση
- Άνοιξε δαγκάνες
- Αύξησε το ύψος

Για να επιτευχθεί αυτό κάθε σημείο της τροχιάς μεταφράζεται σε πίνακα στάσης(θέση και κατεύθυνση). Αυτός από πίνακας γίνεται διάνυσμα και εισάγεται στο δίκτυο. Το νευρωνικό δίκτυο υπολογίζει τις γωνίες. Οι γωνίες με τη σειρά τους στέλνονται στον panda_controller.

Παρακάτω φαίνονται οι αρχικές συνθήκες του αντικειμένου:

	X(m)	Y(m)	Z(m)	Yaw(rad)
1	0.6	0	0.345	0
2	0.6	0	0.345	1.5707
3	0.55	0.07	0.345	-0.7854
4	0.7	-0.04	0.345	0.864709

Table 9: Πίνακας τεσσάρων αρχικών συνθηκών

Ο τροχιά που ζητείται από τον βραχίονα έχει την παρακάτω μορφή:

Ακροδαχτύλα	x	y	z	κατεύθυνση
Ανοιχτά	Θέση x αντικειμένου	Θέση y αντικειμένου	Θέση z αντικειμένου +0.1m	Ο άξονας y των ακροδαχτύλων παράλληλος στον άξονα y του αντικειμένου
Ανοιχτά	Θέση x αντικειμένου	Θέση y αντικειμένου	Θέση z αντικειμένου	Ο άξονας y των ακροδαχτύλων παράλληλος στον άξονα y του αντικειμένου
Κλειστά	Θέση x αντικειμένου	Θέση y αντικειμένου	Θέση z αντικειμένου	Ο άξονας y των ακροδαχτύλων παράλληλος στον άξονα y του αντικειμένου
Κλειστά	Θέση x αντικειμένου	Θέση y αντικειμένου	Θέση z αντικειμένου +0.1m	Ο άξονας y των ακροδαχτύλων παράλληλος στον άξονα y του αντικειμένου
Κλειστά	0.6	0.1	0.36	Ο άξονας y των ακροδαχτύλων παράλληλος στον άξονα y του αντικειμένου
Ανοιχτά	0.6	0.1	0.36	Ο άξονας y των ακροδαχτύλων παράλληλος στον άξονα y

				του αντικειμένου
Ανοιχτά	0.6	0.1	Θέση z αντικειμένου $+0.1m + \frac{\text{ύψος_αντικειμένου}}{2.7}$	Ο άξονας y των ακροδαχτύλων παράλληλος στον άξονα y του αντικειμένου

Table 10: Τροχιά βραχίονα

Στη παρακάτω φωτογραφία φαίνονται οι αρχικές συνθήκες του κουτιού. Η πάνω αριστερά είναι η πρώτη, η πάνω δεξιά είναι η δεύτερη, η κάτω αριστερά είναι η τρίτη και η κάτω δεξιά είναι η τέταρτη.

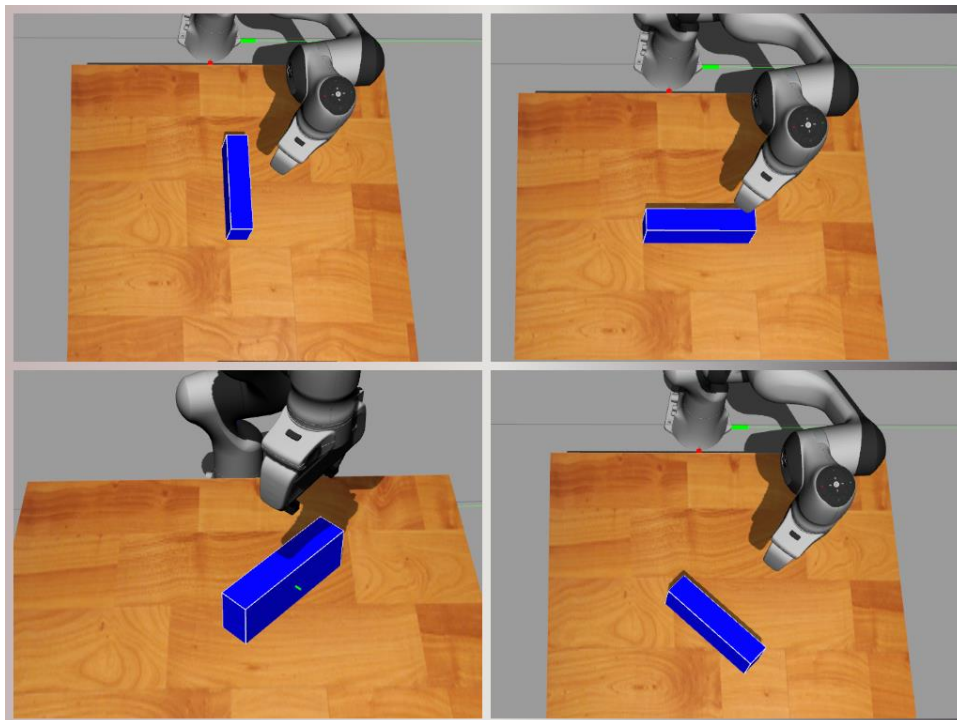


Figure 24: Αρχικές συνθήκες κουτιού

Όταν ζητείται ο βραχίονας να μετακινηθεί από μια θέση σε μία άλλη το επιθυμητό σημείο που ζητείται φαίνεται παρακάτω. Επίσης φαίνονται και τα πλαίσια των ακροδαχτύλων στα οποία γίνονται οι μετρήσεις.

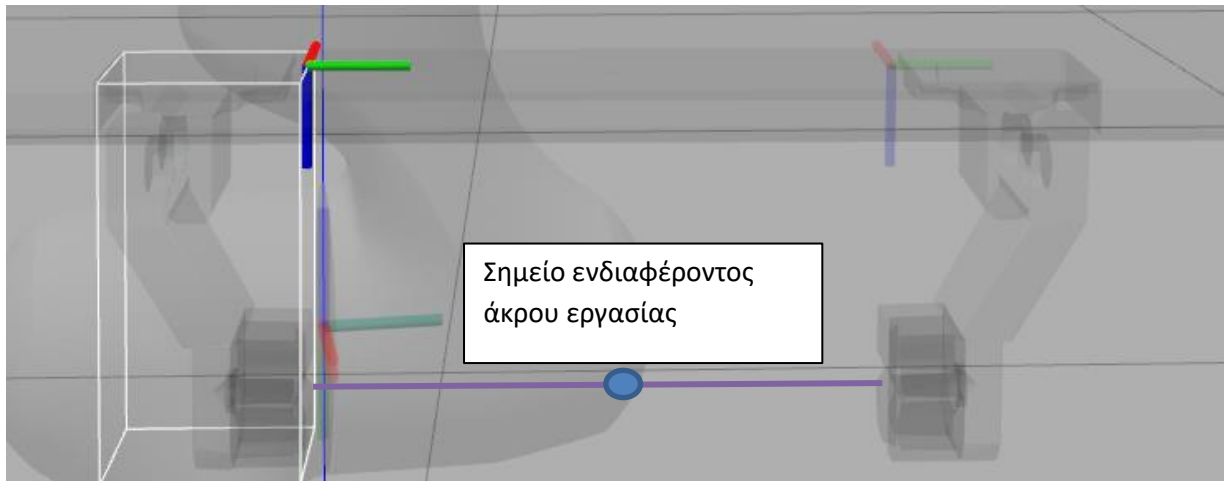


Figure 25: Σημείο Ενδιαφέροντος/ Πλαίσια ακροδαχτύλων

Στις παρακάτω γραφικές παραστάσεις απεικονίζονται οι αλλαγές στις θέσεις του κουτιού καθώς και των ακροδαχτύλων του βραχίονα στις τέσσερις διαφορετικές αρχικές συνθήκες του κουτιού με ίδιο τελικό στόχο. Τα ονόματα κάθε φορά τυχαίνει και αλλάζουν γιατί όταν κλείνει και ανοίγει η εξομοίωση αλλάζει η αρίθμηση από μόνη της.

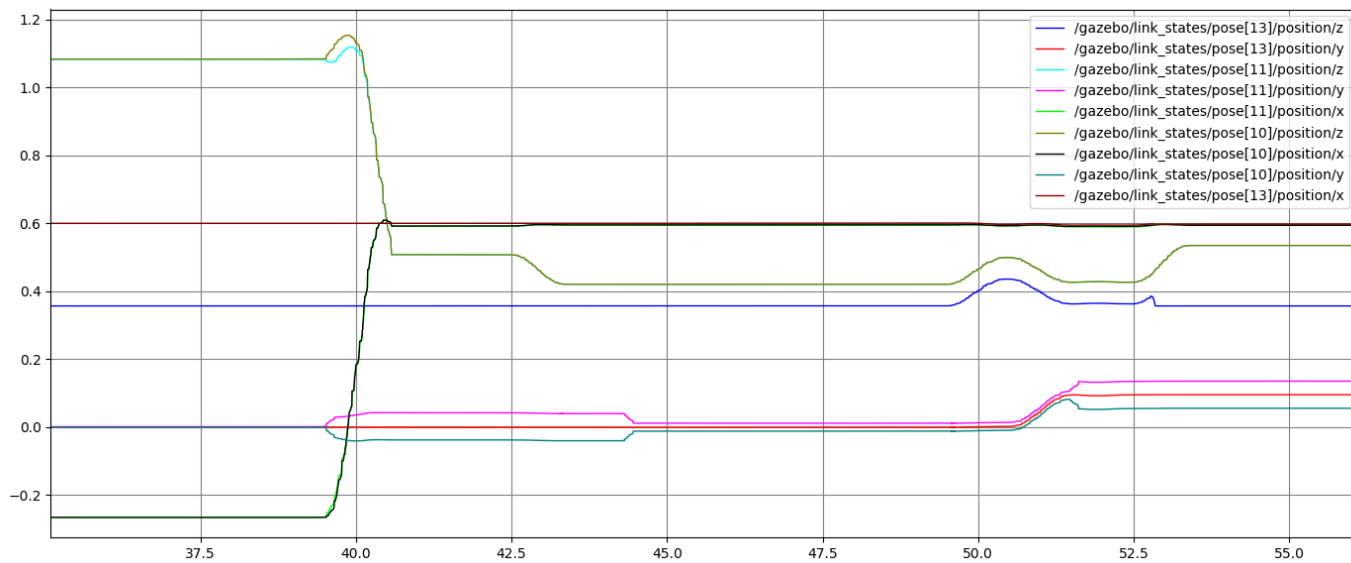


Figure 26: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 1^η περίπτωση

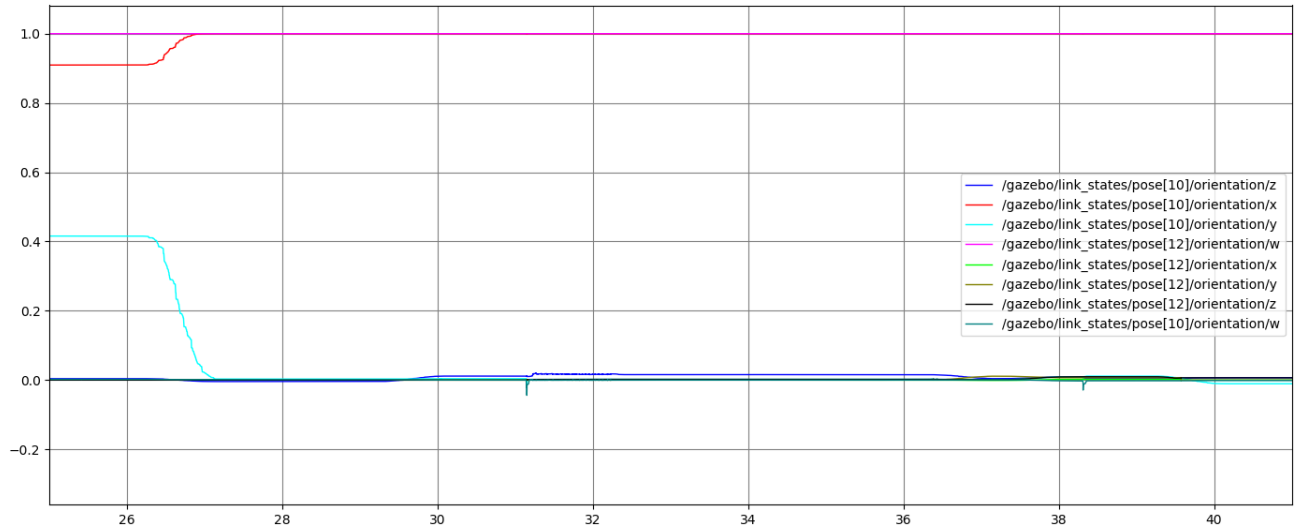


Figure 27: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 1^{ης} περίπτωσης

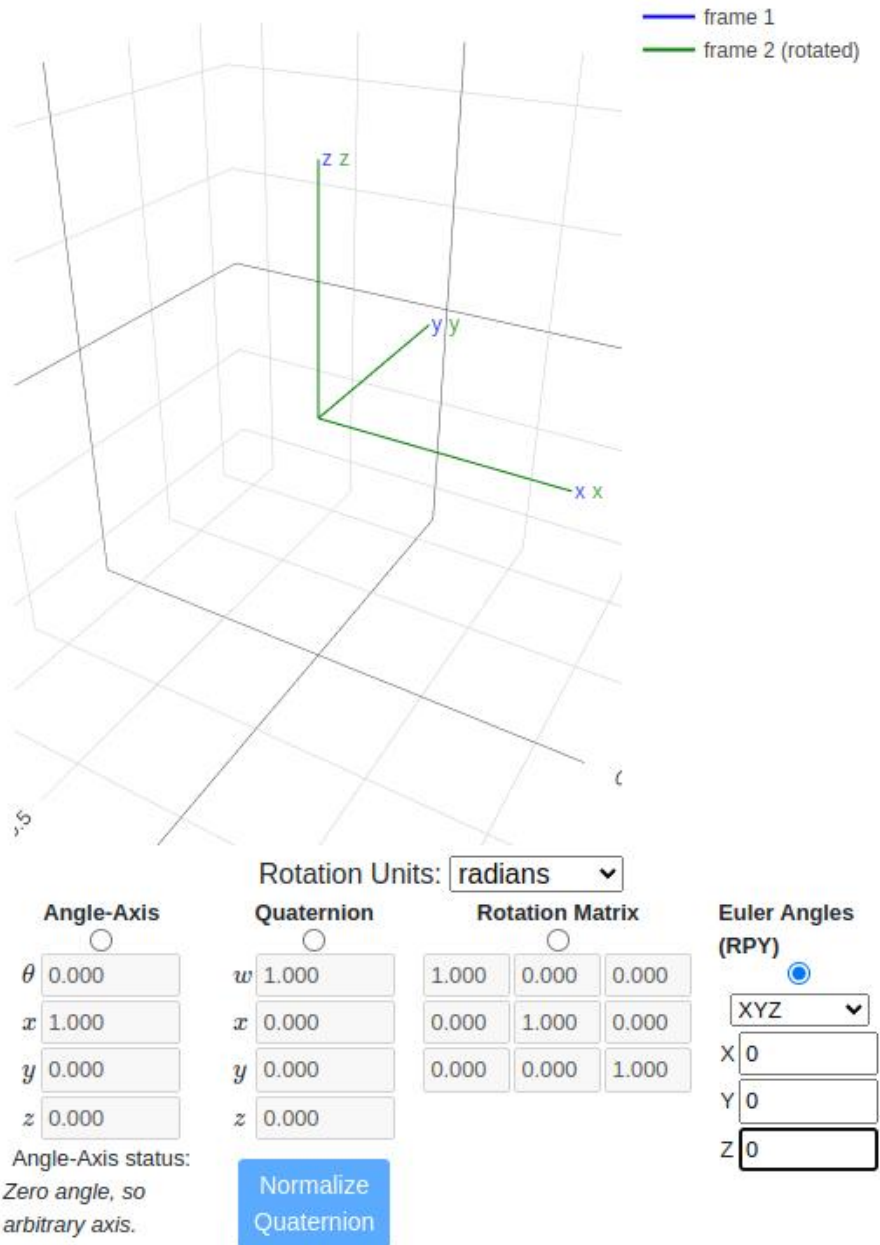


Figure 28: Τελική κατεύθυνση κουτιού 1^{ης} περίπτωσης

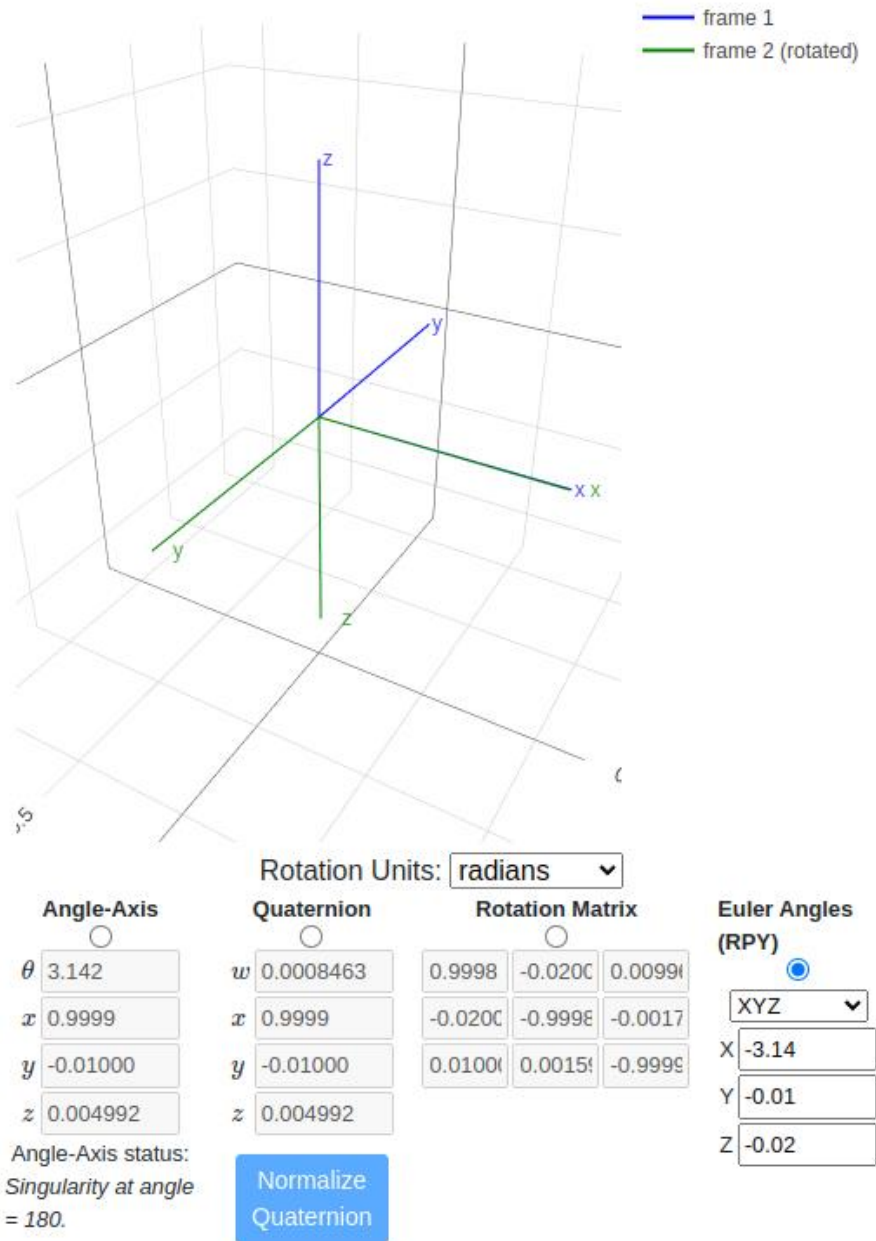


Figure 29: Τελική κατεύθυνση ακροδαχύλων 1^{ης} περίπτωσης

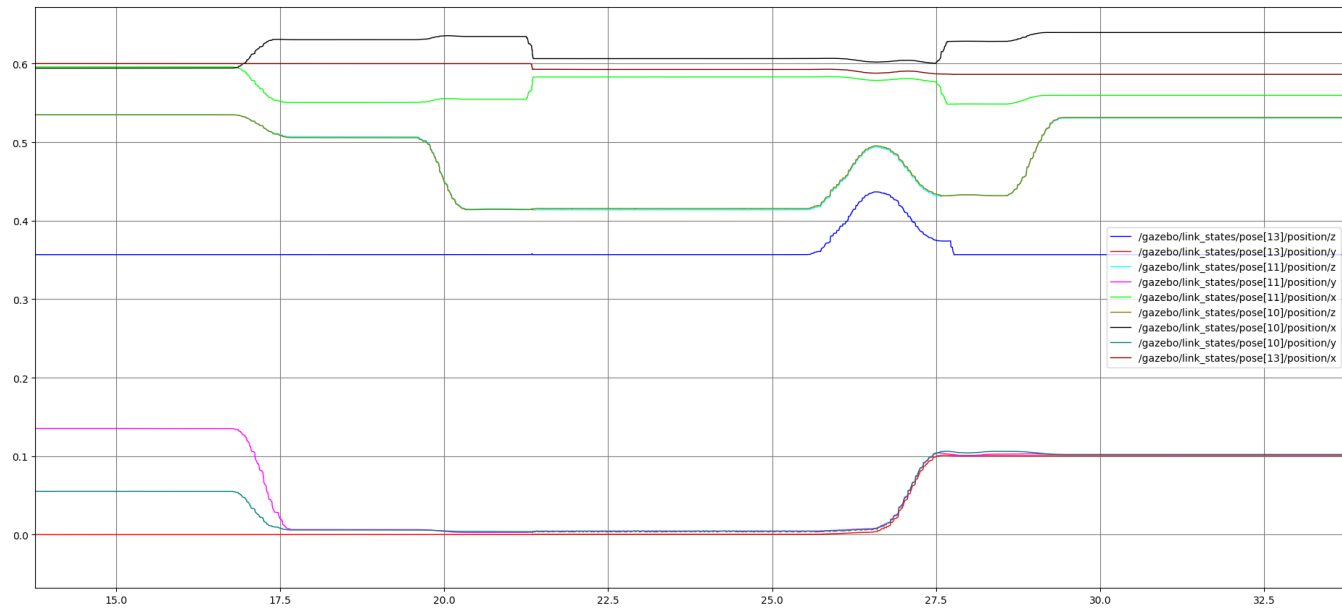


Figure 30: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 2^{ης} περίπτωσης

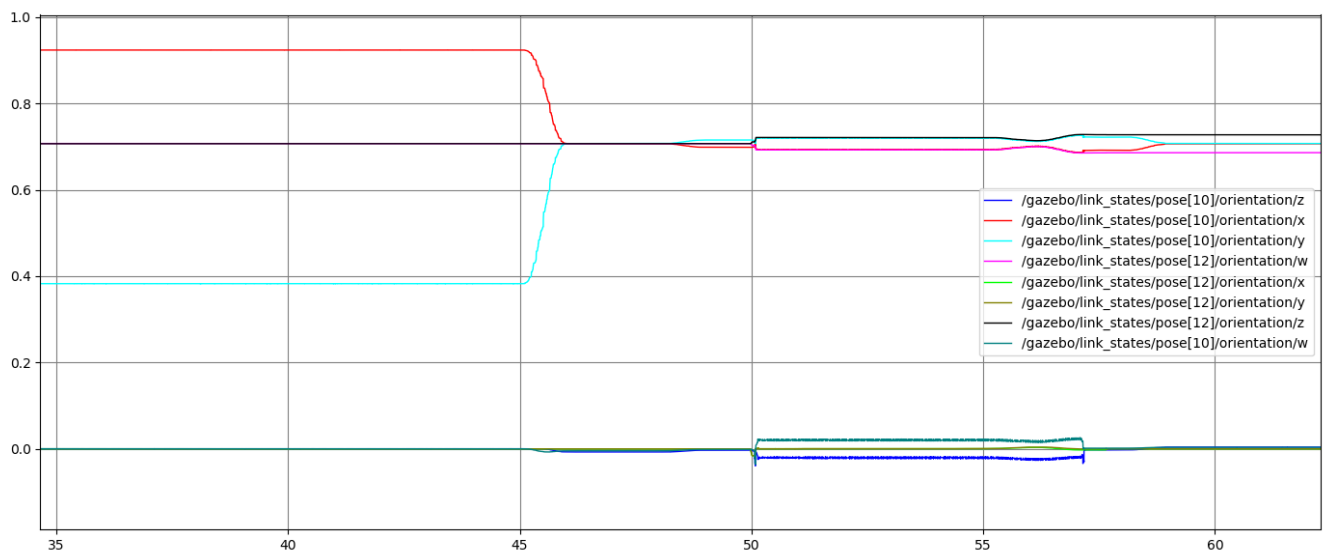


Figure 31: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 2^{ης} περίπτωσης

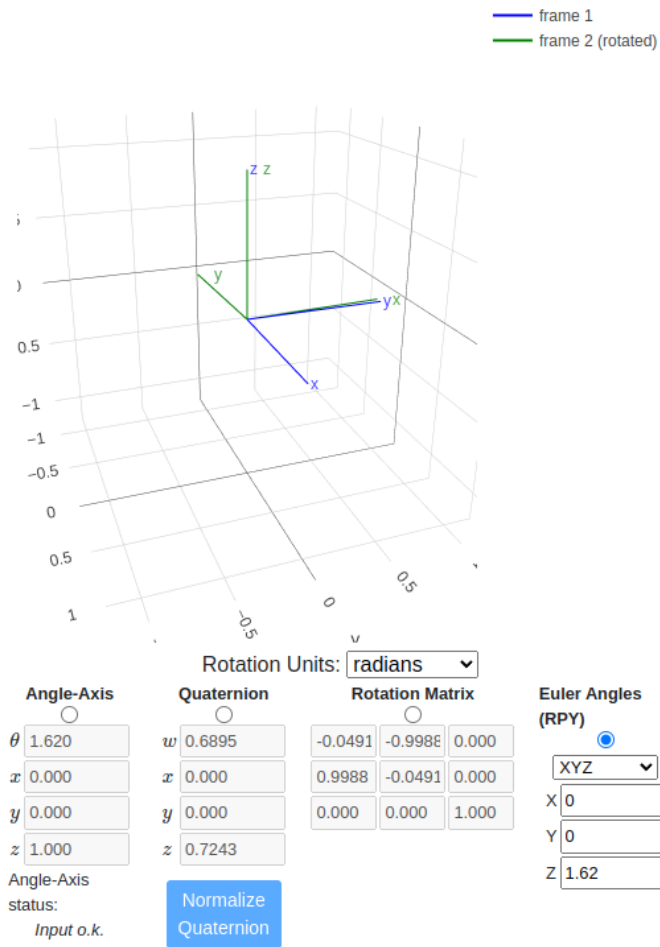


Figure 32: Τελική κατεύθυνση κουτιού 2^{ης} περίπτωσης

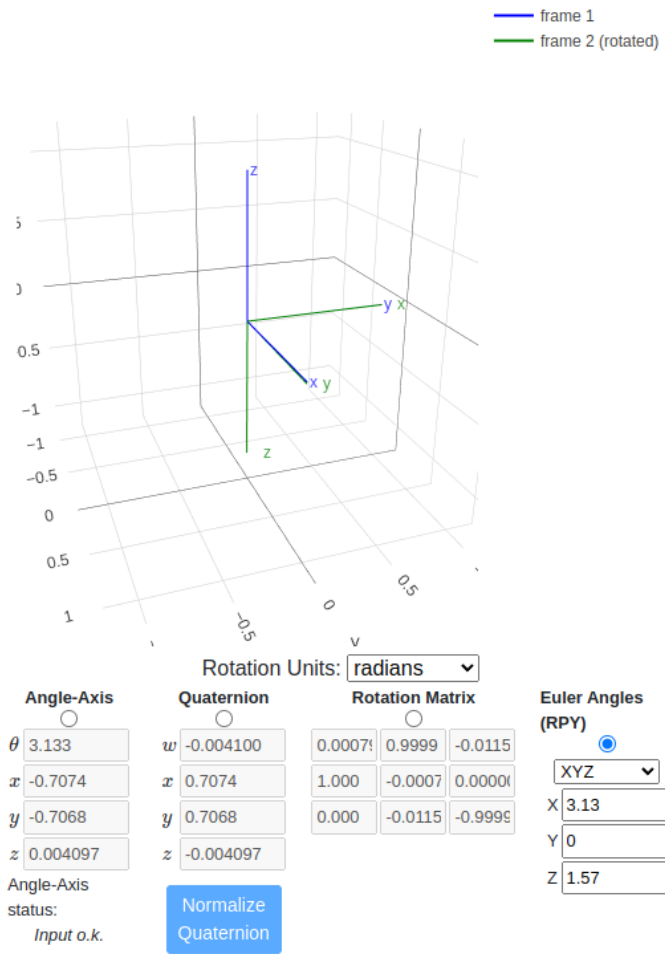


Figure 33: Τελική κατεύθυνση ακροδαχύλων 2^{ης} περίπτωσης

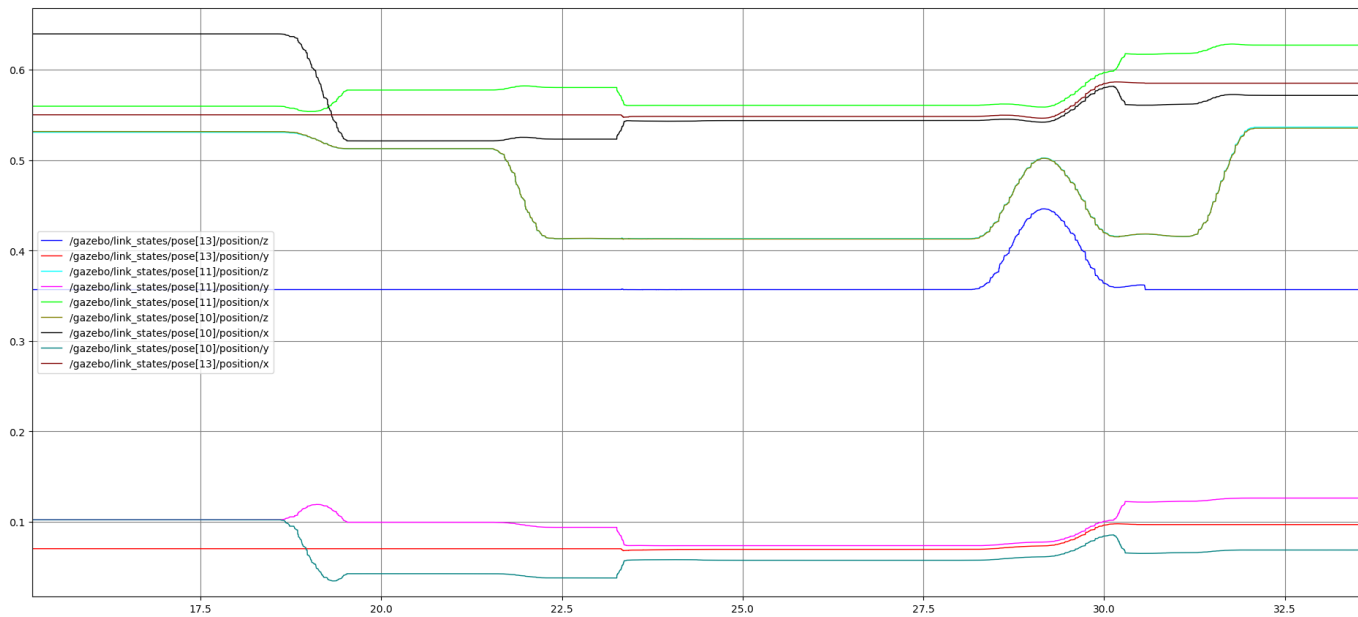


Figure 34: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 3^{ης} περίπτωσης

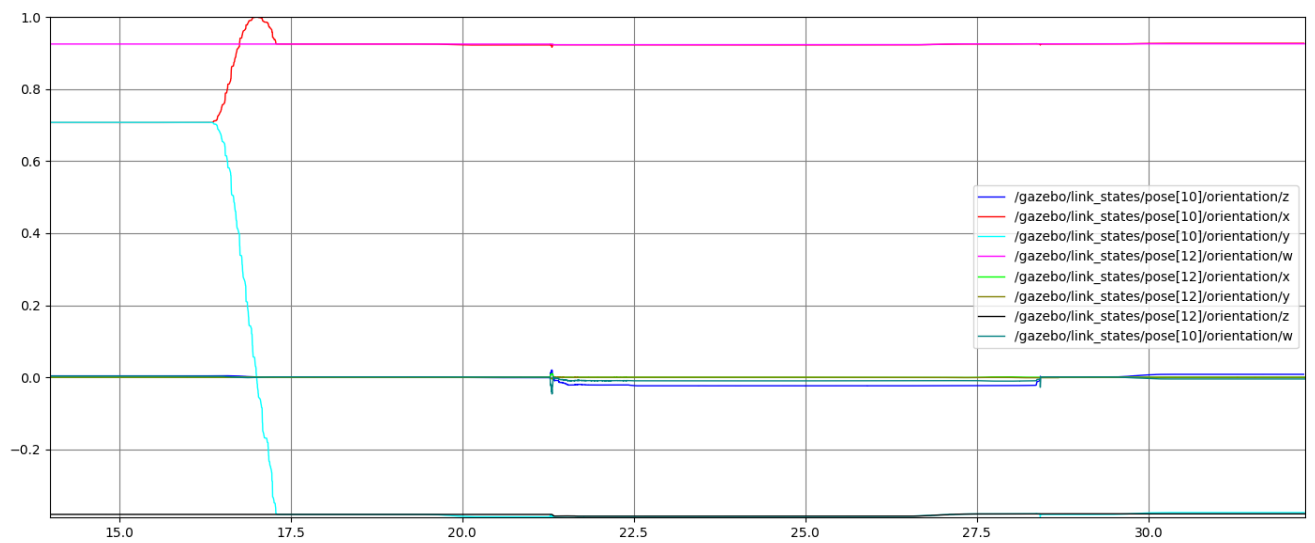


Figure 35: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 3^{ης} περίπτωσης

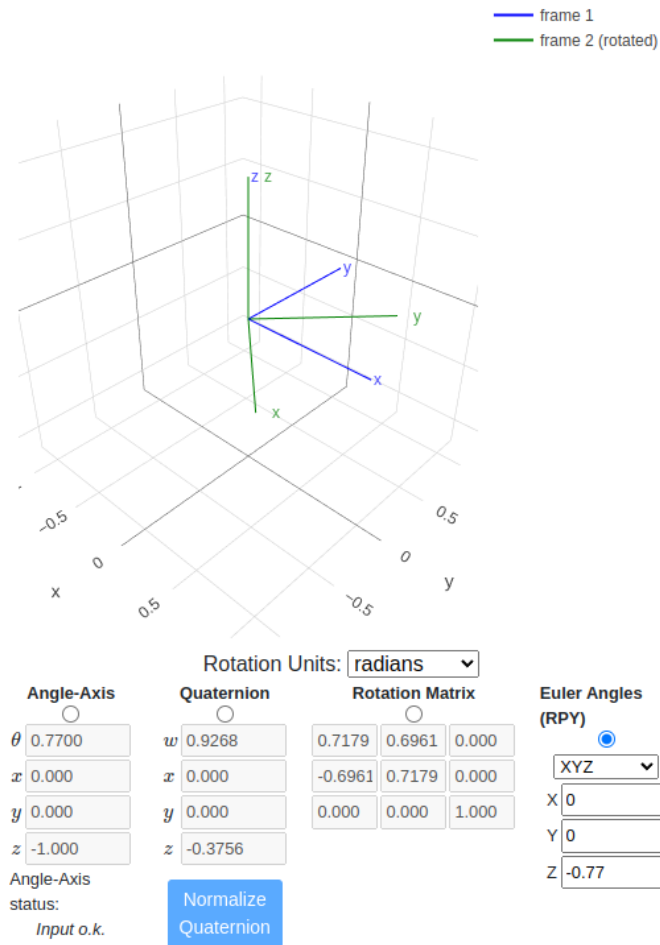


Figure 36: Τελική κατεύθυνση κουτιού 3^{ης} περίπτωσης

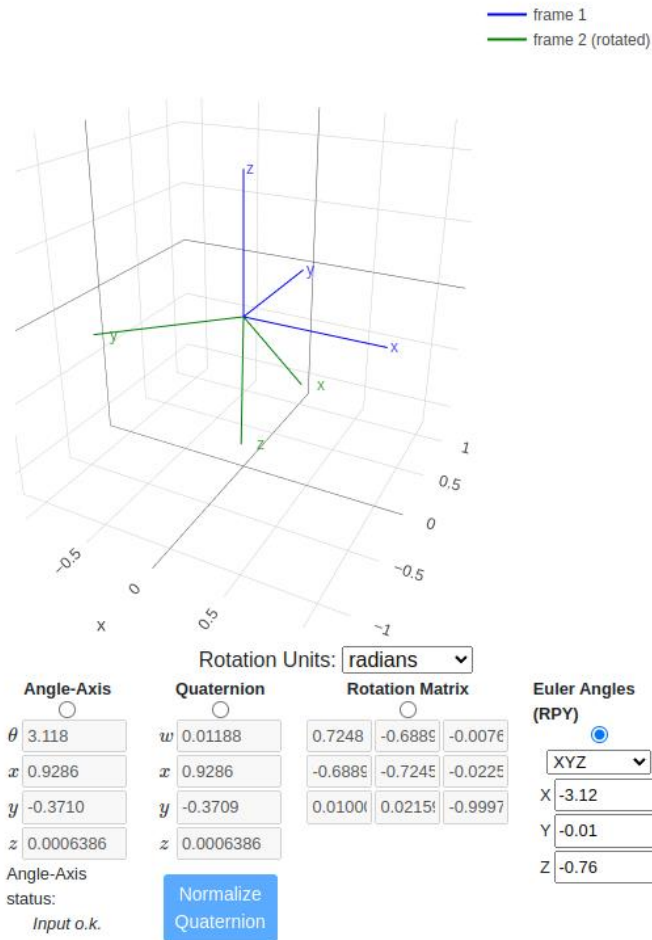


Figure 37: Τελική κατεύθυνση ακροδαχύλων 3^{ης} περίπτωσης

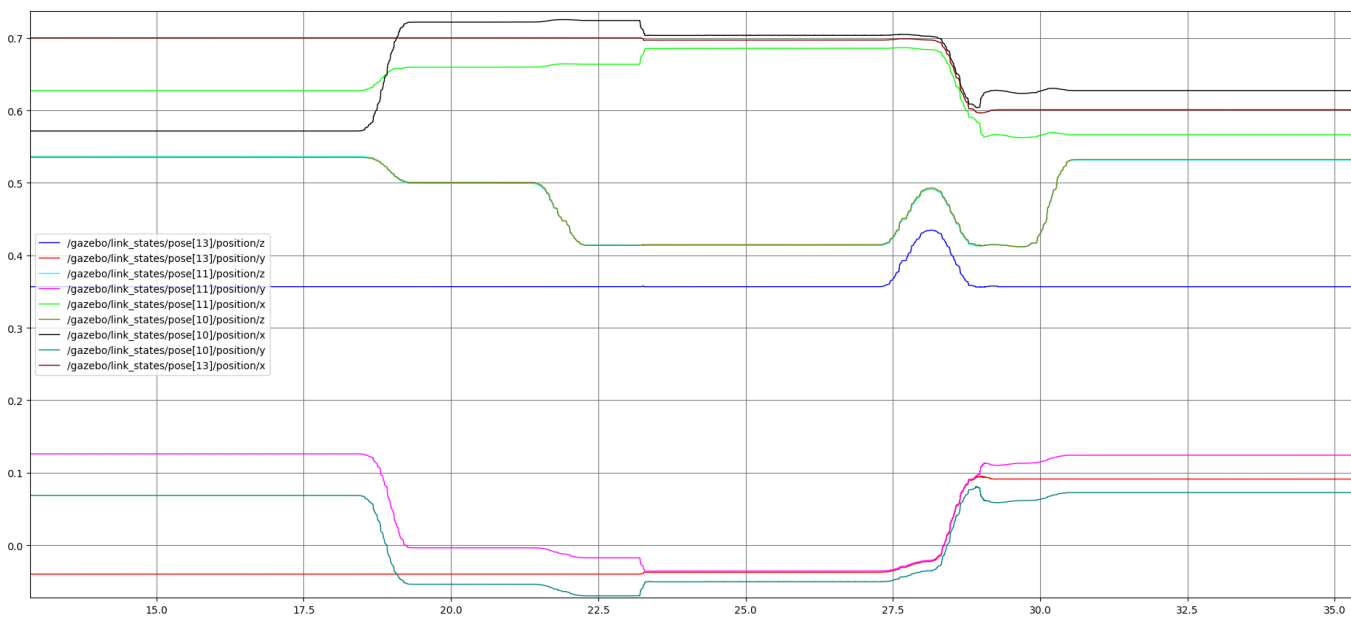


Figure 38: Μετακινήσεις ακροδαχτύλων(10,11) και κουτιού(13) 4^{ης} περίπτωσης

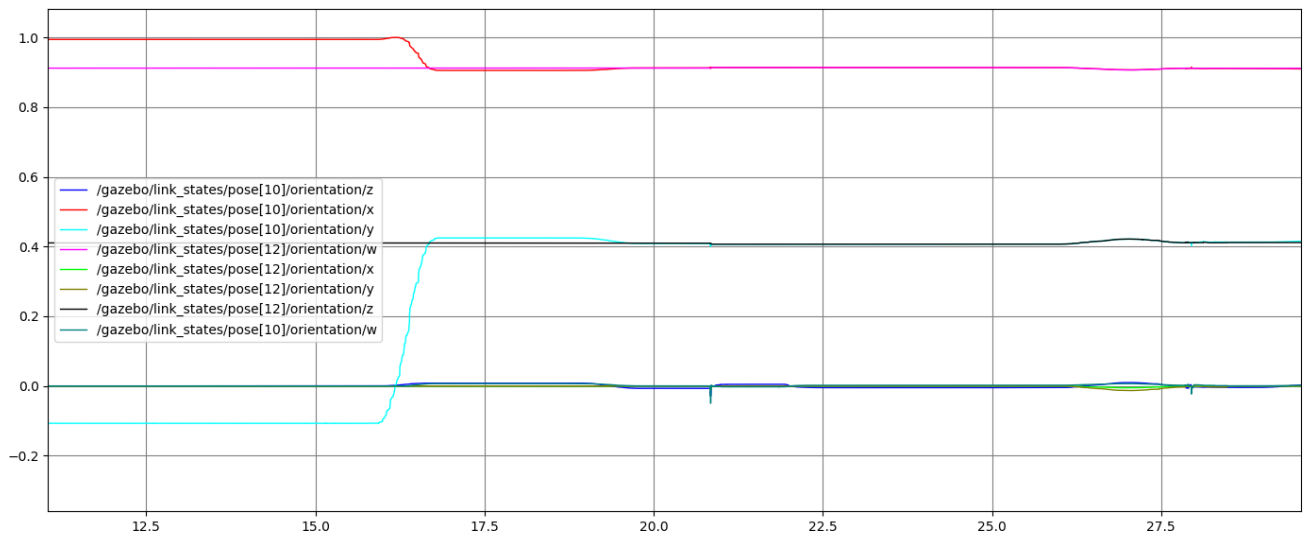


Figure 39: Γωνίες Ακροδαχτύλων(10) και κουτιού(12) 4^{ης} περίπτωσης

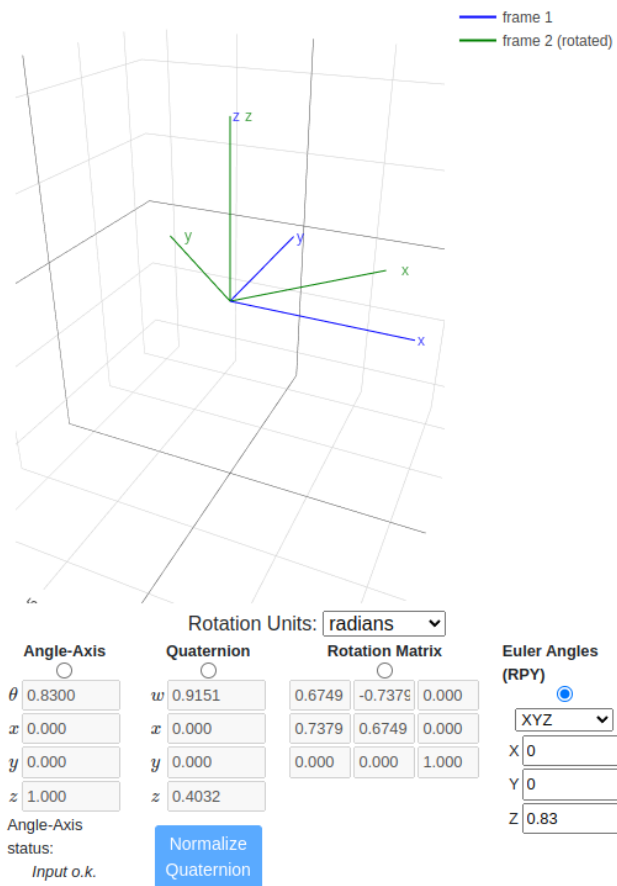


Figure 40: Τελική κατεύθυνση κουτιού 4^{ης} περίπτωσης

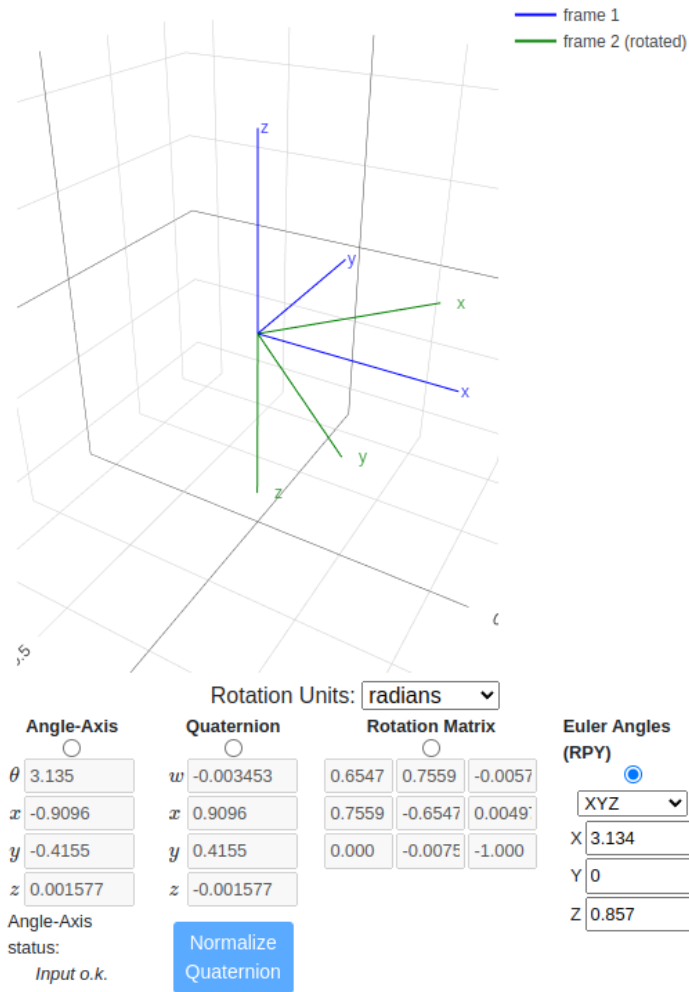


Figure 41: Τελική κατεύθυνση ακροδαχύλων 4^{ης} περίπτωσης

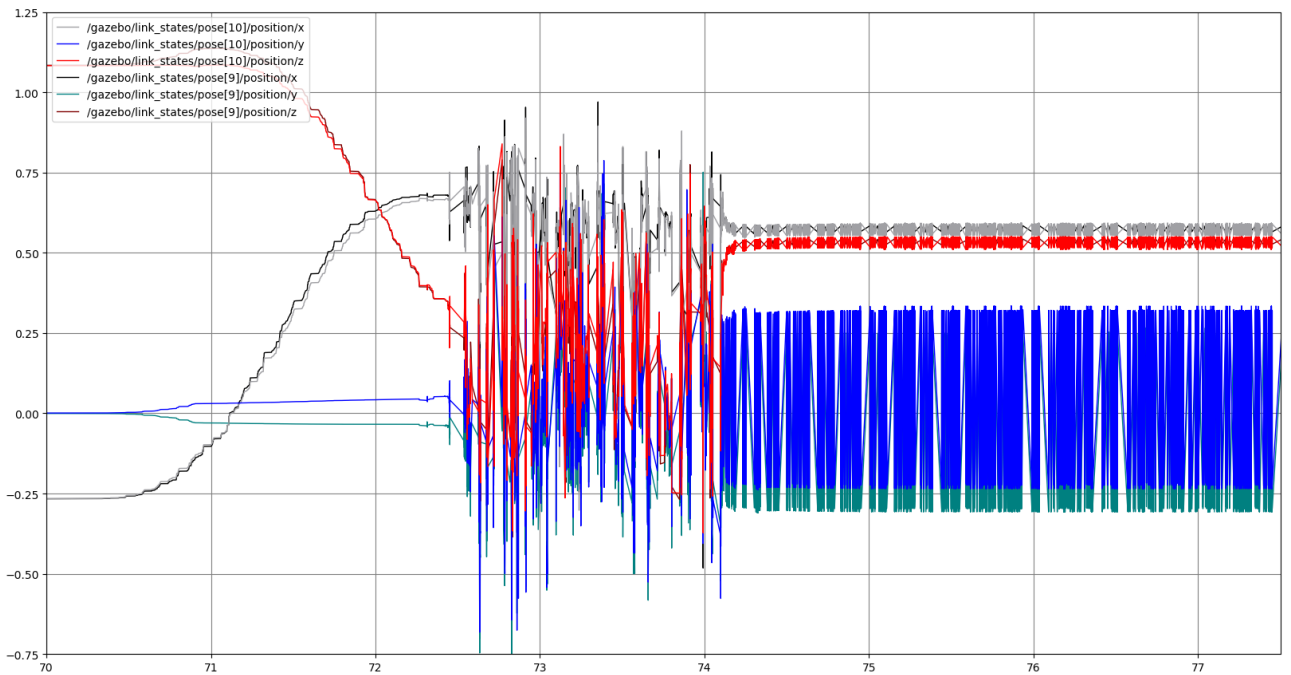


Figure 42: Μετακίνηση ακροδαχτύλων με τη λύση του ikine_LM

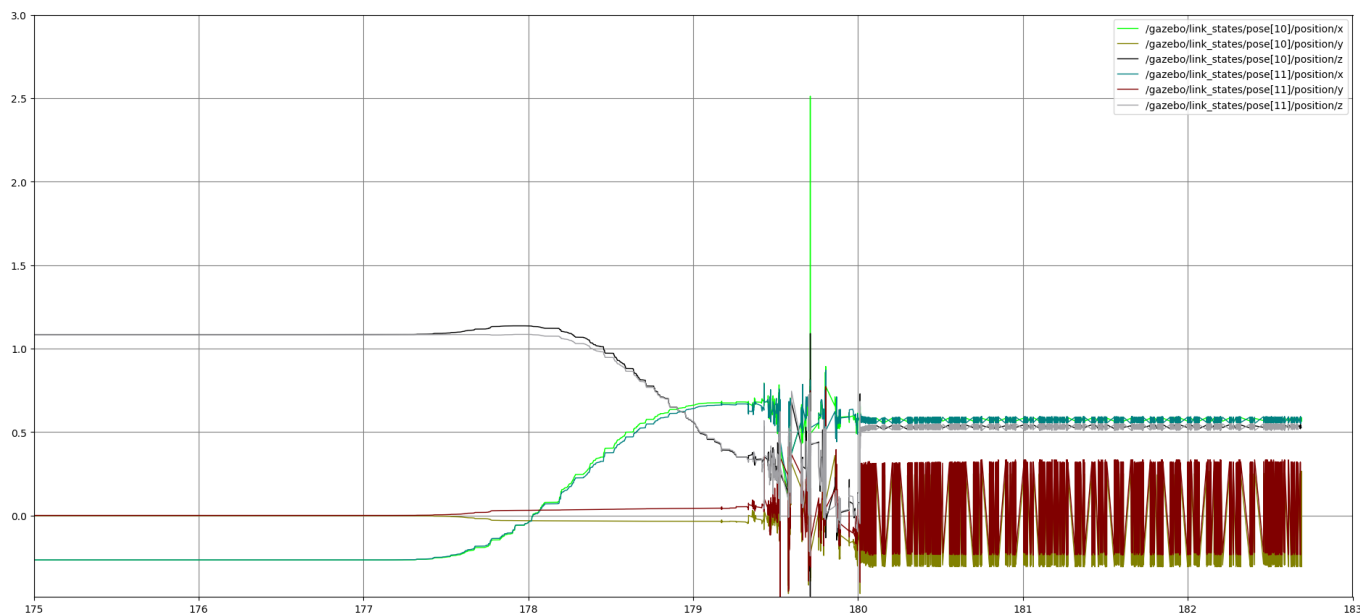


Figure 43: Μετακίνηση ακροδαχτύλων με τη λύση του ikine_LMS

Σε όλες τις γραφικές παραστάσεις χρησιμοποιήθηκε το rqt plot του gazebo για άμεση καταγραφή των θέσεων και των γωνιών των πλαισίων των πειραμάτων σε πραγματικό χρόνο. Οι θέσεις είναι μετρημένες σε μέτρα ενώ οι γωνίες είναι σε quaternions(rad). Για την διευκόλυνση προστέθηκαν και οι γραφικές των τελικών γωνιών των πειραμάτων σε euler γωνίες(οι τιμές αυτές πάρθηκαν από το gazebo μετά τη λήξη των πειραμάτων) και τη μετατροπή τους σε quaternions χρησιμοποιώντας το online υπολογιστικό εργαλείο njnja-calc. Οι τελικές τιμές των γραφικών μέσω του rqt plot είναι ίδιες με το υπολογιστικό εργαλείο. Παρατηρείται ότι το κουτί φτάνει στην επιθυμητή θέση, ανεξάρτητα από την αρχική θέση του βραχίονα και του κουτιού, δηλαδή στις συντεταγμένες $x=0.6$, $y=0.1$, $z=0.345$ οι οποίες είναι σταθερές σε κάθε περίπτωση. Αυτό συνάδει προσεγγιστικά και με τις τελικές τιμές των ακροδαχτύλων. Λαμβάνεται υπόψη ότι οι αποστάσεις των πλαισίων των ακροδαχτύλων σε σχέση με το κέντρο βάρους του κουτιού δεν είναι μηδενικές και για αυτό δεν απεικονίζονται ακριβώς οι ίδιες τιμές στις γραφικές. Τέλος, βάση των αποτελεσμάτων οι 2 αριθμητικές μέθοδοι από το Robotics Toolbox, ikine_LMS(Levenberg-Marquadt with Sugihara's tweak), ikine_LM(Levenberg-Marquadt) δεν απέδωσαν καθόλου, λόγω του ότι ο Ιακωβιανός πίνακας γινόταν 6×7 διάστασης, μη τετραγωνικός, για τις επιθυμητές θέσεις και για αυτό δεν μπορούσε να υπολογιστεί ο αντίστροφος.

6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στη παρούσα εργασία δοκιμάστηκε ο βραχίονας Franka Emika Panda στο ROS και στο περιβάλλον εξομίωση του Gazebo. Το νευρωνικό δίκτυο MLP που προτείνεται μπορεί να γίνει ένα σημαντικό εργαλείο στα πακέτα του ROS για τον συγκεκριμένο χώρο εργασίας με τους εν λόγω περιορισμούς στις γωνίες των αρθρώσεων ή με άλλους περιορισμούς για άλλο χώρο εργασίας. Το μέσο απόλυτο σφάλμα που πέτυχε είναι $MAE = 0.022$. Όπως φαίνεται και από τα γραφήματα έχει σημαντικές επιδόσεις στην ακρίβεια της θέσης και κατεύθυνσης του άκρου εργασίας. Αυτό συμπεραίνεται και από τη τροχιά του κουτιού στο χώρο. Το πρόβλημα των νευρωνικών δικτύων έγκειται στις πολλαπλές λύσεις της αντίστροφης κινηματικής, καθώς το δίκτυο δεν ξέρει ποια λύση να απεικονίσει. Αν υπάρχουν εμπόδια στο περιβάλλον, δυσχεραίνει σημαντικά την κατάσταση, για αυτό πρέπει να υπάρχει ένα στάδιο απόφασης για το ποια λύση πρέπει να επιτευχθεί ή να περιοριστεί το δίκτυο σε τέτοιους περιορισμούς από τον μηχανικό ώστε να υπάρχει μια λύση που προβλέπεται από την αρχή σύμφωνα με το σύνολο δεδομένων που έχει εκπαιδευτεί. Επίσης, θα είχε πολύ μεγάλο ενδιαφέρον να δοκιμασθεί ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου Autoencoder, καθώς το σφάλμα υπολογίζεται στη θέση και την κατεύθυνση του άκρου εργασίας με αποτέλεσμα, να παρέχει πιθανώς καλύτερη απόδοση, ή κάποια άλλη αρχιτεκτονική που να λύνει εμμέσως το πρόβλημα των πολλαπλών λύσεων χωρίς τον περιορισμό του συνόλου δεδομένων.

7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] https://frankaemika.github.io/docs/control_parameters.html. (2017).
- [2] Ahmed R. J. Almusawi, 1. L. (2016, July 18). A New Artificial Neural Network Approach in Solving Inverse. *Computational Intelligence and Neuroscience*, σ. 10.
- [3] AI, D. (n.d.). <https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/perceptron>.
- [4] Andreas Aristidou and Joan Lasenby. (2009). *Inverse Kinematics: a review of existing techniques and introduction of a new fast iterative solver*. Cambridge University Engineering Department.
- [5] Bre, F. (n.d.). https://www.researchgate.net/figure/Artificial-neural-network-architecture-ANN-i-h-1-h-2-h-n-o_fig1_321259051.
- [6] desmos. (n.d.). <https://www.desmos.com/calculator>.
- [7] emika, f. (n.d.). <https://www.franka.de/>.
- [8] Hao Deng, J. X. (2017). Mobile manipulation task simulation using ROS with MoveIt. *IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics*. Okinawa: IEEE.
- [9] Konstantinos D. Polyzos, P. P. (2019). Solving the Inverse Kinematics of Robotic. *Creativity In Intelligent Technologies and Data Science*, σσ. 288-298.
- [10] MUSTAFA T. HUSSEIN, A. S. (2020). ROBOT MANIPULATOR INVERSE KINEMATICS. *Journal of Engineering Science and Technology*, Vol. 15.
- [11] NinjaCalc. (n.d.). <https://ninja-calc.mbedded.ninja/calculators/mathematics/geometry/3d-rotations>.
- [12] Peter Corke, J. H. (2021). Not your grandmother’s toolbox – the Robotics Toolbox reinvented for Python. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Xi'an, China: IEEE .
- [13] Robotics, C. (2015). <https://www.clearpathrobotics.com/assets/guides/melodic/ros/Intro%20to%20the%20Robot%20Operating%20System.html>.
- [14] Robotics, O. (2021). <https://www.ros.org/>.
- [15] Virgala, I. (n.d.). https://www.researchgate.net/figure/Inverse-kinematics-solution-for-two-link-mechanism_fig2_342926426.
- [16] ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ, Δ. (2007). *ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ*. ΑΘΗΝΑ: ΚΛΕΙΔΑΡΙΘΜΟΣ.
- [17] https://www.researchgate.net/publication/323709086_Mobile_manipulation_task_simulation_using_ROS_with_MoveIt