
ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ

Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Συστημάτων Αυτόματου Ελέγχου & Ρομποτικής
Ακαδ. Έτος: 2019-2020



Τίτλος: Εκπαίδευση ρομποτικού χειριστή
WidowX Robot Arm Mark II στην
εκτέλεση ανθρωπομορφικών κινήσεων σε
σενάρια οικιακών εργασιών μέσω
μεθοδολογίας δυναμικών πρωτογενών
κινήσεων



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ

Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Συστημάτων Αυτόματου Ελέγχου & Ρομποτικής
Ακαδ. Έτος: 2019-2020

Επιβλέπων: Κωνσταντίνος Τζαφέστας Αναπληρωτής Καθηγητής, ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή τον Σεπτέμβριο, 2020.

Κ. Τζαφέστας
Αναπληρωτής Καθηγητής ΕΜΠ

Κ. Κυριακόπουλος
Καθηγητής ΕΜΠ

Χ. Ψυλλάκης
Λέκτορας ΕΜΠ

Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
ΑΘΗΝΑ, 17/9/2020



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ

Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Συστημάτων Αυτόματου Ελέγχου & Ρομποτικής
Ακαδ. Έτος: 2019-2020

Χρήστος Νικόλαος Μπουρλής

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Τεχνολογίας Υπολογιστών του
Πανεπιστημίου Πατρών

Copyright © Χρήστος Νικόλαος Μπουρλής, 2020.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved. Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
ΑΘΗΝΑ, 17/9/2020

Πίνακας Περιεχομένων

Παράρτημα Διαγραμμάτων	8
Παράρτημα Πινάκων.....	10
Παράρτημα Εικόνων	10
Παράρτημα Σχημάτων.....	12
Κατάλογος Ορολογίας, Συμβολισμών και Ακρώνυμων	16
Πρόλογος	17
Prologue	18
Περίληψη	19
Abstract.....	20
ΣΚΟΠΟΣ ΚΑΙ ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	21
Εισαγωγή – Σκοπός.....	21
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	25
Δομή Συστήματος DMP για Διακριτές & Περιοδικές Κινήσεις.....	25
1.1 Σχεδιασμός Πρωτογενών Δυναμικών Κινήσεων για Διακριτές και Περιοδικές Κινήσεις (Planning with Discrete & Periodic Dynamic Movement Primitives).....	25
1.2 Δημιουργία Όρου Σύζευξης για Αποφυγή Εμποδίου (Suitable Coupling Term for Obstacle Avoidance)	28
1.3 Εκπαίδευση του Διακριτού & Περιοδικού Πλαισίου Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων (Learning with Discrete & Periodic DMP's).....	30
1.4 Γενίκευση των Εκπαιδευμένων Δεδομένων μέσω του Πλαισίου Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων (Generalization using DMP's)	32
1.5 Αναπαραγωγή των Εκπαιδευμένων Δεδομένων μέσω του Πλαισίου Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων (Reproduction from Demonstrations).....	33
1.6 Εξομάλυνση των Δεδομένων μέσω του Φίλτρου Savitzky - Golay	36
1.7 Μέθοδος Μετρητικής Ομοιότητας (Similarity Measurement Method)	39
1.7.1 Βασικοί Κανόνες Μεθόδου Μετρητικής Ομοιότητας.....	39
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	41
Αρχιτεκτονική Συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για την Αναπαράσταση & Εκτέλεση των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων από το Ρομποτικό Χειριστή WidowX Robot Arm Mark II	41
2.1 Καταγραφή των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων μέσω Μαγνητικού Αισθητήρα (Human Motion Capture via Magnetic Tracker)	41
2.2 Επεξεργασία των δεδομένων των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων στο περιβάλλον MATLAB	42
2.2.1 Ανάλυση γραφικών απεικονίσεων θέσης και προσανατολισμού της διακριτής κίνησης (Human Left To Right Movement) στο περιβάλλον MATLAB.....	42

2.2.2 Ανάλυση γραφικών απεικονίσεων θέσης και προσανατολισμού της περιοδικής κίνησης (Human Periodic Movement) στο περιβάλλον MATLAB.....	45
2.3 Κατασκευή Συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων που αφορά Διακριτές και Περιοδικές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB (DMP Framework for Discrete & Periodic Movements)	48
2.3.1 Διατύπωση Προβλήματος Εκμάθησης των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων (Human Left To Right Movement & Human Right To Left Movements) από την Αρχική Θέση του Ρομποτικού Χειριστή μέσω του συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για Διακριτές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB.....	48
2.3.2 Διατύπωση Προβλήματος Εκμάθησης των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων (Human Left To Right Movement & Human Right To Left Movements) από τη θέση του Αντικειμένου μέσω του συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για Διακριτές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB.....	53
2.3.3 Διατύπωση Προβλήματος Εκμάθησης των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων με Περιοδικό Χαρακτήρα (Human Periodic Movements) μέσω του συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για Διακριτές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB	57
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	60
Δημιουργία Σεναρίων Οικιακών Εργασιών του Ρομποτικού Χειριστή WidowX Robot Arm Mark II με Χρήση Ανθρωπομορφικών Κινήσεων & Προσομοιώσεις στο λειτουργικό σύστημα ROS.....	60
3.1 Περιγραφή Σεναρίων Οικιακών Εργασιών του Ρομποτικού Χειριστή WidowX Robot Arm Mark II (Housekeeping Activities Scenarios of WidowX Robot Arm Mark II)	60
3.2 Ρομποτικός Χειριστής WidowX Robot Arm Mark II	61
3.3 Προσομοίωση των Σεναρίων Οικιακών Εργασιών στο λειτουργικό σύστημα ROS ...	63
3.3.1 Προσομοίωση Πρώτου Σεναρίου Οικιακής Εργασίας στο περιβάλλον ROS	64
3.3.2 Προσομοίωση Δεύτερου Σεναρίου Οικιακής Εργασίας στο περιβάλλον ROS.....	69
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	77
4.1 Αποτελέσματα ως προς τη Λειτουργικότητα του Διακριτού & Περιοδικού Συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων	77
4.2 Αποτελέσματα ως προς τον βαθμό ομοιότητας (Similarity Degree) μεταξύ των ανθρωπομορφικών κινήσεων μέσω της μεθόδου DTW (Dynamic Time Warping)	81
4.3 Αποτελέσματα ως προς τη Διαδικασία Αποφυγής Εμποδίου.....	87
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5	94
5.1 Συμπεράσματα - Μελλοντική Έρευνα	94
Βιβλιογραφία.....	97
1. Lay, K., et al. "MORPHA: Communication and interaction with intelligent, anthropomorphic robot assistants." <i>Tagungsband Statustage Leitprojekte Mensch-Technik-Interaktion in der Wissensgesellschaft (2001)</i>	97

2. Ude, A., Gams, A., Asfour, T., & Morimoto, J. (2010). *Task-specific generalization of discrete and periodic dynamic movement primitives*. *IEEE Transactions on Robotics*, 26(5), 800-815. 97
3. Hägele, Martin, Walter Schaaf, and Evert Helms. "Robot assistants at manual workplaces: Effective co-operation and safety aspects." *Proceedings of the 33rd ISR (International Symposium on Robotics)*. Vol. 7. 2002..... 97
4. *Development of Adaptive Production System to Market Uncertainty–Mobile Robot System*. In: *JARA Robot News*, November 1999, Vol. 12, No. 3, p. 1. 97
5. Schaal, Stefan, Peyman Mohajerian, and Auke Ijspeert. "Dynamics systems vs. optimal control—a unifying view." *Progress in brain research* 165 (2007): 425-445. 97
6. Ijspeert, Auke Jan, et al. "Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors." *Neural computation* 25.2 (2013): 328-373..... 97
7. Ijspeert, Auke Jan, et al. "Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors." *Neural computation* 25.2 (2013): 328-373..... 97
8. CHI, Mingshan, et al. *Learning, Generalization, and Obstacle Avoidance with Dynamic Movement Primitives and Dynamic Potential Fields*. *Applied Sciences*, 2019, 9.8: 1535. 97
9. Ales Ude, Andrej Gams, Tamim Asfour, and Jun Moritomo, "Task Specific Generalization of Discrete and Periodic Dynamic Movement Primitives", *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS*, VOL. 26, NO.5, October 2010..... 97
10. Ijspeert, Auke J., Jun Nakanishi, and Stefan Schaal. "Learning attractor landscapes for learning motor primitives." *Advances in neural information processing systems*. 2003..... 97
11. Ales Ude, Andrej Gams, Tamim Asfour, and Jun Moritomo, "Task Specific Generalization of Discrete and Periodic Dynamic Movement Primitives", *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS*, VOL. 26, NO.5, October 2010. 97
12. Ude, Aleš, et al. "Task-specific generalization of discrete and periodic dynamic movement primitives." *IEEE Transactions on Robotics* 26.5 (2010): 800-815..... 97
13. Ijspeert, Auke Jan, et al. "Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors." *Neural computation* 25.2 (2013): 328-373..... 97
14. Mohammad Sadeghi, Fereidoon Behnia, "Optimum window length of Savitzky-Golay filters with arbitrary order", *Department of Electrical Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran*. 97
15. R. W. Schafer, "What is a Savitzky-Golay Filter?", *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 28, no. 4, pp. 111- 117, Jul. 2011..... 97
16. P.O. Persson, G. Strang" *Smoothing by Savitzky-Golay and Legendre filters*," *IMA Vol. Math. Systems Theory Biol. Comm. Comp. and Finance*, vol. 134, pp. 301-316, 2003. 97
17. C. Chinrungrueng, A. Suvichakorn," *Fast edge-preserving noise reduction for ultrasound images*", *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, no. 3, pp.849-854, Jun. 2001..... 97
18. I. Wrobel, K. Zietak," *On the Legendre based filters of Persson and Strang*", *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 218, No.8,4216- 4233, 2011..... 97
19. M. Halkidi, Y. Batistakis, and M. Vazirgiannis, "On clustering validation techniques," *Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 17, no. 2-3, pp. 107–145, 2001. 98

20.	G. K. Das, H. Mannila, P. Renganatham et al., "Rule discovery from time series," in <i>Proceedings of the 4th International Conference of Knowledge Discovery and Data Mining</i> , R. Agrawal, S. E. Paul, and P. S. Gregory, Eds., pp. 16–22, AAAI Press, New York, NY, USA, 1998. 98	
21.	D. J. Berndt and J. Clifford, "Finding patterns in time series: a dynamic programming approach," in <i>Advances in Knowledge Discovery and Data Mining</i> , pp. 229–248, AAAI/MIT Press, Cambridge, Mass, USA, 1996. 98	
22.	GAO, Shang, et al. <i>A Hybrid Navigation and Image Processing Model with Dynamic Mobile Manipulation</i> . In: <i>2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)</i> . IEEE, 2019. p. 2175-2180. 98	
23.	Asfour, Tamim, et al. "Imitation learning of dual-arm manipulation tasks in humanoid robots." <i>International Journal of Humanoid Robotics</i> 5.02 (2008): 183-202. 98	
24.	C. Mandery, Ö. Terlemez, M. Do, N. Vahrenkamp και T. Asfour, "The KIT Whole-Body Human Motion Database", <i>Διεθνές Συνέδριο για την Προχωρημένη Ρομποτική (ICAR)</i> , σελ. 329 - 336, 2015..... 98	
25.	RILEY, Marcia; UDE, Ales; ATKESON, Christopher G. <i>Methods for motion generation and interaction with a humanoid robot: Case studies of dancing and catching</i> . Georgia Institute of Technology, 2000..... 98	
26.	Karl M. Newell, David E. Vaillancourt, "Dimensional Change in Motor Learning", <i>Department of Kinesiology, The Pennsylvania State University, 146 Recreation Building, University Park, PA 16802, USA</i> 98	
27.	Pastor, P., Kalakrishnan, M., Meier, F., Stulp, F., Buchli, J., Theodorou, E., & Schaal, S. (2013). <i>From dynamic movement primitives to associative skill memories</i> . <i>Robotics and Autonomous Systems</i> , 61(4), 351-361. 98	
	Διαδικτυακές Αναφορές 99	
A.	https://motion-database.humanoid.kit.edu/faq/ 99	
B.	https://motion-database.humanoid.kit.edu/marker_set/ 99	

Παράρτημα Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1.2.1: Διάγραμμα ανάλυσης κίνησης που περιλαμβάνει τη τρέχουσα θέση του διανύσματος δεδομένων \mathbf{p} , το διάνυσμα ταχύτητας \mathbf{v} , τη θέση του εμποδίου \mathbf{o} , την επιτάχυνση \mathbf{ap} που προκύπτει από τον όρο σύζευξης Ct , τη σχετική θέση $(\mathbf{o-p})$ ανάμεσα στη τρέχουσα θέση του συστήματος και του εμποδίου και θ τη γωνία ανάμεσα στο διάνυσμα της ταχύτητας \mathbf{v} και της σχετικής θέσης $(\mathbf{o-p})$ 29

Διάγραμμα 4.2.1: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Left To Right Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον X άξονα. 81

Διάγραμμα 4.2.2: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Left To Right Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον Y άξονα. 82

Διάγραμμα 4.2.3: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Left To Right Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον Z άξονα. 82

Διάγραμμα 4.2.4: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Right To Left Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον X άξονα. 83

Διάγραμμα 4.2.5: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Right To Left Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον Y άξονα. 83

Διάγραμμα 4.2.6: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Right To Left Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον Z άξονα. 84

Διάγραμμα 4.2.7: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικότητα “Humanoid Periodic Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον X άξονα. 84

Διάγραμμα 4.2.8: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικότητα “Humanoid Periodic Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον Y άξονα. 85

Διάγραμμα 4.2.9: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικότητα “Humanoid Periodic Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον Z άξονα. 85

Διάγραμμα 4.3.1: Γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), της ταχύτητας των δεδομένων της κίνησης (m/s), της επιτάχυνσης των δεδομένων της κίνησης (m/s^2), των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), του όρου σύζευξης Ct , της Ευκλείδειας Απόστασης d (m) και των εκπαιδευμένων βαρών W 90

Διάγραμμα 4.3.2: Γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), της ταχύτητας των δεδομένων της κίνησης (m/s), της επιτάχυνσης των δεδομένων της κίνησης (m/s^2), των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), του όρου σύζευξης Ct , της Ευκλείδειας Απόστασης d (m) και των εκπαιδευμένων βαρών W με αύξηση του διανύσματος της ταχύτητας. 91

Διάγραμμα 4.3.3: Γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), της ταχύτητας των δεδομένων της κίνησης (m/s), της επιτάχυνσης των

δεδομένων της κίνησης (m/s^2), των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), του όρου σύζευξης Ct , της Ευκλείδειας Απόστασης d (m) και των εκπαιδευμένων βαρών W με ρύθμιση της παραμέτρου των εκπαιδευμένων βαρών. 93

Παράρτημα Πινάκων

Πίνακας 1.5.1: Σύνοψη των Εξισώσεων του Διακριτού και Περιοδικού Μοντέλου Κινήσεων..... 36

Πίνακας 3.2.1: Στατιστικές πληροφορίες του ρομποτικού χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II*..... 63

Πίνακας 4.1.1: Επιθυμητές τιμές για τον αριθμό N συναρτήσεων βάσης Ψ_i στο πλαίσιο διαδικασίας της εκπαίδευσης για διακριτές και περιοδικές κινήσεις μέσου του συστήματος *DMP*.**Error! Bookmark not defined.**

Παράρτημα Εικόνων

Εικόνα 2.2.1: Απεικόνιση των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων από διαφορετικές θέσεις εντός του χώρου εργασίας του ρομποτικού χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II*. 41

Εικόνα 3.2.1: Διάταξη *WidowX Robot Arm Mark II* με πλήρη ελευθερία κινήσεων 360° 62

Εικόνα 3.2.2: Εύρος λειτουργίας του ρομποτικού χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II*. 62

Εικόνα 3.3.1.1: Εκτέλεση πρώτης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή ***WidowX Robot Arm Mark II*** στο λειτουργικό σύστημα *ROS*. 64

Εικόνα 3.3.1.2: Αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή έπειτα από την εκτέλεση της πρώτης βοηθητικής κίνησης (*horizontal interpolation*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*. 65

Εικόνα 3.3.1.3: Εκτέλεση πρώτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή ***WidowX Robot Arm Mark II*** στο περιβάλλον *ROS*. 65

Εικόνα 3.3.1.4: Θέση κατά την οποία καταλαμβάνει ο ρομποτικός χειριστής έπειτα από την εκτέλεση μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (*Humanoid Left To Right Movement*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*. 66

Εικόνα 3.3.1.5: Εκτέλεση δεύτερης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή ***WidowX Robot Arm Mark II*** στο περιβάλλον *ROS*. 66

Εικόνα 3.3.1.6: Θέση κατά την οποία ο ρομποτικός χειριστής αρπάζει το αντικείμενο που συμμετέχει στο σενάριο οικιακής εργασίας μέσω μιας ακόμη βοηθητικής κίνησης (*Vertical Interpolation*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*. 67

Εικόνα 3.3.1.7: Εκτέλεση δεύτερης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή ***WidowX Robot Arm Mark II*** στο περιβάλλον *ROS*. 67

Εικόνα 3.3.1.8: Ο ρομποτικός χειριστής λαμβάνει τη κατάλληλη θέση μέσω μιας ακόμη ανθρωπομορφικής κίνησης (*Humanoid Left To Right Movement*) έτσι ώστε να εκτελέσει τη διαδικασία του ανακατέματος (*Stirring Procedure*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*. 68

Εικόνα 3.3.1.9: Εκτέλεση περιοδικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Stirring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.....	68
Εικόνα 3.3.1.10: Ο ρομποτικός χειριστής είναι σε θέση να εκτελέσει μια ανθρωπομορφική κίνηση με περιοδικό χαρακτήρα (<i>Humanoid Periodic Movement</i>) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	69
Εικόνα 3.3.2.1: Εκτέλεση πρώτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Pouring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.	70
Εικόνα 3.3.2.2: Αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή έπειτα από την εκτέλεση της πρώτης βοηθητικής κίνησης (<i>horizontal interpolation</i>) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	70
Εικόνα 3.3.2.3: Εκτέλεση πρώτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Pouring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.	71
Εικόνα 3.3.2.4: Θέση κατά την οποία καταλαμβάνει ο ρομποτικός χειριστής έπειτα από την εκτέλεση μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Humanoid Right To Left Movement</i>) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	71
Εικόνα 3.3.2.5: Εκτέλεση δεύτερης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Pouring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.	72
Εικόνα 3.3.2.6: Θέση κατά την οποία ο ρομποτικός χειριστής αρπάζει το αντικείμενο που συμμετέχει στο σενάριο οικιακής εργασίας μέσω μιας ακόμη βοηθητικής κίνησης (<i>Vertical Interpolation</i>) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	72
Εικόνα 3.3.2.7: Εκτέλεση δεύτερης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Pouring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.	73
Εικόνα 3.3.2.8: Ο ρομποτικός χειριστής εκτελεί μια ακόμη ανθρωπομορφική κίνηση (<i>Humanoid Right To Left Movement</i>), τοποθετώντας το συστατικό μέσα στο μπουλ μαγειρικής στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	73
Εικόνα 3.3.2.9: Εκτέλεση τρίτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Pouring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.	74
Εικόνα 3.3.2.10: Ο ρομποτικός χειριστής μεταφέρει το αντικείμενο του συστατικού σε μια νέα θέση εντός του χώρου εργασίας του στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	74
Εικόνα 3.3.2.11: Εκτέλεση τρίτης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Pouring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.	75
Εικόνα 3.3.2.12: Ο ρομποτικός χειριστής λαμβάνει τη κατάλληλη θέση για να τοποθετήσει το αντικείμενο του συστατικού στην επιθυμητή θέση στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	75
Εικόνα 3.3.2.13: Εκτέλεση τέταρτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας « <i>Pouring Procedure</i> » από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II στο περιβάλλον ROS.	76
Εικόνα 3.3.2.14: Ο ρομποτικός χειριστής επιστρέφει στην αρχική του θέση στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.	76

Παράρτημα Σχημάτων

Σχήμα 1.3.1: Γραφική απεικόνιση της μεταβλητής φάσης x στο χρόνο t με αρχική κατάσταση $x=1$ 31

Σχήμα 1.6.1: Εξομάλυνση των δεδομένων μιας επιθυμητής τροχιάς μέσω του φίλτρου Savitzky – Golay στο περιβάλλον MATLAB. 38

Σχήμα 2.2.1.1: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο X Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*). 43

Σχήμα 2.2.1.2: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Y Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*). 43

Σχήμα 2.2.1.3: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Z Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*). 43

Σχήμα 2.2.1.4: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο X Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*). 44

Σχήμα 2.2.1.5: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Y Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*). 44

Σχήμα 2.2.1.6: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Z Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν την μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*). 44

Σχήμα 2.2.1.7: 3D αναπαράσταση των δεδομένων θέσης (*Position – m*) με αρχική και τελική κατάσταση που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*). 45

Σχήμα 2.2.2.1: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο X Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*). 45

Σχήμα 2.2.2.2: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Y Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*). 46

Σχήμα 2.2.2.3: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Z Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*). 46

Σχήμα 2.2.2.4: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο X Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*). 46

Σχήμα 2.2.2.5: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Y Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*). 47

Σχήμα 2.2.2.6: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Z Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*). 47

Σχήμα 2.2.2.7: 3D αναπαράσταση των δεδομένων θέσης (*Position – m*) με αρχική και τελική κατάσταση που αφορούν τη πρώτη καταγραφή μιας Περιοδικής Κίνησης (*Human Periodic Movement*). 47

Σχήμα 2.3.1.1: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (*position m*) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (*Human Left to Right Movement*) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον X -άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II*, των εκτιμήτριων συναρτήσεων βάσης *Kernel* (*Kernel Activation*) και των εκπαιδευμένων βαρών (*Learnt Weights*). 50

Σχήμα 2.3.1.2: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Left to Right Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Y</i> -άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή <i>WidowX Robot Arm Mark II</i> , των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	51
Σχήμα 2.3.1.3: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Left to Right Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Z</i> -άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή <i>WidowX Robot Arm Mark II</i> , των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	51
Σχήμα 2.3.1.4: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Right to Left Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>X</i> -άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή <i>WidowX Robot Arm Mark II</i> , των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	52
Σχήμα 2.3.1.5: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Right to Left Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Y</i> -άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή <i>WidowX Robot Arm Mark II</i> , των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	52
Σχήμα 2.3.1.6: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Right to Left Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Z</i> -άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή <i>WidowX Robot Arm Mark II</i> , των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	53
Σχήμα 2.3.2.1: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Left To Right Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>X</i> -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (<i>Stirring Procedure</i>), των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	54
Σχήμα 2.3.2.2: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Left To Right Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Y</i> -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (<i>Stirring Procedure</i>), των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	54
Σχήμα 2.3.2.3: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Left To Right Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Z</i> -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (<i>Stirring Procedure</i>), των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	55
Σχήμα 2.3.2.4: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Right To Left Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>X</i> -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (<i>Stirring Procedure</i>), των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης <i>Kernel (Kernel Activation)</i> και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	55

Σχήμα 2.3.2.5: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Right To Left Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Y</i> -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (<i>Stirring Procedure</i>), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης <i>Kernel</i> (<i>Kernel Activation</i>) και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	56
Σχήμα 2.3.2.6: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (<i>Human Right To Left Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Z</i> -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (<i>Stirring Procedure</i>), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης <i>Kernel</i> (<i>Kernel Activation</i>) και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	56
Σχήμα 2.3.3.1: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικό χαρακτήρα (<i>Human Periodic Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>X</i> -άξονα), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης <i>Kernel</i> (<i>Kernel Activation</i>) και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	58
Σχήμα 2.3.3.2: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικό χαρακτήρα (<i>Human Periodic Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Y</i> -άξονα), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης <i>Kernel</i> (<i>Kernel Activation</i>) και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>).	58
Σχήμα 2.3.3.3: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (<i>position m</i>) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικό χαρακτήρα (<i>Human Periodic Movement</i>) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον <i>Z</i> -άξονα), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης <i>Kernel</i> (<i>Kernel Activation</i>) και των εκπαιδευμένων βαρών (<i>Learnt Weights</i>)	59
Σχήμα 4.1.1: Αλλαγή του χρόνου εκτέλεσης <i>t</i> (<i>sec</i>) βάσει των δεδομένων μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με διακριτά δεδομένα.	77
Σχήμα 4.1.2: Αλλαγή του χρόνου εκτέλεσης <i>t</i> (<i>sec</i>) βάσει των δεδομένων μιας περιοδικής κίνησης.....	78
Σχήμα 4.1.3: Αλλαγή της συχνότητας <i>Fs</i> βάσει του αριθμού των δεδομένων μιας περιοδικής κίνησης.	79
Σχήμα 4.1.4: Διάγραμμα ενεργοποίησης (<i>Kernel Activation</i>) των Γκαουσιανών συναρτήσεων βάσης για τη περίπτωση των διακριτών κινήσεων.....	80
Σχήμα 4.1.5: Διάγραμμα ενεργοποίησης (<i>Kernel Activation</i>) των <i>Von Mises</i> συναρτήσεων βάσης για τη περίπτωση των περιοδικών κινήσεων.	80
Σχήμα 4.3.1: Γραφική Απεικόνιση των τιμών της γωνίας θ (<i>rad/sec</i>) κατά μήκος του χρόνου με βάση τα δεδομένα της τυχαίας κίνησης.	87
Σχήμα 4.3.2: Γραφική Απεικόνιση του εξωτερικού γινομένου <i>r</i> με βάση τον αριθμό των δεδομένων της τυχαίας κίνησης.	88
Σχήμα 4.3.3: Γραφική Απεικόνιση του μοναδιαίου διανύσματος <i>ro</i> κατά μήκος του χρόνου <i>t</i> (<i>sec</i>).	88
Σχήμα 4.3.4: Γραφική Απεικόνιση της <i>Rodrigue</i> Φόρμουλας κατά μήκος του χρόνου <i>t</i> (<i>sec</i>).	89

Σχήμα 4.3.5: Τρισδιάσταση απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές, των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και της θέσης του εμποδίου.....	90
Σχήμα 4.3.6: Τρισδιάσταση απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές, των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και της θέσης του εμποδίου με αύξηση του διανύσματος της ταχύτητας.....	92
Σχήμα 4.3.7: Τρισδιάσταση απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές, των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και της θέσης του εμποδίου με ρύθμιση της παραμέτρου των εκπαιδευμένων βαρών.	93

Κατάλογος Ορολογίας, Συμβολισμών και Ακρώνημων

ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΟΡΟΛΟΓΙΑ	ΑΓΓΛΙΚΗ ΟΡΟΛΟΓΙΑ	ΑΚΡΩΝΥΜΟ
Πρωτογενείς Δυναμικές Εξισώσεις	Dynamic Movement Primitives	DMP
Φίλτρο Savitzky - Golay	Savitzky – Golay Filter	SGF
Τοπικά Σταθμισμένη Διαδικασία Παλινδρόμησης	Locally Weighted Progress Regression	LWPR
Μοντέλα Markov	Hidden Markov Models	HMM
	Master Motor Motions	MMM
Αισθητήρας Θέσεως	Position Sensor	MX
Αδρανειακή Μονάδα Μέτρησης	Inertial Measurement Unit	IMU
Λειτουργικό Ρομποτικό Σύστημα	Robot Operating System	ROS

Πρόλογος

Η συμβολή των ρομπότ στη σημερινή εποχή έχει επιδράσει διαδραστικά στο επίπεδο καθημερινής ζωής του ανθρώπου, εκτελώντας συγκεκριμένες επαναλαμβανόμενες λειτουργίες με σκοπό να ολοκληρώσουν εργασίες επικίνδυνες ή δύσκολα πραγματοποιήσιμες από τον άνθρωπο ή και ακόμη οικιακές εργασίες. Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία επιδιώκει να αναπτύξει ολοκληρωμένα σενάρια ανθρωπομορφικών κινήσεων τα οποία θα εκτελεστούν από ρομποτικό χειριστή με στόχο την επίτευξη σεναρίων οικιακών εργασιών όπως για παράδειγμα αποτελούν οι διαδικασίες ανακατέματος συστατικών μέσα σε ένα μπολ μαγειρικής (Stirring Procedure) ή η τοποθέτηση ενός συστατικού μέσα σε αυτό (Pouring Procedure).

Οι συγκεκριμένες ανθρωπομορφικές κινήσεις καταγράφηκαν αρχικά με τη χρησιμοποίηση ενός μαγνητικού καταγραφέα (magnetic tracker) εντός του χώρου εργασίας του ρομποτικού χειριστή. Έχοντας επεξεργαστεί κατάλληλα τα δεδομένα των καταγραφόμενων κινήσεων στο περιβάλλον MATLAB, μέσω του μοντέλου πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων DMP, καταφέραμε σε πρώτη φάση να παράγουμε πολλαπλές κινήσεις με χαρακτηριστική ομοιότητα σε σύγκριση με τις αρχικές μας καταγραφές, εξασφαλίζοντας με αυτό το τρόπο να μην ξεπεράσουν τα όρια εργασίας του ρομποτικού χειριστή.

Άρα, έχοντας δομήσει δυο βασικά σενάρια οικιακών εργασιών και λαμβάνοντας υπόψιν τις συγκεκριμένες κινήσεις, εκτελέσαμε ορισμένες προσομοιώσεις στο λειτουργικό σύστημα ROS έτσι ώστε να διασφαλιστεί ότι οι παραγόμενες κινήσεις είναι υλοποιήσιμες από το ρομποτικό χειριστή. Τα σενάρια παραγωγής ρομποτικών κινήσεων υλοποιήθηκαν θεωρώντας ως ρομποτικό χειριστή για την εκτέλεση των εργασιών τον εργαστηριακού τύπου βραχίονα WidowX Robot Arm Mark II. Τέλος, γίνεται μια εκτεταμένη αναφορά γύρω από ενδεχόμενες παρατηρήσεις και συμπεράσματα σχετικά με την διαδικασία υλοποίησης των παραπάνω καθώς και κομμάτια τα οποία αναφέρονται επιγραμματικά και προσφέρονται για μελλοντική έρευνα.

Θα ήθελα στο σημείο αυτό να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου κο Τζαφέστα Κωνσταντίνο για τη δυνατότητα που μου έδωσε να εργασθώ και να συμβάλλω στην επίτευξη ενός θέματος με προοπτικές εξέλιξης στο τομέα της Ρομποτικής. Οι παραγωγικές υποδείξεις του και το πολύ καλό κλίμα συνεργασίας συνέβαλαν τα μέγιστα για τη κάταρτιση της μεταπτυχιακής μου εργασίας.

Επίσης ευχαριστίες απευθύνω στον υποψήφιο διδακτορικό Δομέτιο Αθανάσιο για τη πολύτιμη προσφορά του καθόλη τη διάρκεια εκπόνησης της μεταπτυχιακής μου εργασίας.

Τέλος, οφείλω να ευχαριστήσω όλους τους καθηγητές μου και το Προσωπικό του Διατμηματικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου για τις πολύτιμες γνώσεις που μου προσέφεραν κατά τη διάρκεια της φοίτησής μου.

Χρήστος Νικόλαος Μπουρλής
Αθήνα, 17/9/2020

Prologue

Nowadays, the contribution of robots has an interactive effect on the level of daily human life, performing repetitive functions in order to complete dangerous or difficult tasks that cannot be performed by human or even housekeeping activities. The present work seeks to develop integrated humanoid motions to be performed by a robotic manipulator to accomplish scenarios of housekeeping activities such as stirring or pouring procedures. These humanoid motions were initially recorded using a magnetic tracker inside robot's operating workspace. Having properly processed the data of these recorded movements in MATLAB environment, with the usage of Dynamic Movement Primitives Model, we were capable of effectively generating multiple trained movements with a characteristic similarity to our original recordings, thereby ensuring that the robot's operating workspace boundaries would not be exceeded. So, having structured two basic scenarios of housekeeping activities (Stirring & Pouring Procedures) according to these humanoid trained motions, we executed some simulations with the help of operating system ROS to make sure they were workable by robot manipulator. The robotic scenarios and movements were produced considering the WidowX Robot Arm Mark II manipulator as the experimental implementation laboratory testbed for executing and testing those tasks. Finally, there is an extensive reference to possible observations and conclusions of the above as well as parts which we were not able to implement but are offered for future research.

At this point, I would like to warmly thank my supervising professor, Mr. Tzafestas Konstantinos, for giving me the opportunity to work and contribute to the development of a subject in the field of Robotics. His productive suggestions and the very good atmosphere of cooperation contributed greatly to the development of my master's thesis. I would also like to thank the PhD candidate Dometios Athanasios for his valuable contribution throughout the elaboration of my master's thesis.

Finally, I would like to thank all my professors and the Staff of the Postgraduate Program of the National Technical University of Athens for the valuable knowledge they offered me during my studies.

Christos Nikolaos Bourlis
Athens, 17/9/2020

Περίληψη

Στο **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1**, αναφέρεται επιγραμματικά το θεωρητικό υπόβαθρο του πλαισίου πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές και περιοδικές κινήσεις, δηλαδή όλες οι δυναμικές εξισώσεις που διέπουν το συγκεκριμένο σύστημα, ο τρόπος με τον οποίο το σύστημα υποβάλλεται σε μια ευσταθή κατάσταση, οι εξισώσεις που περιγράφουν χαρακτηριστικά τη διαδικασία εκπαίδευσης και γενίκευσης των τροχιών που αντικατοπτρίζουν τις κινήσεις του ανθρώπινου χειριστή προς εκτέλεση αυτών από το ρομπότ, καθώς επίσης γίνεται αναφορά για την εξομάλυνση των δεδομένων των συγκεκριμένων τροχιών μέσω του φίλτρου Savitzky - Golay. Τέλος, περιγράφεται η μέθοδος DTW (Dynamic Time Warping) μέσω της οποίας υπολογίζεται ο βαθμός ομοιότητας ανάμεσα στα εκπαιδευμένα δεδομένα των ανθρωπομορφικών κινήσεων και στα δεδομένα των αρχικών καταγραφών που έχουν αναπαραχθεί μέσω του μαγνητικού καταγραφέα.

Στο **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2**, περιγράφεται αρχικά ο τρόπος καταγραφής των ανθρώπινων κινήσεων και επεξεργασίας των δεδομένων τους καθώς επίσης η αρχιτεκτονική του συστήματος DMP που δημιουργήθηκε στο περιβάλλον MATLAB ούτως ώστε να εκπαιδευτούν κατάλληλα οι συγκεκριμένες κινήσεις και να είναι πρακτικά υλοποιήσιμες από το ρομποτικό χειριστή.

Στο **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3** που ακολουθεί γίνεται μια αναλυτική περιγραφή των σεναρίων των κινήσεων που θα δομήσουν δυο βασικές οικιακές εργασίες (Stirring & Pouring Procedures) με τη χρησιμοποίηση συγκεκριμένων αντικειμένων στο χώρο εργασίας του ρομποτικού χειριστή. Επιπλέον, γίνεται μια εκτενής περιγραφή κατασκευαστικών στοιχείων και ορίων λειτουργίας του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II. Τέλος, τα σενάρια αυτά εκτελούνται από το ρομποτικό χειριστή μέσω κατάλληλων προσομοιώσεων στο λειτουργικό σύστημα ROS.

Στο **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4** αναπτύσσονται αποτελέσματα που προκύπτουν κατά την εκτέλεση της διαδικασίας εκπαίδευσης, αναπαραγωγής και γενίκευσης των δεδομένων ανθρωπομορφικών κινήσεων μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων. Αυτά αφορούν τροποποιήσεις ως προς το χρόνο εκτέλεσης των συγκεκριμένων κινήσεων, τη τιμή της συχνότητας, τον αριθμό των συναρτήσεων βάσης καθώς επίσης και τη τιμή των αναπαραγόμενων βαρών που προκύπτουν κατά τη διάρκεια αναπαραγωγής των κινήσεων. Επίσης, καταγράφονται αναλυτικά αποτελέσματα ως προς το βαθμό ομοιότητας μεταξύ των δεδομένων των εκπαιδευμένων ανθρωπομορφικών κινήσεων και των δεδομένων από τις αρχικές καταγραφές μέσω της μεθόδου DTW (Dynamic Time Warping). Επιπλέον, περιγράφονται και τα αποτελέσματα όπως αυτά καταγράφηκαν μέσω της διαδικασίας αποφυγής εμποδίου (Obstacle Avoidance).

Στο **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5**, αναπτύσσονται συμπεράσματα αναφορικά με το στόχο της συγκεκριμένης μεταπτυχιακής εργασίας και πως ο ρομποτικός χειριστής μπορεί να εκτελέσει μια ικανότητα από ένα ανθρώπινο χειριστή όπου στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι να εκτελέσει ανθρωπομορφικές κινήσεις και πως αυτή η ικανότητα χρίζει περαιτέρω βελτίωσης μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων.

Abstract

In **CHAPTER 1**, the theoretical background of the Dynamic Movement Primitives Framework for Discrete and Periodic Movements is summarized, in other words all the dynamic equations governing the specific system, the way in which the system is subjected to a stable state, the equations that characteristically describe the training process and generalization of the orbits that reflect the movements of the human operator to execute them by the robot, as well as reference is made to the normalization of the data of the specific orbits via the Savitzky - Golay filter. Finally, DTW (Dynamic Time Warping) method is being proposed in which the degree of similarity is calculated between the generalized data of the humanoid movements and the data of the initial recordings that have been gathered with the usage of magnetic tracker.

In **CHAPTER 2** the way to record human movements and process their data is being described, as well as the architecture of the DMP system created in the MATLAB environment so that these movements can be properly trained and practically implemented by WidowX Robot Arm Mark II.

In **CHAPTER 3**, which follows, a detailed description of the scenarios of the movements that will structure two basic household procedures (Stirring & Pouring Procedures) is made by using specific objects inside robot's workspace. In addition, an extensive description of structural information and operational limits of WidowX Robot Arm Mark II is summarized. Finally, these scenarios are executed by the robotic operator through appropriate simulations in ROS.

In **CHAPTER 4**, results are being developed according to the disposal of learning, reproduction and generalization procedures for the data of humanoid movement with respect to Dynamic Movement Primitives system. These include changes in time execution of the specific movements, the value of frequency, the number of basis functions as well as the value of the reproduced weights that occur during the process of reproduction. Also, detailed results are being recorded in terms of the degree of similarity between the generalized data of the humanoid movements and the data of the initial recordings through Dynamic Time Warping method. Finally, there is an extensive reference of results based on obstacle avoidance method.

In **CHAPTER 5**, conclusions about the goal of this thesis are being described and how a robot manipulator can acquire a learned skill specifically the execution of humanoid movements from a human and subsequently improve this skill by DMP Learning.

ΣΚΟΠΟΣ ΚΑΙ ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Εισαγωγή – Σκοπός

Τα ρομποτικά συστήματα, εκτός των παραδοσιακών βιομηχανικών εφαρμογών που έχουν παρουσιάσει πρωτότυπη ανάπτυξη, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την διευκόλυνση βασικών λειτουργιών και ανθρώπινων απαιτήσεων τόσο στο κοινωνικό όσο και στο εργασιακό περιβάλλον όπως για παράδειγμα είναι τα ρομπότ διαφόρων υπηρεσιών (service robots) ή βοηθοί ρομπότ (robot assistants) ή ρομποτικοί χειριστές (robot manipulators), τα οποία εκπαιδεύονται κατάλληλα μέσω συγκεκριμένων διαδικασιών ανάλογα με τις εργασιακές απαιτήσεις που διαδραματίζονται στο χώρο εργασίας τους και συνδράμουν στην εκτέλεση βασικών καθηκόντων του ανθρώπου με σκοπό να διευκολύνουν τη καθημερινότητά του (1). Οι συγκεκριμένες κατηγορίες των ρομπότ σε μη-τροποποιημένα φυσικά περιβάλλοντα που κατοικούνται από τον άνθρωπο εμφανίζουν ορισμένους περιορισμούς, οι οποίοι είναι ασύγκριτα υψηλότεροι από αντίστοιχους που προκύπτουν για τα βιομηχανικά ρομπότ (industrial robots). Αυτοί οι περιορισμοί αφορούν τις ικανότητες αντίληψης των ρομπότ, τη κινητικότητά τους, την επιδεξιότητά τους καθώς επίσης το προγραμματισμό των καθηκόντων τους, τη συλλογή και τη λήψη αποφάσεων.

Η σημερινή διαθέσιμη τεχνολογία ανταποκρίνεται σε αυτές τις απαιτήσεις για ένα περιορισμένο φάσμα. Ένας περιοριστικός παράγοντας μπορεί να αποτελέσει η έλλειψη διεπαφών, η οποία επιτρέπει μια φιλική προς τον άνθρωπο, ευέλικτη επικοινωνία και αλληλεπίδραση με το ρομπότ. Οι διεπαφές αυτές είναι απαραίτητες για τον αποτελεσματικό προγραμματισμό και εκπαίδευση των ρομπότ, γεγονός που αποτελεί με τη σειρά του προϋπόθεση για μια ευέλικτη χρήση της συγκεκριμένης κατηγορίας ρομπότ (2). Ως εκ τούτου για να υπάρχει ένας υψηλός βαθμός αλληλεπίδρασης ανθρώπου και ρομπότ, θα πρέπει οι κινήσεις που θα εκτελέσει για να φέρει εις πέρας μια διαδικασία να περάσουν από ορισμένα στάδια έτσι ώστε να παράγονται προηγμένες δεξιότητες αντίληψης για τη σωστή λειτουργικότητα ενός αναπτυσσόμενου εργασιακού περιβάλλοντος. Η εκπαίδευση αυτών των ικανοτήτων και συμπεριφορών, γνωρίζοντας ότι μπορεί να αξιοποιηθεί για την εκτέλεση μιας εργασίας (task) από τη συγκεκριμένη κατηγορία ρομπότ, ανεξαρτήτως της διάταξής τους στο πραγματικό κόσμο, αποτελεί ένα δύσκολο θέμα εξαιτίας του μεγάλου σε μέγεθος ερευνητικού χώρου που βασίζεται το συγκεκριμένο θέμα. Το μέγεθος αυτό της έρευνας εξαρτάται σημαντικά τόσο από το βαθμό ελευθερίας των ρομπότ όσο και από τον αριθμό των αντικειμένων που αλληλεπιδρούν μαζί τους προκειμένου να δημιουργηθούν ολοκληρωμένα σενάρια εργασιών.

Για να αποφευχθούν αυτού του είδους τα προβλήματα που αναπτύσσονται κατά τη διάρκεια της έρευνας, είναι αναγκαίο τα ρομπότ να εκπαιδευτούν κατάλληλα μέσω προγραμματισμού των καθηκόντων τους όπως αναφέρθηκε παραπάνω ούτως ώστε να μπορούν να εκτελέσουν συγκεκριμένες εργασίες που τους ανατίθενται. Άρα, το πρώτο στάδιο αφορά την εύρεση ή καταγραφή κατάλληλων τροχιών οι οποίες μπορούν να δημιουργηθούν με πολλές τεχνικές. Μια από αυτές αποτελεί η περίπτωση του οπτικού ή μαγνητικού καταγραφέα (optical or magnetic tracker), η οποία χρησιμοποιείται στις περισσότερες περιπτώσεις για την αποτύπωση βασικών κινήσεων των ανθρωποειδών ρομπότ (humanoid robots). Αξίζει να σημειωθεί ότι η τεχνική του μαγνητικού καταγραφέα χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια της συγκεκριμένης εργασίας για τη καταγραφή ανθρωπομορφικών κινήσεων η οποία θα αναλυθεί εκτενέστερα σε επόμενο κεφάλαιο.

Το δεύτερο στάδιο αφορά την επιλογή του συστήματος που θα μας δώσει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα ως προς τη διαδικασία εκπαίδευσης των ανθρωπομορφικών κινήσεων. Υπάρχουν πολλές μέθοδοι εκπαίδευσης πολλαπλών ανθρωπομορφικών κινήσεων όπως για παράδειγμα αποτελούν τα μοντέλα Markov (Hidden Markov Models – HMMs) με βάση τις διατυπώσεις των T. Asfour, P. Azad, F. Gyarfas και R. Dillman (21),(22). Ενώ τα μοντέλα Markov έχουν γίνει πολύ δημοφιλή για τη χρησιμότητά τους στην αναγνώριση χειρονομιών (gestures) ή ομιλίας (speech), δεν έχουν ακόμη χρησιμοποιηθεί ευρέως για τεχνικές αναπαραγωγής κινήσεων. Έτσι, στα πλαίσια υλοποίησης της μεταπτυχιακής εργασίας, καταφύγαμε στη χρησιμοποίηση του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων (Dynamic Movement Primitives – DMPs) προκειμένου να εκπαιδευσουμε και να αναπαράγουμε ένα σύνολο από ανθρωπομορφικές κινήσεις με στόχο να εμπλουτίσουμε συγκεκριμένα σενάρια οικιακών εργασιών. Ο σχεδιασμός του συγκεκριμένου συστήματος αντικατοπτρίζει ένα γενικό σύστημα εκπαίδευσης για μη-γραμμικά δυναμικά συστήματα το οποίο προϋποθέτει μια βασική ευστάθεια (basic stability) και ιδιότητες σύγκλισης των εκπαιδευμένων μη-γραμμικών συστημάτων.

Το σύστημα πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων περιγράφεται όπως θα δούμε αναλυτικά και στο πρώτο κεφάλαιο από ένα απλό γραμμικό σύστημα διαφορικών εξισώσεων δεύτερης τάξης στο οποίο παρουσιάζεται ένας μη-γραμμικός όρος που ονομάζεται οδηγός δύναμη f . Γίνεται μια σημαντική προσπάθεια ούτως ώστε ο μη-γραμμικός όρος να προσεγγιστεί κατά τμήματα με τη συμβολή των εκτιμητριών συναρτήσεων Kernel. Η μη-γραμμικότητα προήλθε από τη χρησιμοποίηση του όρου της οδηγού δύναμης f όπου στα πλαίσια της συγκεκριμένης εργασίας περιγράφεται από ένα σύστημα εξισώσεων, λαμβάνοντας υπόψιν τη μεταβλητή φάσης x , για το οποίο αποδεικνύεται η ύπαρξη ασυμπτωτικής σύγκλισης στο μοναδικό σημείο έλξης g , δηλαδή σε μια τελική κατάσταση. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι κινήσεις που εκτελεί ο ρομποτικός χειριστής αποτελούνται από δεδομένα στο τρισδιάστατο χώρο με αρχικό και τελικό σημείο. Έτσι, χρησιμοποιώντας μια μη-γραμμική προσέγγιση για τον όρο της οδηγού δύναμης f η οποία προστίθεται στο κατάλληλα διαμορφωμένο δυναμικό σύστημα DMP, δημιουργούμε ένα κατάλληλο μη-γραμμικό δυναμικό μοντέλο για την κατάσταση που δομούν τα σενάρια των οικιακών εργασιών. Ο μη-γραμμικός όρος της οδηγού δύναμης μπορεί να παρουσιαστεί ως έναν αυτόνομο όρο σύζευξης ο οποίος μπορεί να εκπαιδευτεί με βασικές τεχνικές εκπαίδευσης οι οποίες είναι γραμμικές σε ανοιχτές παραμέτρους. Ακόμη, το σύστημά μας δεν θέλαμε να παρεμβάλεται από χρονικές εξαρτήσεις και για το λόγο αυτό χρησιμοποιήσαμε το μη-γραμμικό όρο της οδηγού δύναμης f .

Το επόμενο στάδιο αφορά την αναπαραγωγή (reproduction) των εκπαιδευμένων κινήσεων η οποία βέβαια δεν είναι χρήσιμη για περιπτώσεις κατά τις οποίες απαιτείται η διαχείριση των αντικειμένων όπου οι παρατηρούμενες κινήσεις θα πρέπει να προσαρμοστούν με βάση τη κατάσταση του ρομποτικού χειριστή αλλά και των θέσεων των αντικειμένων στο χώρο εργασίας. Όμως, το κομμάτι που αφορά την αναπαραγωγή μέσω πρώτα εκπαίδευσης των κινήσεων (reproduction from demonstrations) υπογραμμίζει τη σημαντικότητα της εκτέλεσης των εργασιών κατά τμήματα από τα ρομπότ (segmentation) και την εξαγωγή σημαντικών στοιχείων δράσης τους. Το τελικό στάδιο όπου θα πρέπει να εστιάσουμε σημαντικά είναι η γενίκευση των κινήσεων (generalization), δηλαδή έχοντας εκπαιδεύσει κατάλληλα τις τροχιές και παίρνοντας επιτυχώς το στάδιο της αναπαραγωγής τους, ορίζοντας οποιοδήποτε αρχικό και τελικό στόχο, οι συντεταγμένες των οποίων θα βρίσκονται εντός του χώρου εργασίας, το ρομπότ να μπορεί να προσαρμόζεται με βάση τις συγκεκριμένες συνθήκες και να εκτελεί τις συγκεκριμένες εκπαιδευμένες κινήσεις.

Έχοντας δομήσει κατάλληλα τα προηγούμενα στάδια, μπορεί να γίνει εφικτή η επικοινωνία μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ και να υλοποιηθεί κατάλληλα μέσω καναλιών επικοινωνίας και πιο συγκεκριμένα με βάση τη φυσική γλώσσα (nature language) ή τις περιπτώσεις των χειρονομιών (gestures) ή μιμήσεων (mimetic) τα οποία συμβάλλουν σε μια ευρύτερη κατανόηση των καταστάσεων ή μιας διαδικασίας και συμβάλλουν διαδραστικά στη σχέση ανθρώπου και ρομπότ. Με αυτό τον τρόπο, μια ασφαλή και ευέλικτη συνεργασία μεταξύ του ρομπότ και του ανθρώπινου χειριστή μπορεί να αποτελέσει μια υποσχόμενη ιδέα για να επιτευχθεί καλύτερα και αποτελεσματικότερα μεγαλύτερο ποσοστό παραγωγικότητας στο εργασιακό περιβάλλον (3). Έτσι, τα ρομπότ μπορούν να εξελιχθούν ως έξυπνοι βοηθοί (clever helpers) σε περιβάλλοντα εκτέλεσης διαφόρων κατασκευών όπως εργασίες μεταφοράς, συναρμολόγησης, χειρισμού, κατεργασίας και μέτρησης. Μελλοντικά σενάρια παραγωγής θα υποβάλλονται με μεγαλύτερη ευελιξία για την επίτευξη μεγαλύτερου όγκου παραγωγής καθώς και αντίστοιχου προϊόντος ως προς τη διάρκεια ζωής (4). Ομοίως, ο βιομηχανικός αυτοματισμός θα αντιμετωπίσει νέες προκλήσεις αναφορικά με τις απαιτήσεις που επιβάλλει ο γρήγορος ρυθμός ευελιξίας και δημιουργούνται από διεργασίες που εφαρμόζονται σε σειριακές παραγωγές ή λειτουργικά μεταβλητά προϊόντα που βασίζονται σε ενότητες και πλατφόρμες.

Οι ευέλικτες λύσεις αυτοματισμού θα εξαρτώνται συστηματικά από το ρυθμό ανάπτυξης της τεχνολογίας των ρομπότ. Ωστόσο, συμβατικά ρομπότ βρίσκουν περιορισμούς για το αν η εκτέλεση μιας εργασίας απαιτεί ένα επίπεδο αντίληψης, επιδεξιότητας και λογικής η οποία δεν μπορεί να πραγματοποιηθεί τεχνικά με ένα οικονομικά αποδοτικό (cost-effective) ή σθεναρό (robust) τρόπο. Μέσα στα πλαίσια εκτέλεσης μιας χειρονακτικής εργασίας, λιγότερο απαιτητικές υπό-εργασίες μπορούν να εξακολουθούν να πραγματοποιούνται αυτόματα. Μια ασφαλής και ευέλικτη συνεργασία ανάμεσα σε ρομπότ και χειριστή μπορεί να αποτελέσει έναν υποσχόμενο τρόπο για την επίτευξη μιας καλύτερης παραγωγικότητας σε ένα πιο ευέλικτο σύστημα εργασίας.

Σκοπός

Σκοπός της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας ήταν αρχικά να κατανοήσουμε τη λειτουργικότητα, τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο, των πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές και περιοδικές κινήσεις (Dynamic Movement Primitives – Discrete & Periodic DMPs), η γνώση των οποίων μας βοήθησε αρχικά να αναπαραστήσουμε με επιτυχία ανθρωπομορφικές κινήσεις και μετέπειτα να σχηματίσουμε πολλαπλές τέτοιες κινήσεις με χαρακτηριστική ακρίβεια μέσω του DMP συστήματος ούτως ώστε να δημιουργήσουμε σενάρια οικιακών εργασιών τα οποία θα εκτελεστούν με τη βοήθεια του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II. Έτσι, δημιουργήσαμε δυο βασικά σενάρια οικιακών εργασιών που θα βασίζονται σε ανθρωπομορφικές κινήσεις (Scenarios of Housekeeping Activities):

Το πρώτο αφορά μια διαδικασία “ανακατέματος” ή αλλιώς “*Stirring Procedure*”, όπου ο ρομποτικός χειριστής εκτελεί μια σύνθεση διακριτών και περιοδικών κινήσεων ούτως ώστε αρχικά να μπορεί να πιάσει το συστατικό που είναι να αναμιχθεί και μετέπειτα να το τοποθετήσει μέσα σε ένα μεγαλύτερο αντικείμενο (Cooking Bowl) το οποίο κατέχει μια συγκεκριμένη θέση στο χώρο εργασίας του. Έτσι, θα μπορεί μετέπειτα να εκτελέσει τη διαδικασία του ανακατέματος, δηλαδή να εκτελέσει πολλαπλές κυκλικές κινήσεις για να ολοκληρωθεί το συγκεκριμένο σενάριο.

Το δεύτερο αφορά μια διαδικασία τοποθέτησης ενός συστατικού μέσα σε ένα μεγαλύτερο αντικείμενο (Cooking Bowl) ή αλλιώς “*Pouring Procedure*”, όπου ο ρομποτικός χειριστής εκτελεί αποκλειστικά μια σύνθεση διακριτών κινήσεων και βοηθητικών (Interpolation) ούτως ώστε να φτάσει στο επιθυμητό σημείο πάνω από το μεγαλύτερο αντικείμενο που ευρίσκεται στο χώρο εργασίας και να ρίξει το συστατικό μέσα σε αυτό. Εφόσον ολοκληρώσει τη συγκεκριμένη διεργασία, θα τοποθετήσει το συγκεκριμένο συστατικό σε κάποιο άλλο σημείο του χώρου εργασίας του και θα επιστρέψει στην αρχική του κατάσταση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Δομή Συστήματος DMP για Διακριτές & Περιοδικές Κινήσεις

1.1 Σχεδιασμός Πρωτογενών Δυναμικών Κινήσεων για Διακριτές και Περιοδικές Κινήσεις (Planning with Discrete & Periodic Dynamic Movement Primitives)

Τα μη-γραμμικά δυναμικά συστήματα έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολλούς κλάδους πολύπλοκων μοντέλων (complex models) όπως είναι ο βιολογικός έλεγχος κινητήρα (biological motor control), τα ρομποτικά συστήματα, η πρόβλεψη κίνησης σε αυτοκινητόδρομο (traffic prediction), η νευροεπιστήμη (neuroscience). Ενώ λοιπόν η απροσδόκητη συμπεριφορά αυτών των μη-γραμμικών δυναμικών συστημάτων βρίσκεται στο επίκεντρο των ερευνών, εξίσου σημαντικό αποδεικνύεται το γεγονός ότι πρέπει να καθοριστεί μια συμπεριφορά ως προς το μη-γραμμικό δυναμικό σύστημα με συγκεκριμένο στόχο (goal) όπως για παράδειγμα μπορεί να χαρακτηριστεί μια ευσταθή κίνηση από ένα σύστημα συζευγμένων ταλαντωτών (coupled oscillators) κάτω από κατάλληλη καθοδήγηση. Η μοντελοποίηση των συγκεκριμένων συστημάτων καθίσταται εξαιρετικά δύσκολη λόγω της παραμέτρου ευαισθησίας, των σύνθετων μεταβάσεων φάσεων των αποκρίσεων σε μικρές αλλαγές των παραμέτρων και στη δυσκολία ανάλυσης και πρόβλεψης της συμπεριφοράς τους. Έτσι, ένα σημαντικό κομμάτι μοντελοποίησης των μη-γραμμικών δυναμικών συστημάτων αποτελεί αναμφίβολα η κατασκευή του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές και περιοδικές κινήσεις με τη συμβολή στατιστικών τεχνικών εκπαίδευσης. Με βάση τα παραπάνω, θα προσπαθήσουμε να αναλύσουμε θεωρητικά ένα πλαίσιο πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων (DMP – Discrete & Periodic Dynamic Movement Primitives Framework) το οποίο θα περιγράφεται από μη-γραμμικές διαφορικές εξισώσεις και θα μας επιτρέπει κάθε φορά να τις προσαρμόζουμε με ευελιξία έτσι ώστε να περιγράψουμε με αυτό τον τρόπο επιθυμητές κινήσεις του ρομποτικού χειριστή με βάση τα δεδομένα (XYZ) που έχουμε καταγράψει από ανθρωπομορφικές κινήσεις χωρίς την ανάγκη χειροκίνητης ρύθμισης των παραμέτρων και το κίνδυνο αστάθειας των διαφορικών εξισώσεων.

Αρχικά, θα δώσουμε μια μαθηματική προσέγγιση ενός διακριτού δυναμικού συστήματος (Discrete Dynamic System) για την επίτευξη των πολύπλοκων κινήσεων του ρομποτικού χειριστή, όπου υπάρχει και ανάλογη προσέγγιση για τη περίπτωση ενός ρυθμικού συστήματος (Rhythmic System). Υποθέτουμε ότι υπάρχει ένα βασικό σύστημα (Attractive System) το οποίο περιγράφεται από μια δυναμική δεύτερης τάξης (Second Order Dynamics) όπως αναλυτικά περιγράφεται από τους Auke Jan Ijspeert, Jun Nakanishi, Heiko Hoffmann, Peter Pastor και Stefan Schaal (5),(6):

$$\begin{cases} \tau \dot{z} = \alpha_z (\beta_z (g - y) - z) + f \\ \tau \dot{y} = z \end{cases} \quad (1.1.1)$$

όπου g είναι μια γνωστή τελική κατάσταση (Goal State), α_z, β_z είναι χρονικές σταθερές (Time Constants) και y, \dot{y} αντιστοιχούν στην επιθυμητή θέση και ταχύτητα (Desired Position & Velocity) που παράγονται από τη παραπάνω εξίσωση. Τα y, \dot{y} θα μπορούσαν να αποτελέσουν επιθυμητές καταστάσεις ενός συστήματος με ένα βαθμό ελευθερίας όπως είναι η κάμψη και η επέκταση ενός αγκώνα. Χωρίς τον όρο της οδηγού δύναμης f (Forcing Term), η παραπάνω εξίσωση αποτελεί μια διαμόρφωση πρώτης τάξης ενός γραμμικού συστήματος ελατηρίου-αποσβεστήρα και μετά από

κάποια αναδιαμόρφωση οι χρονικές σταθερές $\mathbf{a}_z, \mathbf{\beta}_z$ ερμηνεύονται ως ακαμψία (Stiffness) ελατηρίου και απόσβεσης (Damping) αντίστοιχα. Ρυθμίζοντας κατάλληλα τις παραμέτρους και για $\mathbf{f} = \mathbf{0}$, οι παραπάνω εξισώσεις δημιουργούν ένα ολικά ευσταθές γραμμικό δυναμικό σύστημα με τη τελική κατάσταση \mathbf{g} να αποτελεί μοναδικό σημείο έλξης (Unique Attractor Point).

Στόχος μας είναι να ενσωματώσουμε τον όρο της οδηγού δύναμης \mathbf{f} μέσα στην αρχική εξίσωση με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να είμαστε σε θέση να αλλάξουμε την εκθετική και μονοτονική σύγκλιση του \mathbf{y} ως προς τη τελική κατάσταση \mathbf{g} και εν τέλει να επιτρέπονται τροχιές οι οποίες είναι πιο πολύπλοκες στο δρόμο προς τη τελική κατάσταση. Μια τέτοια αλλαγή βεβαία εισέρχεται στον τομέα της δυναμικής μη-γραμμικών όρων που μπορεί να προκαλέσει μια αυθαίρετη πολυπλοκότητα στις εξισώσεις που περιγράφουν το σύστημα. Ο εύκολος τρόπος για να εξαναγκάσουμε την αρχική εξίσωση να γίνει πιο πολύπλοκη είναι να δημιουργήσουμε μια συνάρτηση \mathbf{f} η οποία να εξαρτάται από το χρόνο. Για παράδειγμα μια συνάρτηση της μορφής: $\mathbf{f}(\mathbf{t}) = \mathbf{sin}(\omega\mathbf{t})$ θα παρουσίαζε μια ταλαντωτική τροχιά \mathbf{y} ή $\mathbf{f}(\mathbf{t}) = \mathbf{exp}(-\mathbf{t})$ θα προκαλούσε μια επιτάχυνση στο αρχικό μέρος της τροχιάς \mathbf{y} . Τέτοιες συναρτήσεις καλούνται συνάρτησεις δύναμης στη θεωρία των δυναμικών συστημάτων και έπειτα από μια αναδιαμόρφωση μπορούν να ερμηνευτούν ως έναν PD ελεγκτή ο οποίος ανιχνεύει την επιθυμητή τροχιά με τη βήθεια της συνάρτησης \mathbf{f} . Αλλά όπως αναφέρθηκε και πιο πάνω, θέλουμε να αποφύγουμε τις χρονικές εξαρτήσεις. Για να το επιτύχουμε αυτό, χρειαζόμαστε ένα επιπρόσθετο δυναμικό σύστημα της μορφής:

$$\tau \dot{\mathbf{x}} = -\mathbf{a}_x \mathbf{x} \quad (1.1.2)$$

και τη μη-γραμμική συνάρτηση \mathbf{f} στη μορφή:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{g}, \mathbf{y}_0) = \frac{\sum_{i=1}^N \psi_i w_i \mathbf{x}}{\sum_{i=1}^N \psi_i} (\mathbf{g} - \mathbf{y}_0) \quad (1.1.3)$$

$$\text{όπου } \psi_i = \mathbf{exp}(-\mathbf{h}_i (\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)^2) \quad (1.1.4)$$

Η εξίσωση (1.1.2) είναι μια απλή εξίσωση ολοκληρωτή πρώτης τάξης (First-Order Integrator) που χρησιμοποιείται σε πολλά μοντέλα της νευρο-δυναμικής. Καλούμε τη συγκεκριμένη εξίσωση κανονικό σύστημα (Canonical System). Από οποιοδήποτε αρχικές συνθήκες, η εξίσωση (1.1.2) μπορεί να εγγυηθεί ότι θα συγκλίνει μονοτονικά στο μηδέν. Αυτή η μονοτονική σύγκλιση του \mathbf{x} γίνεται ένα υποκατάστατο του χρόνου, δηλαδή για όσο θα αυξάνεται ο χρόνος, η συγκεκριμένη εξίσωση μας εγγυάται ότι το \mathbf{x} θα συγκλίνει μονοτονικά στο μηδέν. Το \mathbf{x} συμπεριφέρεται επίσης λίγο διαφορετικά από το χρόνο: μειώνεται εκθετικά και φτάνει στο κορεσμό εκθετικά στη τιμή 0, το οποίο είναι κατάλληλο καθώς αναμένουμε ότι σε αυτό το χρόνο τερματίζεται η κίνηση. Η εξίσωση (1.1.4) αποτελεί μια κλασική αναπαράσταση μιας μη-γραμμικής εξίσωσης με όρους των συναρτήσεων βάσης (Basis Functions). Αν υποθέσουμε ότι για το σύστημα κίνησης, έχουμε μια αρχική κατάσταση $\mathbf{y} = \mathbf{g} = \mathbf{y}_0$, $\mathbf{z} = \mathbf{0}$, $\mathbf{x} = \mathbf{0}$. Για να ενεργοποιήσουμε μια κίνηση, αλλάζουμε το στόχο \mathbf{g} σε μια επιθυμητή τιμή $\mathbf{x} = \mathbf{1}$ (όπου η τιμή 1 χρησιμοποιήθηκε για λόγους ευκολίας). Η διάρκεια της κίνησης καθορίζεται από τη χρονική σταθερά (Time Constant) $\tau = \mathbf{tT}$ όπου \mathbf{tT} είναι η διάρκεια της κίνησης. Η τιμή του \mathbf{x} τώρα θα συγκλίνει μονοτονικά πίσω στο 0. Μια τέτοια μεταβλητή ονομάζεται μεταβλητή φάσης (Phase Variable). Η μη-γραμμική συνάρτηση \mathbf{f} αποτελείται από τις Γκαουσιανές συναρτήσεις βάσης ψ_i η οποίες χαρακτηρίζονται

από το κέντρο \mathbf{c}_i και το πλάτος \mathbf{h}_i συναρτήσει της μεταβλητής φάσης \mathbf{x} . Η μεταβλητή φάσης \mathbf{x} εμφανίζει ένα είδος πολλαπλασιαστικότητας έτσι ώστε η επιρροή της μη γραμμικής συνάρτησης \mathbf{f} να εξαφανίζεται στο τέλος της κίνησης όταν το \mathbf{x} έχει συγκλίνει στο 0. Αποδεικνύεται ότι το σύστημα των εξισώσεων (1.1.2), (1.1.3) και (1.1.4) συγκλίνει ασυμπτωτικά στο μοναδικό σημείο έλξης \mathbf{g} . Στη περίπτωση του πλαισίου των περιοδικών κινήσεων (periodic movements), ο ακόλουθος συνδυασμός περιοδικών συναρτήσεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αλλάξουμε τη δυναμική του βασικού μας συστήματος δεύτερης τάξης όπως περιγράφεται χαρακτηριστικά από την εξίσωση (1.1.1):

$$\mathbf{f}(\boldsymbol{\varphi}, \mathbf{r}) = \frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{w}_i \Gamma_i(\boldsymbol{\varphi})}{\sum_{i=1}^N \Gamma_i(\boldsymbol{\varphi})} \mathbf{r} \quad (1.1.5)$$

$$\Gamma_i(\boldsymbol{\varphi}) = \exp(\mathbf{h}_i(\cos(\boldsymbol{\varphi} - \mathbf{c}_i) - 1)) \quad (1.1.6)$$

όπου \mathbf{r} είναι το πλάτος της ταλάντωσης και $\mathbf{h}_i > \mathbf{0}$. Οι εκθετικές συναρτήσεις βάσης που περιγράφονται από την εξίσωση (1.1.6) είναι πλέον Von Mises συναρτήσεις βάσης, και πιο συγκεκριμένα γκαουσσιανές συναρτήσεις οι οποίες τώρα είναι περιοδικές. Αξίζει να σημειωθεί ότι στη περίπτωση της περιοδικής οδηγού δύναμης (periodic forcing term), ο όρος της τελικής κατάστασης \mathbf{g} μεταφράζεται ως ένα καθορισμένο σημείο (set point) για τη ταλαντωτική τροχιά. Το πλάτος και η περίοδος της ταλάντωσης μπορούν να ρυθμίζονται σε πραγματικό χρόνο αλλάζοντας με αυστηρό τρόπο κάθε φορά τους όρους \mathbf{r} και $\boldsymbol{\tau}$. Θέτοντας όπου $\boldsymbol{\tau} = \frac{1}{\boldsymbol{\Omega}}$, και κάνοντας χρήση της συγκεκριμένης ιδιότητας στις εξισώσεις (1.1.1), παίρνουμε το καινούριο σύστημα δυναμικών εξισώσεων:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{z}} = \boldsymbol{\Omega}(\mathbf{a}_z(\boldsymbol{\beta}_z(\mathbf{g} - \mathbf{y}) - \mathbf{z}) + \mathbf{f}(\boldsymbol{\varphi})) \\ \dot{\mathbf{y}} = \boldsymbol{\Omega}\mathbf{z} \end{cases} \quad (1.1.7)$$

Η μεταβλητή φάσης $\boldsymbol{\varphi}$ χρησιμοποιείται σε αυτή τη περίπτωση για να αποφύγουμε την ακριβή εξάρτηση στο χρόνο. Υποθέτουμε ότι η μεταβλητή φάσης κινείται με μια σταθερή ταχύτητα:

$$\dot{\boldsymbol{\varphi}} = \boldsymbol{\Omega} \quad (1.1.8)$$

όπου $\boldsymbol{\Omega}$ είναι η συχνότητα της ταλάντωσης. Τα DMP's έχουν σχεδιαστεί για να παρέχουν μια αναπαράσταση η οποία επιτρέπει την ακριβή κωδικοποίηση των επιθυμητών τροχιών και τον ίδια στιγμή τη τροποποίηση διαφορετικών ιδιοτήτων των συγκεκριμένων επιθυμητών τροχιών. Οι παράμετροι \mathbf{w}_i καθορίζονται με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε ο ρομποτικός χειριστής να μπορέσει να εκτελέσει τις επιθυμητές τροχιές ολοκληρώνοντας τις παραπάνω εξισώσεις. Οι άλλοι παράμετροι χρησιμοποιούνται για τη διαδικασία της διαμόρφωσης. Για παράδειγμα, αλλάζοντας τη τελική κατάσταση \mathbf{g} , μπορούμε να προσαρμόσουμε τη τελική θέση μιας διακριτής κίνησης, ενώ η χρονική μεταβλητή $\boldsymbol{\tau}$ μπορεί να προσαρμοστεί για να διαμορφώσει τη ταχύτητα. Αντίστοιχα, ο όρος $\boldsymbol{\Omega}$ μπορεί να αλλάξει για να διαμορφώσει τη συχνότητα της ταλάντωσης στη περίπτωση των περιοδικών κινήσεων.

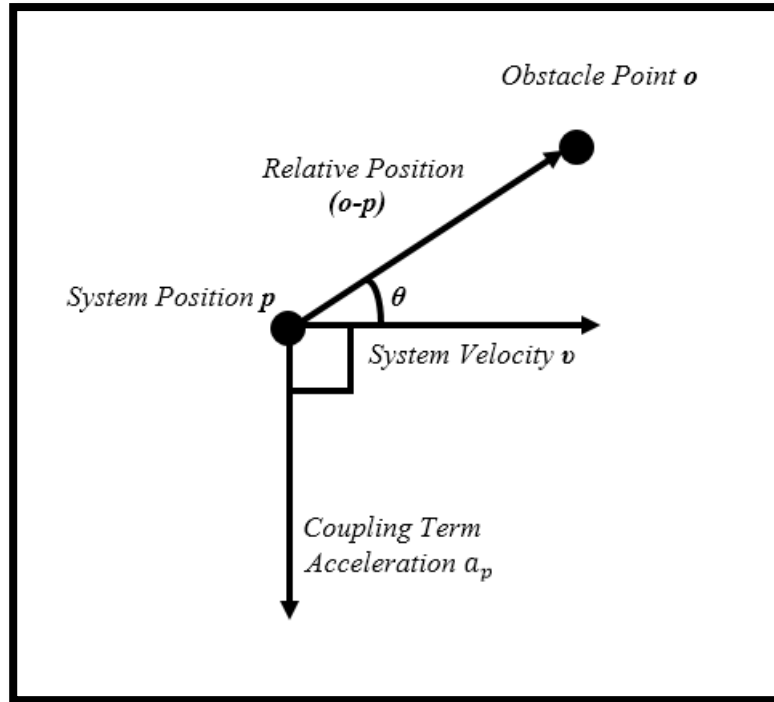
1.2 Δημιουργία Όρου Σύζευξης για Αποφυγή Εμποδίου (Suitable Coupling Term for Obstacle Avoidance)

Οι όροι σύζευξης (Coupling Terms) μπορούν να επηρεάσουν είτε το αρχικό σύστημα των δυναμικών εξισώσεων (transformation system) είτε το κανονικό σύστημα (canonical system), ή και τα δυο προαναφερθέντα συστήματα (7). Σε αυτή την ενότητα, θα καθορίσουμε έναν όρο σύζευξης στο σύστημα δυναμικών εξισώσεων μόνο, γεγονός που θα επηρεάσει αρχικά τη θέση, ταχύτητα και επιτάχυνση της κάθε επιθυμητής τροχιάς που περιγράφει ξεχωριστά τα δεδομένα που έχουν καταγραφεί από τις ανθρώπινες κινήσεις $(x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}, z, \dot{z}, \ddot{z})$ και λιγότερο τη χρονική εξέλιξη, η οποία αφορά το κανονικό σύστημα (canonical system). Πρακτικά, προσθέτουμε έναν όρο C_t στο αρχικό σύστημα δυναμικών εξισώσεων (1.1.1) όπου θα προκύψει:

$$\begin{cases} \tau \dot{z} = \alpha_z (\beta_z (g - y) - z) + f + C_t \\ \tau \dot{y} = z \end{cases} \quad (1.2.1)$$

Θα πρέπει σε αυτό το σημείο να επισημανθεί το γεγονός ότι η επιλογή του όρου σύζευξης στο παραπάνω σύστημα δυναμικών εξισώσεων είναι κρίσιμη και χρειάζεται να εξιδικεύεται για διαφορετικά αντικείμενα. Ο σχεδιασμός του συγκεκριμένου όρου αποτελεί από μόνο του ένα θέμα περαιτέρω έρευνας. Ένα τυπικό παράδειγμα από το χώρο κινητήριου ελέγχου (motor control) είναι η αποφυγή εμποδίων με τη βοήθεια δυναμικών πεδίων (potential fields). Τα εμπόδια διαμορφώνονται ως δυναμικά πεδία απώθησης (repelling potential fields) τα οποία σχεδιάζονται για να ωθήσουν ένα σύστημα ελέγχου να το παρακάμψουν με έναν αδρανοποιημένο τρόπο αντί για έναν προμελετημένο σχεδιασμό. Τέτοιου είδους συμπεριφορά προϋποθέτει ότι τα εμπόδια μπορούν να εμφανίζονται με ξαφνικό τρόπο οπότε ο προμελετημένος σχεδιασμός, όπως χαρακτηριστικά επισημάνθηκε παραπάνω, δεν είναι εφικτός και χρήσιμος. Στη δική μας περίπτωση, αρχίζουμε με ένα διακριτό δυναμικό σύστημα τρίτης τάξης το οποίο μοντελοποιεί μια μέθοδο σημείο προς σημείο (point to point) στο τρισδιάστατο Καρτεσιανό Σύστημα Συντεταγμένων.

Ας υποθέσουμε ότι λαμβάνουμε υπόψιν τη περίπτωση μιας κίνησης, της οποίας η τρέχουσα θέση περιγράφεται από ένα διάνυσμα δεδομένων στο τρισδιάστατο χώρο και ερμηνεύεται με την ακόλουθη μορφή: System Position $\mathbf{p} = [x, y, z]$. Το διάνυσμα της ταχύτητας περιγράφεται αντίστοιχα μέσω της μορφής: Velocity $\mathbf{v} = [\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]$. Στόχος μας είναι να τροφοδοτήσουμε μια κίνηση η οποία να ξεκινά από οποιαδήποτε αρχική κατάσταση σε μια τελική κατάσταση $\mathbf{g} = [g_1, g_2, g_3]^T$. Το διακριτό δυναμικό σύστημα αρχικοποιείται με μια ελάχιστη κίνηση η οποία συχνά χρησιμοποιείται ως ένα προσεγγιστικό μοντέλο μιας ομαλής ανθρωπομορφικής κίνησης. Στο δρόμο προς τη τελική κατάσταση, ένα εμπόδιο τοποθετείται στο τρισδιάστατο χώρο στο σημείο $\mathbf{o} = [o_x, o_y, o_z]^T$ και πρέπει να αποφευχθεί. Στο ακόλουθο διάγραμμα ανάλυσης της κίνησης, το σημείο \mathbf{o} υποδηλώνει το κεντρικό σημείο θέσης του εμποδίου, \mathbf{p} είναι η τρέχουσα θέση του συστήματος, \mathbf{v} είναι η τρέχουσα ταχύτητα του συστήματος, \mathbf{a}_p είναι η επιτάχυνση που τροφοδοτείται από τον όρο σύζευξης C_t και θ είναι η γωνία ανάμεσα στο διάνυσμα της ταχύτητας και τη σχετική θέση του συστήματος και μπορεί να υπολογιστεί με βάση την ακόλουθη εξίσωση η οποία διατυπώνεται από τους Mingshan Chi, Yufeng Yao, Yahin Liu και Ming Zhong (8):



Διάγραμμα 1.2.1: Διάγραμμα ανάλυσης κίνησης που περιλαμβάνει τη τρέχουσα θέση του διανύσματος δεδομένων p , το διάνυσμα ταχύτητας v , τη θέση του εμποδίου o , την επιτάχυνση a_p που προκύπτει από τον όρο σύζευξης C_t , τη σχετική θέση $(o-p)$ ανάμεσα στη τρέχουσα θέση του συστήματος και του εμποδίου και θ τη γωνία ανάμεσα στο διάνυσμα της ταχύτητας v και της σχετικής θέσης $(o-p)$.

$$\theta = \arccos \left(\frac{(o-p)^T v}{|o-p| |v|} \right) \quad (1.2.2)$$

Για να μπορέσουμε να κατανοήσουμε την πιο σημαντική επίδραση που επιφυλάσσει η διαδικασία αποφυγής εμποδίου, ο όρος της επιτάχυνσης θα πρέπει να τοποθετηθεί στο παραπάνω διάγραμμα κίνησης βάσει της θέσης του εμποδίου o , της τρέχουσας θέσης του διανύσματος δεδομένων p και του διανύσματος ταχύτητας v κατά γωνία 90° , παρεκκλίνοντας από το διάνυσμα της ταχύτητας v . Λαμβάνοντας υπόψιν τα συσχετιζόμενα χαρακτηριστικά του δυναμικού πεδίου και της ταχύτητας, το μέγεθος της επιτάχυνσης τροφοδοτούμενο από τον όρο σύζευξης θα πρέπει να μένει σταθερό με τη ταχύτητα. Επομένως, ο όρος σύζευξης για την αποφυγή εμποδίου κατασκευάζεται με βάση τις παρακάτω εξισώσεις:

$$Rv = \text{Rotation Matrix} \left(r, \frac{\pi}{2} \right) * v \quad (1.2.3)$$

$$r = (o - p) \times v \quad (1.2.4)$$

όπου r είναι το εξωτερικό γινόμενο μεταξύ του διανύσματος σχετικής θέσης και του διανύσματος της ταχύτητας και R είναι η στροφική Μήτρα με το r να αντιπροσωπεύει τον άξονα περιστροφής και το $\pi/2$ τη στροφική γωνία. Επιπλέον, η στροφική Μήτρα μπορεί να υπολογιστεί με βάση την εξίσωση του Rodrigue (Rodrigue Rotation Formula) η οποία έχει την εξής μορφή:

$$Rv = v \cos\left(\frac{\pi}{2}\right) + r_o \times \left(v \sin\left(\frac{\pi}{2}\right)\right) + (r_o * v) r_o (1 - \cos\left(\frac{\pi}{2}\right)) \quad (1.2.5)$$

Όπου r_o είναι το μοναδιαίο διάνυσμα του r που υπολογίζεται μέσω της σχέσης:

$$r_o = r/|r| \quad (1.2.6)$$

Επομένως, ο ιδανικός όρος σύζευξης για την αποφυγή εμποδίου μπορεί να δοθεί από την εξίσωση:

$$C_t = \gamma Rv\theta * \exp(-\beta\theta) * \exp(-kd) \quad (1.2.2) \text{ όπου}$$

όπου ο όρος Rv υπολογίζεται από την εξίσωση του Rodrigue, θ είναι η γωνία ανάμεσα στο διάνυσμα σχετικής θέσης ($\theta-p$) και του διανύσματος ταχύτητας v , d είναι η Ευκλείδεια Απόσταση και οι σταθερές λαμβάνουν τις τιμές $\gamma = 100$, $\beta = \frac{20}{\rho i}$, $k = \frac{5}{\rho i}$.

1.3 Εκπαίδευση του Διακριτού & Περιοδικού Πλαισίου Προτογενών Δυναμικών Εξισώσεων (Learning with Discrete & Periodic DMP's)

Τώρα είμαστε σε θέση να εξετάσουμε τις ανοιχτές παραμέτρους των DMP's που εμφανίζονται. Υποθέτουμε ότι η τελική κατάσταση g καθώς και η χρονική σταθερά τ παρέχονται από κάποιους εξωτερικούς περιορισμούς. Έτσι, απαιτείται να βρούμε τα βάρη w_i στη μη-γραμμική συνάρτηση f . Δεδομένου ότι η f είναι η αναπαράσταση μιας κανονικοποιημένης συνάρτησης βάρης και γραμμική ως προς τους συντελεστές όπως για παράδειγμα σε σχέση με τα βάρη w_i , υπάρχει μια ποικιλία αλγορίθμων που μας επιτρέπει να υπολογίσουμε τα συγκεκριμένα βάρη. Σαν ένα πρώτο σενάριο, μπορούμε να υποθέσουμε ότι δοθέντος ενός δείγματος τροχιάς (στην περίπτωση μας τα δεδομένα XYZ που περιγράφουν μια συγκεκριμένη κίνηση που θέλουμε να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής) με διάρκεια T , προκύπτει το ακόλουθο πρόβλημα εκμάθησης (Learning Problem) με το στόχο (target) για την f όπως χαρακτηριστικά αποτυπώνεται από τους Ales Ude, Andrej Gams, Tanim Asfour και Jun Morimoto (9):

$$\begin{cases} f_{target} = \tau^2 \ddot{x}_{data} - a_z \beta_z (g - x_{data}) + a_z \tau \dot{x}_{data} \\ f_{target} = \tau^2 \ddot{y}_{data} - a_z \beta_z (g - y_{data}) + a_z \tau \dot{y}_{data} \\ f_{target} = \tau^2 \ddot{z}_{data} - a_z \beta_z (g - z_{data}) + a_z \tau \dot{z}_{data} \end{cases} \quad (1.3.1)$$

Η πρώτη εξίσωση περιγράφει το πρόβλημα εκμάθησης που μας δίνει την f συναρτήσε των x δεδομένων μιας συγκεκριμένης τροχιάς που θα εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής, η δεύτερη εξίσωση περιγράφει το πρόβλημα εκμάθησης που μας δίνει την f συναρτήσε των y δεδομένων και τέλος η τρίτη εξίσωση περιγράφει αντίστοιχα το πρόβλημα εκμάθησης που μας δίνει την f συναρτήσε των z δεδομένων. Το παραπάνω σύστημα εξισώσεων θα μας δώσει εν τέλει το πρόβλημα εκμάθησης μιας ολοκληρωμένης κίνησης που θα εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής. Για να είμαστε σε θέση να πάρουμε μια σχετιζόμενη είσοδο για την f_{target} , το κανονικό σύστημα που περιγράφεται από την εξίσωση (1.1.2), πρέπει να ολοκληρωθεί. Για το σκοπό αυτό, στην συγκεκριμένη εξίσωση, η αρχική κατάσταση θα είναι $x = 1$ πριν την

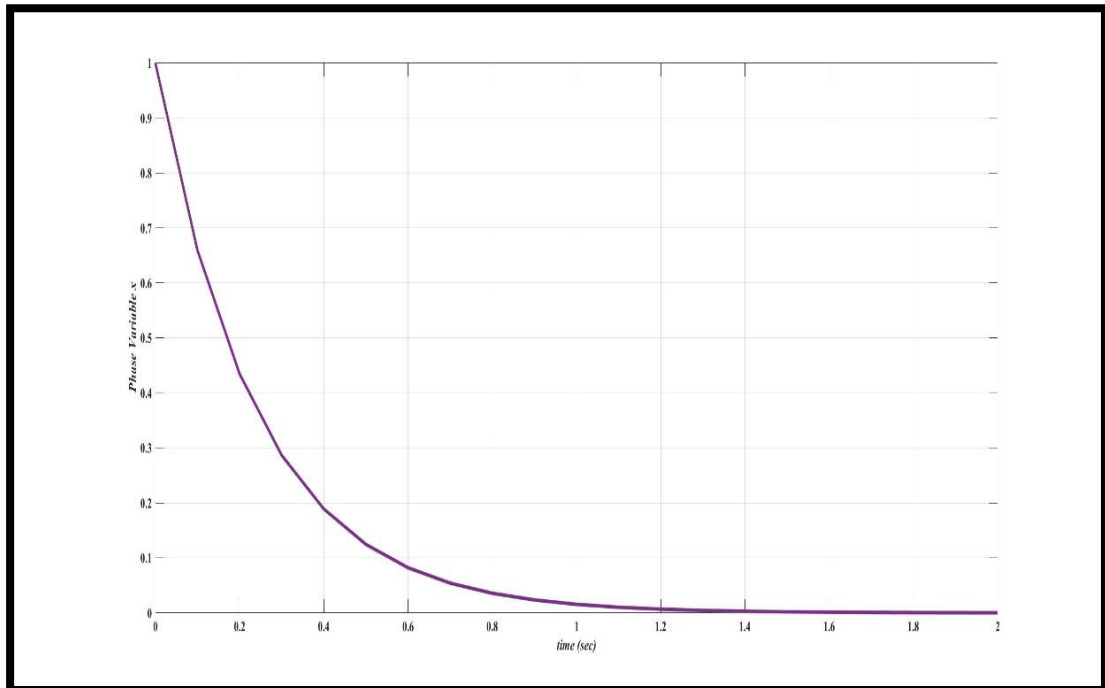
ολοκλήρωση. Εφαρμόζοντας μετασχηματισμό Laplace στην εξίσωση (1.1.2), παίρνουμε ότι:

- $$\int(\tau\dot{x}) = \int(-a_x x) \rightarrow \tau(sX(s) - X(0^-)) = -a_x X(s) \rightarrow \tau sX(s) + a_x X(s) = \tau X(0^-) \rightarrow (\tau s + a_x)X(s) = \tau X(0^-) \rightarrow X(s) = \frac{\tau X(0^-)}{(\tau s + a_x)} = \frac{\tau X(0^-)}{\tau(s + \frac{a_x}{\tau})} = \frac{X(0^-)}{(s + \frac{a_x}{\tau})} \text{ και για } X(0^-) = 1 \rightarrow X(s) = \frac{1}{(s + \frac{a_x}{\tau})} \quad (1.3.2)$$

Τώρα εφαρμόζοντας αντίστροφο μετασχηματισμό Laplace στην εξίσωση (1.3.2), παίρνουμε την εξίσωση που περιγράφει μαθηματικά τη μεταβλητή φάσης x :

$$x(t) = \exp\left(-\frac{a_x t}{\tau}\right) \quad (1.3.3)$$

Στο ακόλουθο σχήμα, απεικονίζουμε γραφικά τη μεταβλητή φάσης x στο χρόνο t .



Σχήμα 1.3.1: Γραφική απεικόνιση της μεταβλητής φάσης x στο χρόνο t με αρχική κατάσταση $x=1$.

Η χρονική σταθερά τ επιλέγεται με τέτοιο τρόπο ώστε το σύστημα DMP για $f = 0$ να επιτυγχάνει **95%** σύγκλιση τη χρονική στιγμή $t=T$. Ακολουθώντας τη παραπάνω διαδικασία, μας δίνεται η δυνατότητα να διατυπώσουμε ένα κατάλληλο πρόβλημα εκμάθησης του οποίου η χρονική διάρκεια της κίνησης μπορεί να εκτιμηθεί με βάση τα εκπαιδευόμενα δείγματα (x, f_{target}) .

Ένας τρόπος για την επίλυση του προβλήματος προσέγγισης της συνάρτησης, είναι μια μη-παραμετρική τεχνική παλινδρόμησης γνωστή ως Τοπικά Σταθμισμένη Διαδικασία Παλινδρόμησης (**LWPR-Locally Weighted Process Regression**) όπως

χαρακτηριστικά επισημαίνεται από τους Auke Jan Ijspeert, Jun Nakanishi και Stefan Schaal (10). Αυτή η μέθοδος μας επιτρέπει να καθορίσουμε τον απαραίτητο αριθμό N συναρτήσεων βάσης, τα κέντρα τους \mathbf{c}_i και τα πλάτη τους \mathbf{h}_i αυτόματα, με άλλα λόγια για κάθε συνάρτηση βάσης ψ_i , ο αλγόριθμος **LWPR** εκτελεί μια τοπικά σταθμισμένη παλινδρόμηση των δεδομένων που έχουν εκπαιδευτεί για να πάρει μια προσέγγιση της εφαπτόμενης της συνάρτησης που πρέπει να προσεγγιστεί στο πεδίο εφαρμογής των συναρτήσεων **Kernel**. Έτσι, δημιουργούμε μια τμηματικά γραμμική προσέγγιση της συνάρτησης \mathbf{f}_{target} , όπου κάθε κομμάτι της γραμμικής συνάρτησης ανήκει σε μια από τις συναρτήσεις βάσης.

1.4 Γενίκευση των Εκπαιδευμένων Δεδομένων μέσω του Πλαισίου Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων (Generalization using DMP's)

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ένα σύνολο από παραδείγματα τροχιών (στη περίπτωση μας τα δεδομένα XYZ , το σύνολο των οποίων περιγράφουν μια τροχιά που θέλουμε να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής) με παραμέτρους που χαρακτηρίζουν τη συγκεκριμένη εργασία (11):

$$\begin{cases} U_x = \{x_d^k(t_k, j), \dot{x}_d^k(t_k, j), \ddot{x}_d^k(t_k, j); \mathbf{q}_k | k = 1, \dots, M, j = 1 \dots T_k\} \\ U_y = \{y_d^k(t_k, j), \dot{y}_d^k(t_k, j), \ddot{y}_d^k(t_k, j); \mathbf{q}_k | k = 1, \dots, M, j = 1 \dots T_k\} \\ U_z = \{z_d^k(t_k, j), \dot{z}_d^k(t_k, j), \ddot{z}_d^k(t_k, j); \mathbf{q}_k | k = 1, \dots, M, j = 1 \dots T_k\} \end{cases} \quad (1.4.1)$$

$x_d^k(t_k, j), \dot{x}_d^k(t_k, j), \ddot{x}_d^k(t_k, j), y_d^k(t_k, j), \dot{y}_d^k(t_k, j), \ddot{y}_d^k(t_k, j), z_d^k(t_k, j), \dot{z}_d^k(t_k, j), \ddot{z}_d^k(t_k, j)$ είναι οι υπολογισμένες θέσεις (positions), ταχύτητες (velocities) και επιταχύνσεις (accelerations) στη τροχιά που περιγράφουν τα X δεδομένα, τα Y δεδομένα και τα Z δεδομένα αντίστοιχα. Οι τροχιές μπορούν να καθοριστούν είτε στο χώρο εργασίας (task space) ή στο χώρο των συνδέσμων (joint space). Κατά την εφαρμογή ενός συστήματος DMP, κάθε βαθμός ελευθερίας περιγράφεται από το δικό του δυναμικό σύστημα αλλά με ένα κοινό στόχο να συγχρονιστούν όλα μαζί. Ένα σύστημα DMP χαρακτηρίζεται από παραμέτρους όπως \mathbf{w} , $\boldsymbol{\tau}$ ή $(\boldsymbol{\Omega}=I/\boldsymbol{\tau}$ στη περίπτωση των περιοδικών κινήσεων). Επομένως, θα πρέπει να εκπαιδευσουμε μια συνάρτηση της παρακάτω μορφής:

$$\begin{cases} \mathbf{G}(U_x): \mathbf{q} \rightarrow [\mathbf{w}^T, \boldsymbol{\tau}, \mathbf{g}] \\ \mathbf{G}(U_y): \mathbf{q} \rightarrow [\mathbf{w}^T, \boldsymbol{\tau}, \mathbf{g}] \\ \mathbf{G}(U_z): \mathbf{q} \rightarrow [\mathbf{w}^T, \boldsymbol{\tau}, \mathbf{g}] \end{cases} \quad (1.4.2)$$

Γενικά, η συναρτησιακή σχέση μεταξύ του \mathbf{q} και των παραμέτρων $[\mathbf{w}^T, \boldsymbol{\tau}, \mathbf{g}]$, έχοντας ως γνωστό ένα σύνολο τροχιών U , είναι άγνωστο. Σε πολλές περιπτώσεις, είναι δύσκολο να βρεθεί ένα μοντέλο που να παρέχει μια καλή προσέγγιση για τη συνάρτηση $\mathbf{G}(U)$. Επομένως, αποφεύγουμε την εύρεση ενός τέτοιου μοντέλου και εφαρμόζουμε τεχνικές παλινδρόμησης όπως χαρακτηριστικά επισημάναμε στη προηγούμενη ενότητα για να γενικεύσουμε τις κινήσεις του ρομποτικού χειριστή. Ειδικότερα, μια από τις συγκεκριμένες μεθόδους γνωστή και ως τοπικά σταθμισμένη παλινδρόμηση (LWR), έχει τη δυνατότητα να ταιριάζει τοπικά μοντέλα με γειτονικά δεδομένα για να εκτιμήσει τα βάρη \mathbf{w} . Όμως, ο αλγόριθμος LWR διαθέτει χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα σε σχέση με άλλες μη-παραμετρικές μεθόδους παλινδρόμησης και για το λόγο αυτό για το πρόβλημα προσέγγισης της συνάρτησης \mathbf{f}_{target} χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο GPR. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος που περιγράφει τη Γκαουσιανή

Διαδικασία Παλινδρόμησης (GPR – Gaussian Process Regression) διαθέτει μια υψηλή ακρίβεια και αυτό αποτέλεσε έναν από τους πρωταρχικούς στόχους για να εκτιμήσουμε τις παραμέτρους του συστήματος g και τ . Ωστόσο, το υπολογιστικό του κόστος μπορεί να αποδειχθεί προβλέψιμο ειδικά στη περίπτωση μιας εκπαίδευσης σε πραγματικό χρόνο, όπου το σύνολο δεδομένων αυξάνεται σταδιακά σε μέγεθος. Εν τούτοις, αυτό δεν αποτέλεσε πρόβλημα για την εκπαίδευση του σημείου τελικής κατάστασης g και της χρονικής σταθεράς τ .

Να σημειωθεί ότι η $G(U)$ γίνεται συνάρτηση μόνο όταν περιορίζεται η λύση της τροχιάς και γίνεται παράμοια με τα παραδείγματα των αρχικών τροχιών. Για παράδειγμα, υπάρχουν αρκετοί τρόποι για το πέταγμα της μπάλας μέσα σε μια ρακέτα και σε συγκεκριμένη τοποθεσία. Η σχέση μεταξύ των θέσεων της ρακέτας (query points) και των παραμέτρων του συστήματος DMP, όπως δίνεται από το σύστημα των δυναμικών εξισώσεων (1.1.1), αποκτά τα χαρακτηριστικά μιας συνάρτησης με τη προϋπόθεση ότι οι γενικευμένες κινήσεις που θα εκτέλεσει το ρομπότ για να πετάξει τη μπάλα στη ρακέτα είναι παρόμοιες με τα αρχικά παραδείγματα των κινήσεων που θα εκτελούσε ο ανθρώπινος χειριστής. Το κριτήριο αυτής της ομοιότητας εμπλουτίζεται μέσα στη διαδικασία της παλινδρόμησης (regression process) που χρησιμοποιείται στο στάδιο της γενίκευσης (generalization).

Στην επόμενη ενότητα του κεφαλαίου, παρέχουμε μια μεθοδολογία για να τροφοδοτήσουμε τα δυναμικά συστήματα κινήσεων για καταστάσεις οι οποίες δεν αποτελούν μέρος της της βάσης των παραδειγμάτων. Για να ειδικεύσουμε με πλήρη τρόπο ένα DMP το οποίο ορίζει μια κίνηση σε μια καινούρια κατάσταση, χρειαζόμαστε μια εκτίμηση των παραμέτρων w , της τελικής κατάστασης g , και της χρονικής σταθεράς τ στη περίπτωση των περιοδικών κινήσεων και της συχνότητας Ω για τη περίπτωση των περιοδικών κινήσεων. Η ενότητα αρχικά εξηγεί τη γενίκευση των DMP's χρησιμοποιώντας μόνο την εκπαιδευμένη τροχιά. Συνεχίζουμε με τη περιγραφή της εκτίμησης των παραμέτρων w για διακριτές και περιοδικές κινήσεις και έπειτα με τις υπόλοιπες παραμέτρους του συστήματος που διαφέρουν από παράδειγμα σε παράδειγμα. Τέλος, οι παράμετροι $\alpha_z, \beta_z, \alpha_x, \alpha_r$ λαμβάνουν σταθερές τιμές και καθορίζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να εξασφαλίζεται η σύγκλιση του συστήματος των δυναμικών εξισώσεων.

1.5 Αναπαραγωγή των Εκπαιδευμένων Δεδομένων μέσω του Πλαισίου Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων (Reproduction from Demonstrations)

Το σύστημα των γραμμικών εξισώσεων δεύτερης τάξης που περιγράφεται από τη σχέση (5.2.1.1), στη περίπτωση των διακριτών κινήσεων, μπορεί να περιγραφεί ως μια μια εξίσωση δεύτερης τάξης αντικαθιστώντας τη μεταβλητή z με τη σχέση τy και προκύπτει ότι (12):

$$\begin{aligned}\tau^2 \ddot{x}_{data} - \alpha_z \beta_z (g - x_{data}) + \alpha_z \tau \dot{x}_{data} &= f_{target} \\ \tau^2 \ddot{y}_{data} - \alpha_z \beta_z (g - y_{data}) + \alpha_z \tau \dot{y}_{data} &= f_{target} \quad (1.5.1) \\ \tau^2 \ddot{z}_{data} - \alpha_z \beta_z (g - z_{data}) + \alpha_z \tau \dot{z}_{data} &= f_{target}\end{aligned}$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι η χρονική σταθερά τ πρέπει να είναι ίδια για όλους τους βαθμούς ελευθερίας. Για το δικό μας παράδειγμα, με τη χρήση των διακριτών κινήσεων, χρησιμοποιήσαμε $\tau = t_T$, όπου t_T είναι η διάρκεια της εκπαιδευόμενης κίνησης. Από

την άλλη πλευρά, το σημείο έλξης \mathbf{g} ποικίλλει μεταξύ των βαθμών ελευθερίας. Μπορεί να εξαχθεί απευθείας από τα δεδομένα για τη περίπτωση των διακριτών κινήσεων με τη σχέση:

- $\mathbf{g} = \mathbf{x}_d(\mathbf{t}_T)$ (για τη περίπτωση των X δεδομένων),
- $\mathbf{g} = \mathbf{y}_d(\mathbf{t}_T)$ (για τη περίπτωση των Y δεδομένων), (1.5.2)
- $\mathbf{g} = \mathbf{z}_d(\mathbf{t}_T)$ (για τη περίπτωση των Z δεδομένων)

Γράφοντας:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(\mathbf{t}_j) &= \tau^2 \ddot{\mathbf{x}}_d(\mathbf{t}_j) + \mathbf{a}_z \tau \dot{\mathbf{x}}_d(\mathbf{t}_j) - \mathbf{a}_z \beta_z (\mathbf{g} - \mathbf{x}_d(\mathbf{t}_j)) \\ \mathbf{F}(\mathbf{t}_j) &= \tau^2 \ddot{\mathbf{y}}_d(\mathbf{t}_j) + \mathbf{a}_z \tau \dot{\mathbf{y}}_d(\mathbf{t}_j) - \mathbf{a}_z \beta_z (\mathbf{g} - \mathbf{y}_d(\mathbf{t}_j)) \\ \mathbf{F}(\mathbf{t}_j) &= \tau^2 \ddot{\mathbf{z}}_d(\mathbf{t}_j) + \mathbf{a}_z \tau \dot{\mathbf{z}}_d(\mathbf{t}_j) - \mathbf{a}_z \beta_z (\mathbf{g} - \mathbf{z}_d(\mathbf{t}_j)) \end{aligned} \quad (1.5.3)$$

Παίρνουμε το ακόλουθο σύστημα γραμμικών εξισώσεων:

$$\mathbf{X}\mathbf{w} = \mathbf{f} \quad (1.5.4)$$

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(\mathbf{t}_1) \\ \dots \\ \mathbf{F}(\mathbf{t}_T) \end{bmatrix}, \mathbf{w} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \\ \dots \\ \mathbf{w}_N \end{bmatrix} \quad (1.5.5)$$

το οποίο πρέπει να επιλυθεί για να γίνει η εκτίμηση των υπολοίπων παραμέτρων του συστήματος DMP που περιγράφει την επιθυμητή κίνηση. Στη περίπτωση των διακριτών κινήσεων θα έχουμε ότι:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \frac{\Psi_1(\mathbf{x}_1)}{\sum_{i=1}^N \Psi_i(\mathbf{x}_1)} \mathbf{x}_1 & \dots & \frac{\Psi_N(\mathbf{x}_1)}{\sum_{i=1}^N \Psi_i(\mathbf{x}_1)} \mathbf{x}_1 \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\Psi_1(\mathbf{x}_T)}{\sum_{i=1}^N \Psi_i(\mathbf{x}_T)} \mathbf{x}_T & \dots & \frac{\Psi_N(\mathbf{x}_T)}{\sum_{i=1}^N \Psi_i(\mathbf{x}_T)} \mathbf{x}_T \end{bmatrix} \quad (1.5.6)$$

όπου τα \mathbf{x}_i υπολογίζονται από την ολοκλήρωση του κανονικού συστήματος που περιγράφεται από την εξίσωση (1.1.2). Τα βάρη \mathbf{w} μπορούν να υπολογισθούν από τη λύση του παραπάνω συστήματος γραμμικών εξισώσεων με χρήση ελαχίστων τετραγώνων. Ενώ ο πιο συνήθης τρόπος για να εκτιμήσουμε τις διακριτές κινήσεις είναι χρησιμοποιώντας μοναδικούς σχεδιασμούς, στη περίπτωση των περιοδικών κινήσεων, η κίνηση που θέλουμε να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής εκτιμάται συχνά πραγματοποιώντας τη επαναλαμβανόμενα για αρκετές φορές. Να σημειωθεί ότι για την ολοκλήρωση των εξισώσεων που διέπουν το σύστημα περιοδικών κινήσεων, απαιτείται η συχνότητα της κίνησης Ω να είναι γνωστή. Σε αντίθεση με τη διάρκεια του χρόνου, αυτή η συχνότητα δεν είναι απευθείας παρατηρίσιμη και θα πρέπει να εκτιμηθεί. Έχει προταθεί να αντικατασταθεί η εξίσωση σταθερής ταχύτητας της μεταβλητής φάση ϕ (1.1.8) με το σύστημα ταλαντώσεων με προσαρμοστική συχνότητα (adaptive frequency oscillators) έτσι ώστε να καθοριστεί η συχνότητα κατά τη διάρκεια του σχεδιασμού. Η εκτίμηση μπορεί να πραγματοποιηθεί λύνοντας το σύστημα εξισώσεων ($\mathbf{X}\mathbf{w} = \mathbf{f}$) χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (least squares) με έναν παράγοντα της μορφής:

$$P_j = \frac{1}{\lambda} \left(P_{j-1} - \frac{P_{j-1} x_j x_j^T P_{j-1}}{\lambda + x_j^T P_{j-1} x_j} \right) \quad (1.5.7)$$

$$w_j = w_{j-1} + (f_j - x_j^T w_{j-1}) P_j x_j \quad (1.5.8)$$

όπου $P_0 = I, w_0 = 0, f_j = F(t_j)$, x_j είναι M -διάστατο διάνυσμα στήλης που συγκαταλέγεται με την αντίστοιχη γραμμή της Μήτρας X , η παράμετρος λ παίρνει τιμές $0 < \lambda \leq 1$ και τα τελικά βάρη δίνονται ως $w = w_T$. Να σημειωθεί ότι με χρήση αυτού του συστήματος, η εκτιμώμενη συχνότητα μπορούσε να βρεθεί αυτόματα με την εκτίμηση των παραμέτρων w . Για κάθε χρονική στιγμή t_j , αρχικά η συχνότητα Ω εκτιμάται ολοκληρώνοντας τις σχέσεις του συστήματος ταλάντωσης με προσαρμοστική συχνότητα. Η εκτιμώμενη συχνότητα Ω έπειτα χρησιμοποιείται για να υπολογισθούν οι τελικές τιμές $F(t_j)$ όπου πάλι χρησιμοποιείται η σχέση $\tau = \frac{1}{\Omega}$. Τελικά, οι νέες εκτιμώμενες παράμετροι w_j υπολογίζονται μέσω της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων όπως αναλυτικά περιγράφηκε παραπάνω. Επομένως, η εκπαίδευση μπορεί να οργανωθεί ως μια διαδικασία προπόνησης, ο προπονητής που στη συγκεκριμένη περίπτωση αποτελεί τον ανθρώπινο χειριστή, σχεδιάζει τις επιθυμητές τροχιές, το ρομπότ αυτόματα τις εκτελεί χρησιμοποιώντας τις εκτιμώμενες παραμέτρους και ο προπονητής σταμάτη τη διαδικασία εφόσον αυτός ικανοποιείται με την απόδοση του ρομπότ. Αυτή η μέθοδος είναι παρόμοια με μια ιδέα που έχει προταθεί κατά την οποία ο μετασχηματισμός των ανθρώπινων δεξιοτήτων προς το ρομπότ στηρίζεται από ένα σύστημα εκπαίδευσης το οποίο κρατά τον ανθρώπινο χειριστή και το ρομπότ σε ένα διαρκή έλεγχο σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, τα εκπαιδευμένα δεδομένα έχουν μεγαλύτερη επιρροή στις εκτιμώμενες παραμέτρους σε αντίθεση με τα αρχικά δεδομένα.

Στις προλεχθείς εξισώσεις, a_x, a_z, β_z είναι σταθερές. Έχουν οριστεί κατά τέτοιο τρόπο ώστε να είναι βέβαιη η σύγκλιση του δυναμικού συστήματος. Σε σύγκριση με κάποιες άλλες εργασίες κατά τις οποίες οι παράμετροι w_i εκτιμώνται ανεξάρτητα, στη δική μας περίπτωση εφαρμόζουμε ένα πλήρες γραμμικό σύστημα για να εκτιμήσουμε τη παράμετρο w . Με αυτό το τρόπο, μπορούμε να προσεγγίσουμε τροχιές με μεγαλύτερη ακρίβεια επειδή λαμβάνουμε υπόψιν την αλληλεπίδραση ανάμεσα τις γειτονικές συναρτήσεις βάσης Ψ_i , οι οποίες διαμορφώνουν τη διαδικασία της γενίκευσης. Να επισημανθεί στο σημείο αυτό ότι η ξεχωριστή εκτίμηση της παραμέτρου w_i έχει τα πλεονεκτήματά της, ειδικότερα στη παρουσία θορύβου όταν η υπερφόρτωση μπορεί να γίνει ένα σημαντικό πρόβλημα ή όταν η παράμετρος w_i χρησιμοποιείται για ταξινόμηση (*classification*). Ωστόσο, εδώ οι επιθυμητές τροχιές εκπαιδεύονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε οι κινήσεις να είναι ιδανικές για να τις εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής. Επομένως, είναι σχετικά τροχιές χωρίς θόρυβο, γεγονός που σηματοδοτεί στη μείωση του κινδύνου από υπερφόρτωση. Ήταν επομένως επαρκής για τα πειράματά μας ο καθορισμός των παραμέτρων c_i, h_i ρυθμίζοντας το πλάνο διανομής και αυξάνοντας τον αριθμό των συναρτήσεων βάσης N μέχρι να επιτευχθεί η επιθυμητή ακρίβεια ανακατασκευής όλων των τροχιών.

Στο παρακάτω πίνακα γίνεται μια σύνοψη των εξισώσεων και των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν για να περιγράψουν το DMP σύστημά μας για τη περίπτωση των διακριτών και περιοδικών κινήσεων (13):

Discrete Model Equations	Periodic Model Equations
Transformation System	Transformation System
$\tau \dot{z} = \alpha_z(\beta_z(g - y) - z) + f(x)$ $\tau \dot{y} = z \quad (1.1.1)$	$\tau \dot{z} = \alpha_z(\beta_z(g - y) - z) + f(\varphi)$ $\tau \dot{y} = z \quad (1.1.7)$
Canonical System	Canonical System
$\tau \dot{x} = -a_x x \quad (1.1.2)$	$\tau \dot{\varphi} = 1 + C_c \quad (1.1.8)$
Forcing Term	Forcing Term
$f(x, g, y_0) = \frac{\sum_{i=1}^N \psi_i w_i x}{\sum_{i=1}^N \psi_i} (g - y_0)$ $(1.1.3)$	$f(\varphi, r) = \frac{\sum_{i=1}^N \psi_i w_i}{\sum_{i=1}^N \psi_i} r \quad (1.1.5)$
$\psi_i = \exp(-h_i(x - c_i)^2) \quad (1.1.4)$	$\psi_i = \exp(-h_i \cos(\varphi - c_i) - 1) \quad (1.1.6)$
$c_i \in [0, 1]$	$c_i \in [0, 2\pi]$
$a_z = 25$	$a_z = 25$
$\beta_z = a_z/4$	$\beta_z = a_z/4$
$a_x = a_z/3$	$a_r = a_z/2$

Πίνακας 1.5.1: Σύνοψη των Εξισώσεων του Διακριτού και Περιοδικού Μοντέλου Κινήσεων.

1.6 Εξομάλυνση των Δεδομένων μέσω του Φίλτρου Savitzky - Golay

Σε πολλές εφαρμογές που λαμβάνουν μέρος στο πραγματικό κόσμο, τα μετρούμενα σήματα επηρεάζονται σημαντικά από το θόρυβο. Υπάρχουν πολυάριθμες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για να αποφευχθεί ο θόρυβος των σημάτων, όπου επιγραμματικά απαριθμούνται από τους Mohammad Sedeghi και Fereidoon Behnia και είναι το φιλτράρισμα ολικής μεταβολής (Total Variation – TV), ο αμερόληπτος κίνδυνος του Stein (Stein's Unbias Risk), η παλινδρόμηση Kernel (Kernel Regression) και μέθοδοι αποφυγής θορύβου βασιζόμενοι στην ακρίβεια του σήματος (sparsity of the signal) (14). Δοδομένης της αναγκαιότητας που υπήρχε για εξομάλυνση των δεδομένων των τροχιών που επρόκειτο να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής τόσο σε επίπεδο προσομοίωσης όσο και σε *real – time*, βασιστήκαμε σε τεχνικές του φίλτρου Savitzky – Golay, όπως επιγραμματικά δομούνται από τον Ronald W. Schafer (15). Οι Savitzky και Golay πρότειναν μια μέθοδο εξομάλυνσης των δεδομένων βασισμένη στη τοπικά πολυωνυμική προσέγγιση των ελαχίστων τετραγώνων. Αυτό που κατάφεραν να αποδείξουν είναι ότι προσαρμόζοντας ένα πολυώνυμο σε ένα σύνολο δειγμάτων εισόδου και στη συνέχεια αξιολογώντας το αποτέλεσμα σε ένα μόνο σημείο εντός του διαστήματος προσέγγισης είναι ισοδύναμο με τη διαδικασία διακριτής συνέλιξης με μια σταθερή απόκριση παλμών. Τα χαμηλοπερατά φίλτρα (low pass filters) που λαμβάνονται με αυτή τη μέθοδο είναι ευρέως γνωστά ως φίλτρα Savitzky – Golay. Έτσι, με αυτό το τρόπο κατάφεραν να εξομαλύνουν τα δεδομένα θορύβου που παρατηρήθηκαν από αναλυτές φάσματος και απέδειξαν ότι η εξομάλυνση με λιγότερες επιφάνειες μειώνει το ποσοστό του θορύβου διατηρώντας παράλληλα το σχήμα και το ύψος των κορυφών των κυματομορφών (Gaussian shaped spectral peaks).

Το φίλτρο Savitzky – Golay διαθέτει δυο σχεδιαστικές παραμέτρους: το μήκος του παραθύρου (window length) και τη τάξη του φίλτρου (order of filter). Όσο μεγαλύτερο είναι το μήκος του φίλτρου τόσο μικρότερη είναι η διακύμανση του σφάλματος εξόδου

του αλλά όποτε το μήκος του παραθύρου επιλέγεται να είναι πολύ υψηλό, η έξοδος του φίλτρου γίνεται προκαθορισμένη (biased) σε σύγκριση με το πραγματικό σήμα (16). Άρα, αναζητούμε το βέλτιστο μήκος παραθύρου έτσι ώστε η απόσταση μεταξύ του εκτιμώμενου και του πραγματικού σήματος να ελαχιστοποιείται με βάση την έννοια του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (17),(18). Αξίζει να σημειωθεί ότι η βέλτιστη διάρκεια του παραθύρου εξαρτάται σημαντικά από την ισχύ του θορύβου, τον αριθμό των δειγμάτων, τη τάξη του φίλτρου καθώς επίσης και από τη κυματομορφή του σήματος.

Αν εξετάσουμε ένα συμμετρικό παράθυρο με μήκος $N = 2M+1$ δειγμάτων γύρω από το σημείο ανοικοδόμησης (reconstruction point), τότε το πολυώνυμο με τάξη n $P(i) = \sum_{k=0}^n a_k i^k$, $k = 0, \dots, n$ όπου a_k είναι ο κ-οστός συντελεστής του πολυωνύμου, είναι προσαρμοσμένο στον αριθμό των δειγμάτων εντός του μεγέθους του παραθύρου κατά τρόπο που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της μορφής:

$$\varepsilon_n = \sum_{i=-M}^M (P(i) - x(i))^2 = \sum_{i=-M}^M (\sum_{k=0}^n a_k i^k - x(i))^2 \quad (1.6.1)$$

Να σημειωθεί ότι η τάξη του πολυωνύμου n ονομάζεται τάξη του φίλτρου. Η έξοδος του φίλτρου είναι ίση με τη τιμή του πολυωνύμου στο κεντρικό σημείο $y(0)$, εννοώντας $y(0) = p(0) = a_0$. Για να υπολογίσουμε τώρα το επόμενο σημείο της εξόδου του φίλτρου, το παράθυρο μετατοπίζεται κατά μια μονάδα και η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται. Οι Savitzky και Golay έδειξαν με τα παραπάνω ότι η διαδικασία φιλτραρίσματος είναι ισοδύναμη με δείγματα συνέλιξης σε παράθυρα με σταθερή απόκριση παλμών. Με αυτή τη περιγραφή, η έξοδος του φίλτρου μπορεί να γραφτεί με την ακόλουθη μορφή:

$$y(k) = \sum_{i=-M}^M w_i x(k - i) \quad (1.6.2)$$

το οποίο σε θεωρητικό επίπεδο σημαίνει ότι ο μέσος όρος των δειγμάτων στο παράθυρο είναι ισοδύναμος με την έξοδο του φίλτρου. Για να καθορίσουμε τους συντελεστές του φίλτρου, διαφορίζουμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα λαμβάνοντας υπόψιν τους συγκεκριμένους συντελεστές και θέτοντας τις παραγώγους ίσες με μηδέν, οδηγώντας από $n+1$ εξισώσεις σε $n+1$ άγνωστες ως εξής:

$$\sum_{k=0}^n (\sum_{i=-M}^M i^{j+k} a_k) = \sum_{i=-M}^M i^j x(i), j = 0, 1, \dots, n \quad (1.6.3)$$

Ορίζουμε το συντελεστή του διανύσματος του πολυωνύμου $a = [a_0, a_1, \dots, a_n]^T$, το διάνυσμα των δειγμάτων $x = [x_{-M}, \dots, x_{-1}, x_0, x_1, \dots, x_M]^T$ και τη μήτρα A :

$$A = \begin{bmatrix} (-M)^0 & (-M)^1 & \dots & (-M)^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ (-1)^0 & (-1)^0 & \dots & (-1)^0 \\ \mathbf{1} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ (M)^0 & (M)^1 & \dots & (M)^n \end{bmatrix} \quad (1.6.4)$$

Άρα, μπορούμε να ξαναγράψουμε την εξίσωση (1.6.3) με βάση την εξίσωση που περιγράφει τη μήτρα A (1.6.4) ως εξής:

$$(A^T A)^{-1} a = A^T x \quad (1.6.5)$$

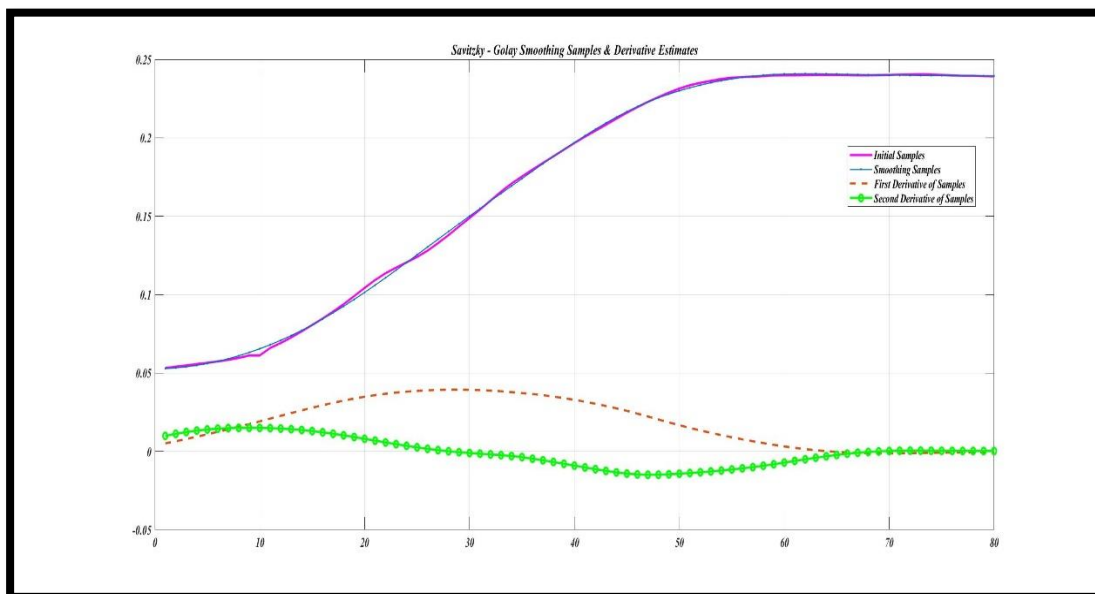
Επομένως, λαμβάνοντας υπόψιν τη παραπάνω εξίσωση, το διάνυσμα του συντελεστή a προκύπτει από τη σχέση:

$$a = (A^T A)^{-1} A^T x = W x \quad (1.6.6)$$

Να τονισθεί στο σημείο αυτό ότι χρειαζόμαστε μόνο να υπολογίσουμε το συντελεστή a_0 , έτσι ώστε υπολογίζοντας τη πρώτη σειρά της μήτρας W να είναι επαρκής. Η μήτρα W είναι ανεξάρτητη από τα δείγματα εισόδου και εξαρτάται μόνο από τη τάξη του φίλτρου και το μήκος του παραθύρου. Επομένως, οι συντελεστές θα είναι ίδιοι σε όλα τα παράθυρα. Τέλος, η έξοδος του φίλτρου με δείκτη θ δίνεται από τη σχέση:

$$y(\theta) = \sum_{i=-M}^M w_{-i} x_i = a_0 \quad (1.6.7)$$

Παρακάτω βλέπουμε μια υλοποιημένη μορφή του φίλτρου Savitzky – Golay στο περιβάλλον MATLAB, όπου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα μιας επιθυμητής τροχιάς που θέλουμε να εκτελέσει μετέπειτα ο ρομποτικός χειριστής, καταφέραμε μέσω της διαδικασίας φιλτραρίσματος να εξομαλύνουμε τα δεδομένα μας σε πρώτη φάση (μπλε τροχιά) σε σχέση με τα δεδομένα της αρχικής τροχιάς (μωβ τροχιά) αλλά και να πάρουμε τη πρώτη παράγωγο (ταχύτητα – κόκκινη τροχιά) και δεύτερη παράγωγο (επιτάχυνση – πράσινη τροχιά) των δεδομένων της ομαλοποιημένης τροχιάς.



Σχήμα 1.6.1: Εξομάλυνση των δεδομένων μιας επιθυμητής τροχιάς μέσω του φίλτρου Savitzky – Golay στο περιβάλλον MATLAB.

Για τη παραπάνω υλοποίηση, χρησιμοποιήσαμε για τη τάξη του φίλτρου $N = 4$ και για το μήκος του παραθύρου του φίλτρου $M = 51$. Γενικά, η τάξη του φίλτρου επιλέγεται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να είναι μικρότερη από το μήκος του παραθύρου του έτσι ώστε να υπάρχει μια σημαντική εξομάλυνση των δεδομένων και επίσης αριθμητική σταθερότητα (numerical stability). Άρα, όσο πιο μικρή είναι η τιμή του N από το M , τόσο καλύτερο θα είναι το αποτέλεσμα της εξομάλυνσης.

1.7 Μέθοδος Μετρητικής Ομοιότητας (Similarity Measurement Method)

1.7.1 Βασικοί Κανόνες Μεθόδου Μετρητικής Ομοιότητας

Η μέθοδος μετρητικής ομοιότητας των χρονοσειρών αποτελεί ένα σημαντικό πρόβλημα στην ανάλυση δεδομένων. Χρησιμοποιώντας τη βασική θεωρία μέτρησης ομοιότητας, μπορεί να πραγματοποιηθεί αντικατοπτρισμός της εγγενούς ομοιότητας των χρονοσειρών ή των ιδιοδιανυσμάτων και να παρέχεται η ικανότητα αξιολόγησης ποσοτικά των χαρακτηριστικών τους. Η συγκεκριμένη μέθοδος αποδεικνύεται ότι είναι ένα χρήσιμο εργαλείο στη συγκέντρωση σειρών (clustering series), στην αντιστοίχιση προτύπων (pattern matching), στην αναγνώριση (classification), στην αναγνώριση κανόνων (rule identification) και στην ανίχνευση ανωμαλιών (anomaly detection) (19),(20). Μεταξύ των μεθόδων που χρησιμοποιούνται συνήθως για την μέτρηση ομοιότητας, η μέθοδος DTW (Dynamic Time Warping), η οποία έχει προταθεί από τους Berdnt και Clifford, χρησιμοποιείται ευρέως παρέχοντας δυνατότητα προσδιορισμού με αποτελεσματικό τρόπο της ομοιότητας μεταξύ δυο σειρών υπό συνθήκες μετατόπισης ή επέκτασης πλάτους (20). Στη συγκεκριμένη εργασία και όπως θα δούμε σε επόμενο κεφάλαιο, η συγκεκριμένη τεχνική χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια προσδιορισμού ομοιότητας μεταξύ των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων, δηλαδή των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων με βάση τις αρχικές μας καταγραφές και των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων όπως αναλυτικά προκύπτουν μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και τη διαδικασία γενίκευσης.

Γενικά, η μέτρηση ομοιότητας μεταξύ χρονικών σειρών σημαίνει ότι η συνάρτηση μπορεί να ορισθεί όπου X και Y είναι δύο διαφορετικές χρονικές σειρές του ίδιου τύπου συνόλου δεδομένων. Η τιμή της συνάρτησης μετρητικής ομοιότητας κυμαίνεται στο διάστημα $(0,1]$, το οποίο σημαίνει ότι όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή αυτή, τόσο μεγαλύτερος είναι και ο βαθμός ομοιότητας ανάμεσα στις δυο σειρές και το αντίστροφο. Πιο συγκεκριμένα, δυο χρονικές σειρές είναι όμοιες μόνο όταν ο βαθμός ομοιότητας είναι 1 . Για παραδείγματα απλών χρονικών σειρών, η συνάρτηση μετρητικής ομοιότητας μπορεί να διατυπωθεί χρησιμοποιώντας συντελεστές συσχέτισης (correlation coefficients) ή συνιμητονοειδής τιμή ανάμεσα σε δυο χρονικές σειρές, ενώ για πολύπλοκα δεδομένα, είναι δύσκολο προσεγγιστικά να διατυπωθεί ο βαθμός ομοιότητας χρησιμοποιώντας τη συγκεκριμένη συνάρτηση. Επομένως, ο βαθμός ομοιότητας ανάμεσα σε δυο χρονικές σειρές γενικά διατυπώνεται ορίζοντας μια συγκεκριμένη απόσταση ανάμεσα στις δυο σειρές η οποία ονομάζεται απόσταση ομοιότητας (similarity distance). Υπάρχουν πολλαπλές μέθοδοι οι οποίοι είναι διαθέσιμοι για τον ορισμό της απόστασης ομοιότητας ενώ η απόσταση Minkowski είναι αυτή που χρησιμοποιείται ευρέως η οποία ορίζεται από τον εξής τύπο:

$$d(X, Y) = (\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^P)^{1/P} \quad (1.7.1.1)$$

Όταν $P=2$, η απόσταση ανάμεσα στις δυο χρονικές σειρές καλείται Ευκλείδεια Απόσταση (Euclidean Distance).

Λαμβάνοντας υπόψη τη παραπάνω φόρμουλα, αν οι δυο χρονικές σειρές είναι ίσες, τότε η απόστασή τους είναι μηδέν, το οποίο μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι οι δυο σειρές είναι ολοκληρωτικά όμοιες. Αν παρουσιαστεί μεγάλη τιμή της απόστασης αυτής σημαίνει ότι προκύπτει χαμηλός βαθμός ομοιότητας. Όταν καλούμαστε να υπολογίσουμε την απόσταση Minkowski, απαιτείται και για τις δυο χρονικές σειρές να έχουν το ίδιο μήκος, οι τιμές των δυο χρονικών σειρών να αντιστοιχίζονται σημείο προς σημείο και το βάρος κάθε ζεύγους διαφοράς να είναι ίσο. Εξαιτίας αυτών των περιορισμών, η απόσταση Minkowski δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε διαδικασίες μέτρησης ομοιότητας για πολύπλοκες χρονικές σειρές με επέκταση ή σμίκρυνση του πλάτους. Για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος, η μέθοδος DTW χρησιμοποιείται με σημαντικά αποτελέσματα. Σε αυτή τη μέθοδο, η απόσταση σχεδιάζεται με τέτοιο τρόπο ούτως ώστε να περιγράφεται η μεγαλύτερη ομοιότητα ανάμεσα στις χρονικές σειρές υπολογίζοντας την ελάχιστη απόσταση ανάμεσά τους, η οποία ορίζεται με βάση τις ακόλουθες αναφορές.

Ας υποθέσουμε αρχικά ότι $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ και $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$ είναι οι δυο χρονικές σειρές με μήκος n και m αντίστοιχα και ο πίνακας M , ο οποίος είναι $n \times m$ διαστάσεων, μπορεί να ορισθεί για να περιγράψει τη σχέση αντιστοίχισης σημείου προς σημείο μεταξύ των χρονικών σειρών X και Y , όπου το στοιχείο M_{ij} συμβολίζει την απόσταση $d(x_i, y_j)$ ανάμεσα στα x_i και y_j . Έπειτα, η ευθυγράμμιση αυτή σημείου προς σημείο και ο τρόπος συσχέτισης ανάμεσα στα X και Y μπορεί να περιγραφθεί από ένα χρονικό μονοπάτι $W = \langle w_1, w_2, \dots, w_k \rangle$, $\max(m, n) \leq K \leq m + n - 1$, όπου το στοιχείο $w_k = (i, j)$ υποδηλώνει την ευθυγράμμιση και το τρόπο αυτό συσχέτισης ανάμεσα στα σημεία των δυο χρονικών σειρών x_i και y_j . Αν το μονοπάτι είναι το μικρότερο μονοπάτι κόστους ανάμεσα στις δυο χρονικές σειρές, η απόσταση μέσω της μεθόδου DTW υπολογίζεται με βάση την εξίσωση:

$$DTW(X, Y) = \min_W \{ \sum_{k=1}^K d_k, W = \langle w_1, w_2, \dots, w_k \rangle \} \quad (1.7.1.2)$$

όπου $d_k = d(x_i, y_j)$ αντιπροσωπεύει την απόσταση που περιγράφεται ως $w_k = (i, j)$ στο μονοπάτι W . Ο βασικός ορισμός της μεθόδου ανάμεσα σε δυο χρονικές σειρές περιγράφεται από το παρακάτω σύστημα εξισώσεων:

$$DTW(\langle \rangle, \langle \rangle) = 0 \quad (1.7.1.3)$$

$$DTW(X, \langle \rangle) = DTW(\langle \rangle, Y) = \infty \quad (1.7.1.4)$$

$$DTW(X, Y) = d(x_i, y_j) + \min \begin{cases} DTW(X, Y[2:-]), \\ DTW(X[2:-], Y), \\ DTW(X[2:-], Y[2:-]), \end{cases} \quad (1.7.1.5)$$

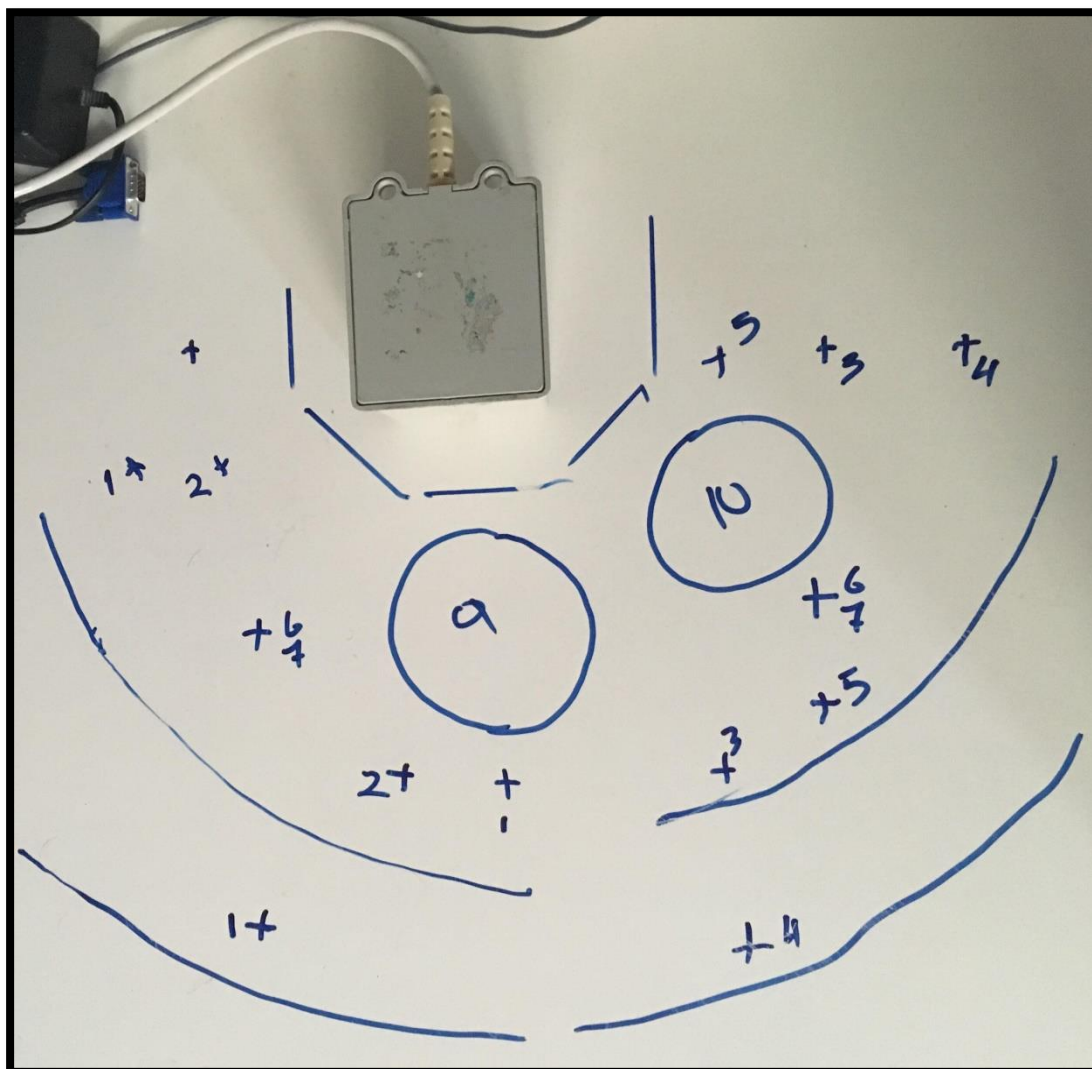
όπου ο συμβολισμός $\langle \rangle$ αντιπροσωπεύει κενές σειρές, η μορφή του διανύσματος $[2:-]$ περιγράφει ένα υποδιάνυσμα του οποίου τα στοιχεία περιέχουν το δεύτερο στοιχείο στο τελικό στοιχείο ενός διανύσματος μιας διάστασης ενώ ο τύπος της απόστασης $d(x_i, y_j)$ περιγράφει την απόσταση ανάμεσα στα σημεία x_i και y_j .

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Αρχιτεκτονική Συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για την Αναπαράσταση & Εκτέλεση των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων από το Ρομποτικό Χειριστή WidowX Robot Arm Mark II

2.1 Καταγραφή των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων μέσω Μαγνητικού Αισθητήρα (Human Motion Capture via Magnetic Tracker)

Όπως μπορούμε να διακρίνουμε από τη παρακάτω εικόνα, με τη βοήθεια ενός μαγνητικού καταγραφέα (magnetic tracker), προσπαθήσαμε να καταγράψουμε συγκεκριμένες τροχιές από διαφορετικές θέσεις εντός του χώρου εργασίας του ρομποτικού χειριστή οι οποίες θέλαμε να έχουν το χαρακτήρα ανθρωπομορφικών κινήσεων προκειμένου ο ρομποτικός χειριστής να είναι σε θέση να εκτελέσει συγκεκριμένα σενάρια οικιακών εργασιών.



Εικόνα 2.2.1: Απεικόνιση των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων από διαφορετικές θέσεις εντός του χώρου εργασίας του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II.

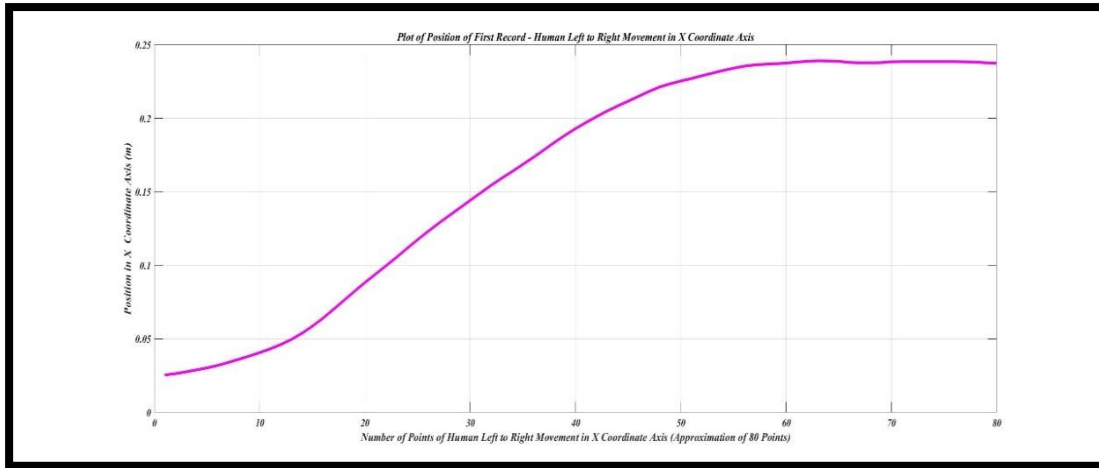
Για το λόγο αυτό αρχικά καταγράψαμε διακριτές κινήσεις (discrete movements) όπως χαρακτηριστικά φαίνονται στην παραπάνω εικόνα και απεικονίζουν οι αριθμοί 1,2,3,4,5,6,7 για μικρό και μεγάλο σε εύρος άνοιγμα του ρομποτικού χειριστή, ενώ οι αριθμοί 9 και 10 απεικονίζουν περιοδικές κινήσεις (periodic movements). Αξίζει να σημειωθεί ότι ο μαγνητικός καταγραφέας τοποθετήθηκε στη θέση όπου βρίσκεται η βάση του ρομποτικού χειριστή, το οποίο αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση για την υλοποίηση των μετέπειτα σεναρίων με βάση τις συγκεκριμένες κινήσεις.

2.2 Επεξεργασία των δεδομένων των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων στο περιβάλλον MATLAB

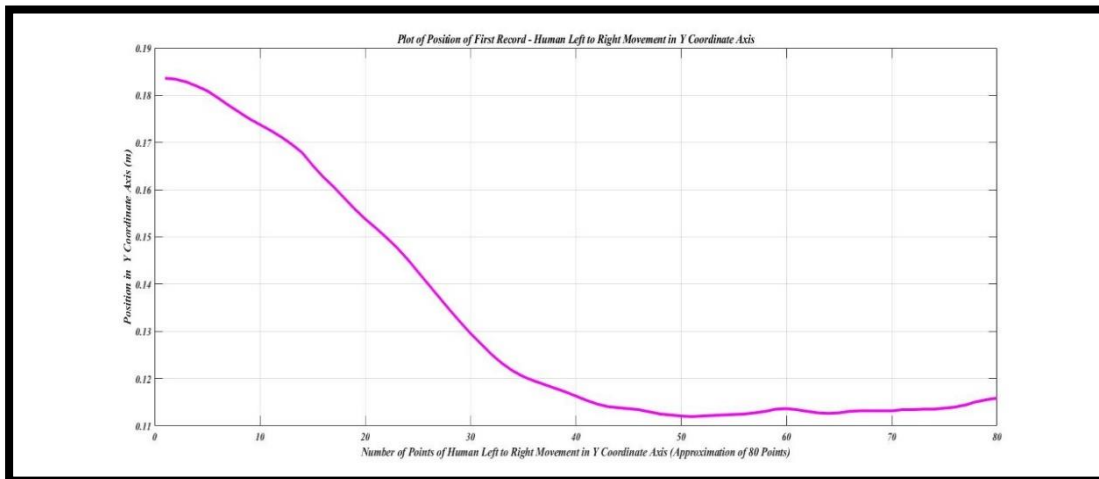
Με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη καταγραφή των ανθρωπομορφικών κινήσεων που εκτελέσαμε εντός του χώρου εργασίας του ρομποτικού χειριστή με χρήση του μαγνητικού καταγραφέα (magnetic tracker), καθίσταται σημαντική η επεξεργασία τους με κάποιο μέσο προκειμένου σε πρώτη φάση να αναλύσουμε το χαρακτήρα που παρουσιάζουν και σε δεύτερη φάση να εκπαιδευτούν μέσω του διακριτού και περιοδικού πλαισίου πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων που έχουμε ήδη διατυπώσει θεωρητικά και ουσιαστικά βασίζεται ένα σημαντικό κομμάτι της συγκεκριμένης εργασίας. Αφού έγινε η καταγραφή των κινήσεων σε πραγματικό χρόνο (real time), μέσω του λειτουργικού συστήματος ROS (Robot Operating System) μπορέσαμε να λάβουμε τα δεδομένα της κάθε τροχιάς σε μορφή bag αρχείων (rosbag files). Προκειμένου να διευκολύνουμε τη διαδικασία της επεξεργασίας του περιεχομένου των συγκεκριμένων τροχιών, καταφύγαμε στη χρησιμοποίηση ενός λογισμικού μετατροπής των rosbag αρχείων σε csv ούτως ώστε να αποκτήσουμε τις απαραίτητες πληροφορίες που θέλουμε και να τις επεξεργαστούμε στο περιβάλλον MATLAB. Πιο συγκεκριμένα, μέσω του συγκεκριμένου λογισμικού μας δίνεται η δυνατότητα να μετατρέψουμε τις θεματικές ενότητες (topics) του rosbag αρχείου είτε αυτό αφορά τη θέση είτε το προσανατολισμό της εκάστοτε τροχιάς σε csv αρχείο και να μπορέσουμε να τις ερμηνεύσουμε γραφικά στο περιβάλλον MATLAB. Έχοντας ακολουθήσει τη παραπάνω διαδικασία, μπορούμε να διαχειριστούμε τα δεδομένα της θέσης και του προσανατολισμού στο χώρο σε μορφή csv της κάθε κίνησης που έχουμε καταγράψει εντός του χώρου εργασίας του ρομποτικού χειριστή και να μελετήσουμε τη γραφική τους απεικόνιση. Όπως αναλυτικά θα δούμε παρακάτω, έχουμε επεξεργαστεί ως παράδειγμα τα δεδομένα της θέσης και του προσανατολισμού για κάθε άξονα που αφορούν αντίστοιχα μια διακριτή κίνηση (Human Left To Right Movement) και μια περιοδική κίνηση (Human Periodic Movement) καθώς επίσης και τη τρισδιάστατη αναπάρασταση των δεδομένων της θέσης που ουσιαστικά αποτελεί και το ζήτημα που θέλουμε να εκπαιδύσουμε μέσω του διακριτού και περιοδικού πλαισίου πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων (Discrete & Periodic Dynamic Movement Primitives).

2.2.1 Ανάλυση γραφικών απεικονίσεων θέσης και προσανατολισμού της διακριτής κίνησης (Human Left To Right Movement) στο περιβάλλον MATLAB

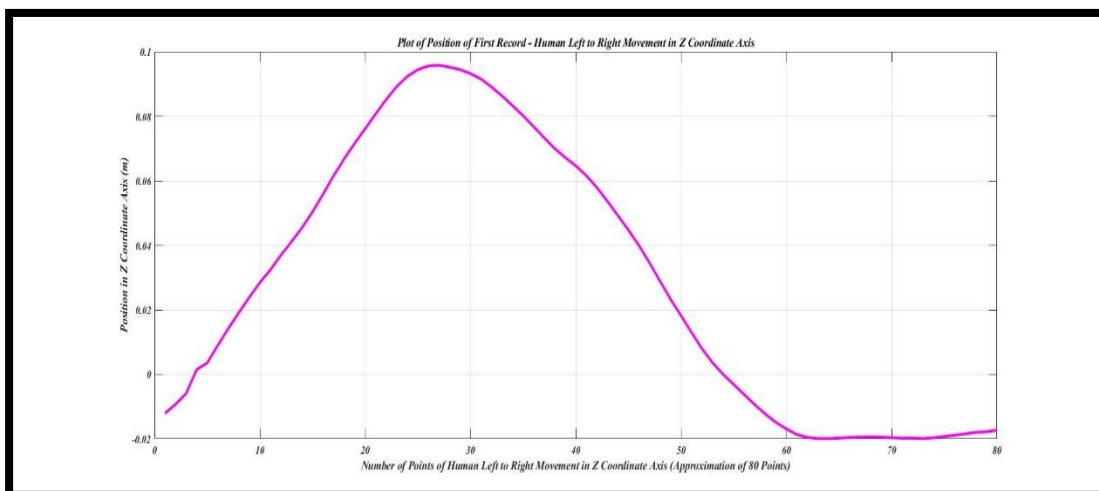
Παρακάτω δίνονται οι γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων θέσης και προσανατολισμού της διακριτής κίνησης που επιλέξαμε να εξετάσουμε στο περιβάλλον MATLAB.



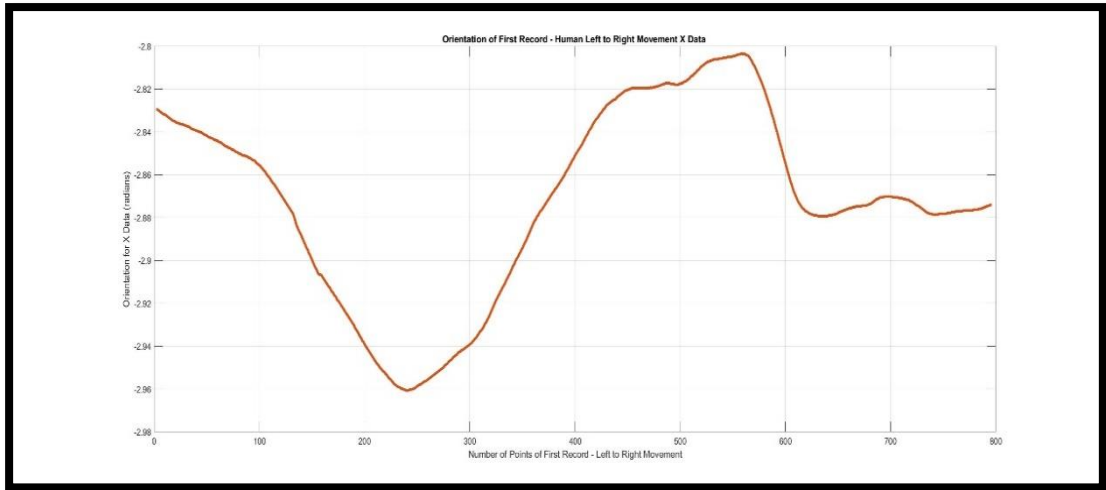
Σχήμα 2.2.1.1: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο X Άξονα (Position – m) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (Human Left to Right Movement).



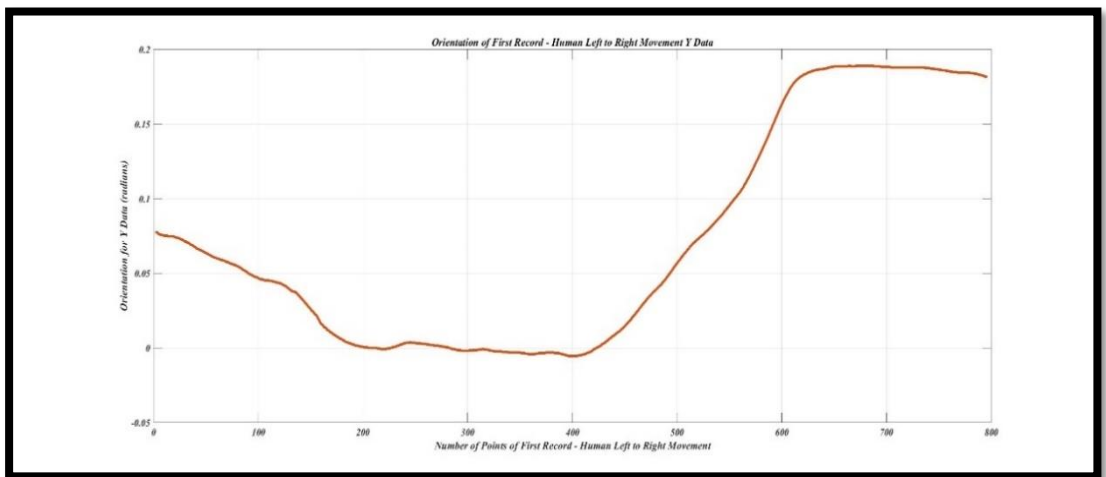
Σχήμα 2.2.1.2: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Y Άξονα (Position – m) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (Human Left to Right Movement).



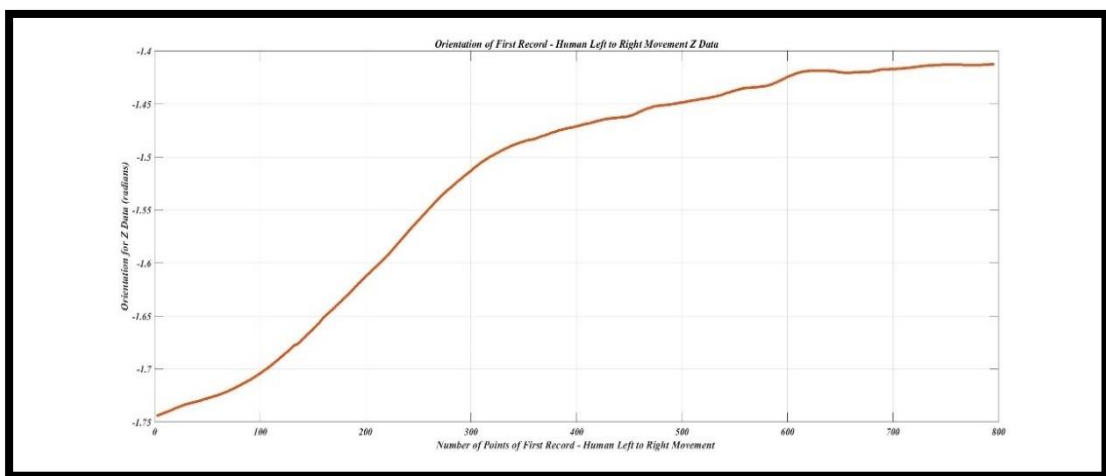
Σχήμα 2.2.1.3: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Z Άξονα (Position – m) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (Human Left to Right Movement).



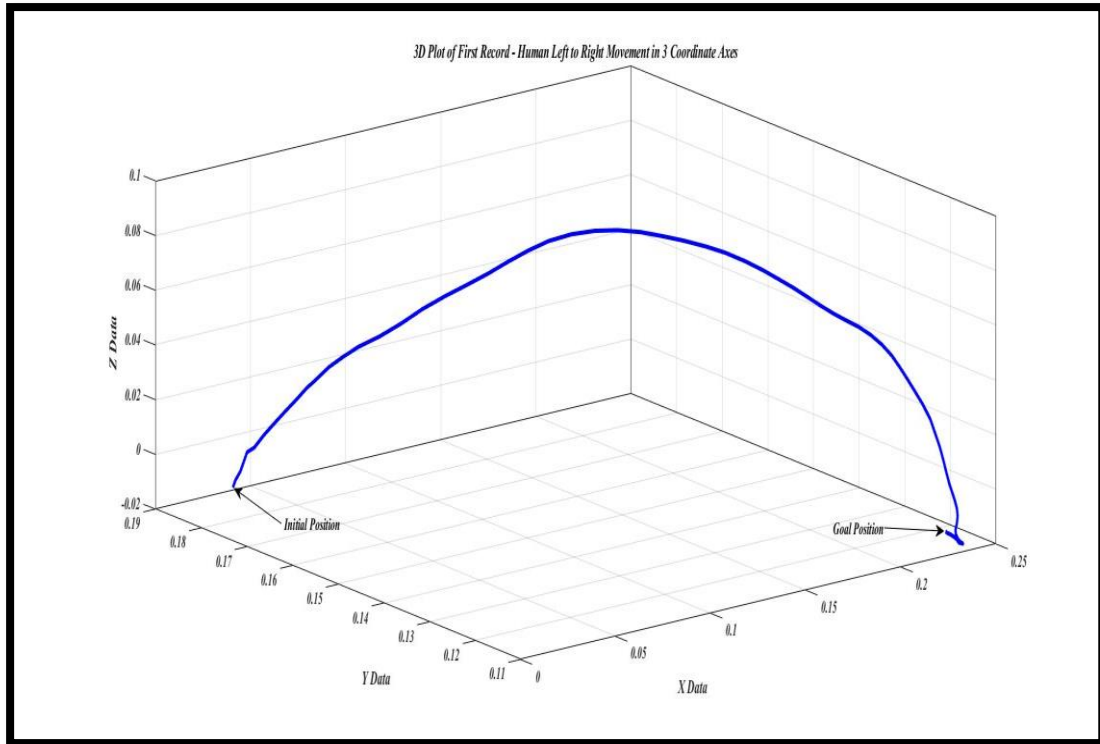
Σχήμα 2.2.1.4: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο X Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*).



Σχήμα 2.2.1.5: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Y Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*).



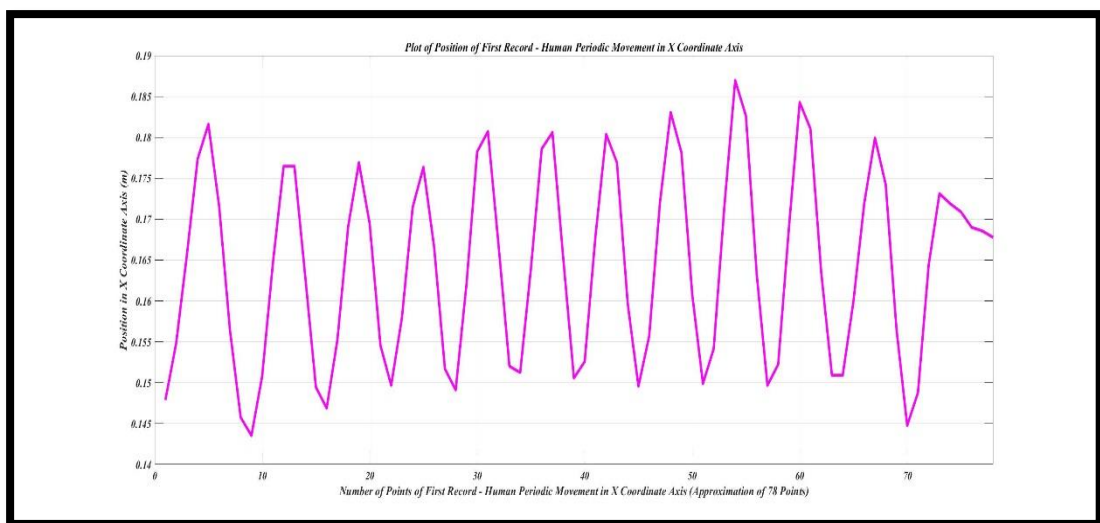
Σχήμα 2.2.1.6: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Z Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν την μια διακριτή κίνηση (*Human Left to Right Movement*).



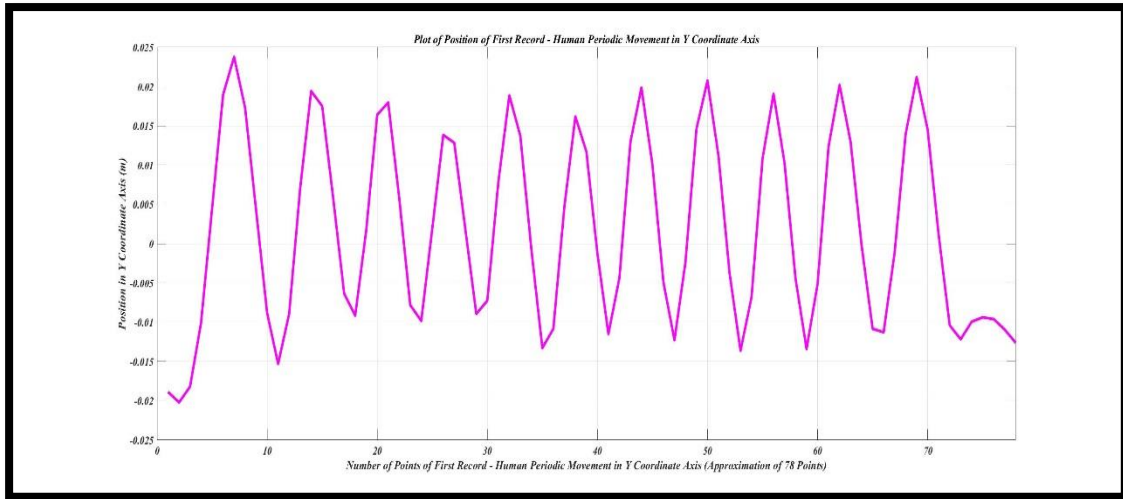
Σχήμα 2.2.1.7: 3D αναπαράσταση των δεδομένων θέσης ($Position - m$) με αρχική και τελική κατάσταση που αφορούν μια διακριτή κίνηση (Human Left to Right Movement).

2.2.2 Ανάλυση γραφικών απεικονίσεων θέσης και προσανατολισμού της περιοδικής κίνησης (Human Periodic Movement) στο περιβάλλον MATLAB

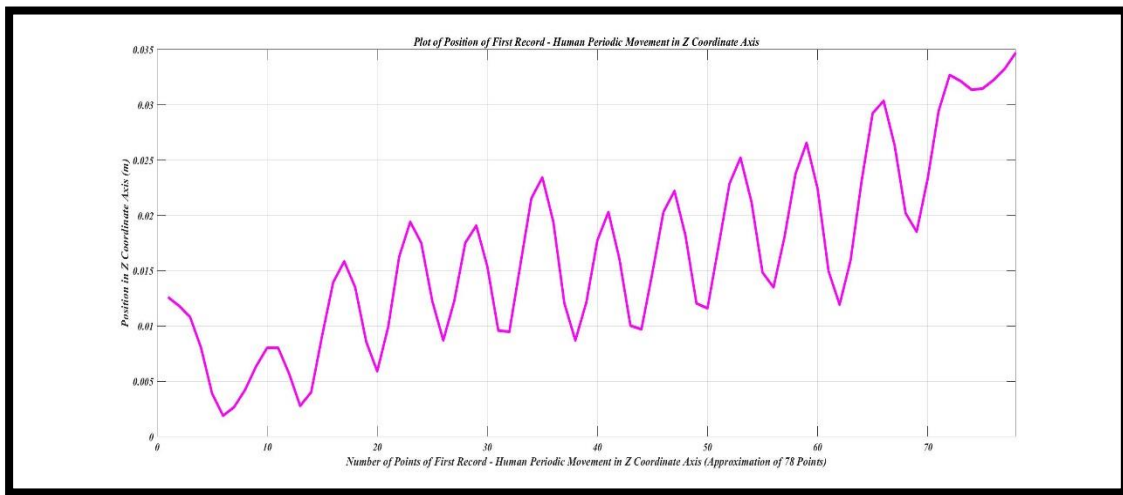
Παρακάτω δίνονται οι γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων θέσης και προσανατολισμού της περιοδικής κίνησης που επιλέξαμε να εξετάσουμε στο περιβάλλον MATLAB.



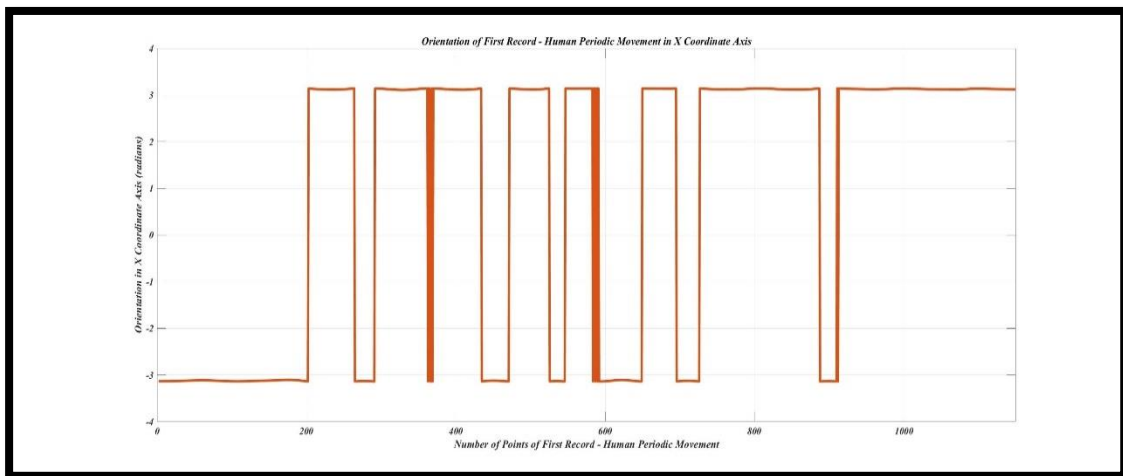
Σχήμα 2.2.2.1: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο X Άξονα ($Position - m$) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (Human Periodic Movement).



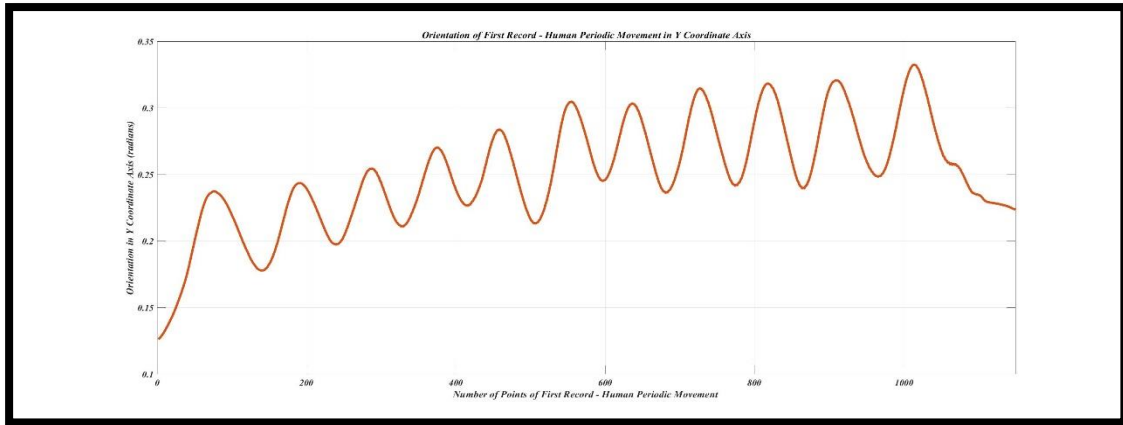
Σχήμα 2.2.2.2: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Y Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*).



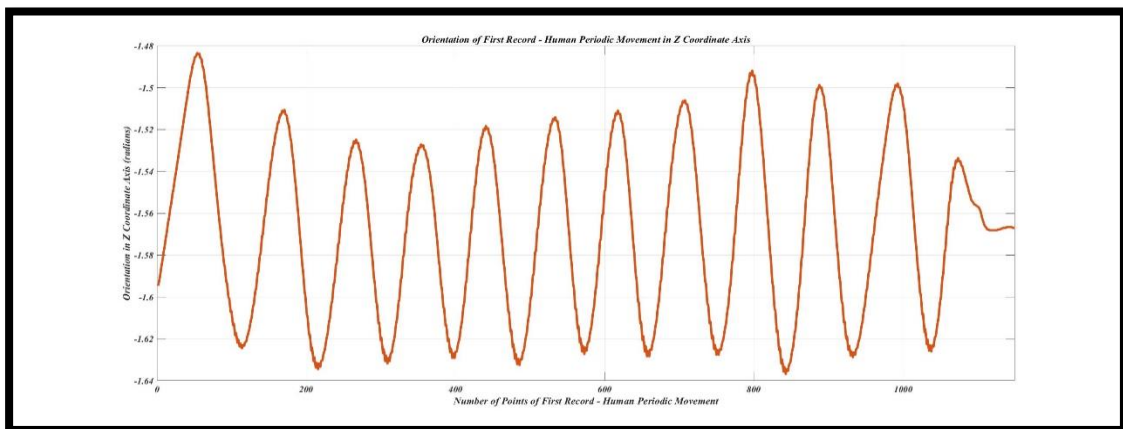
Σχήμα 2.2.2.3: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων θέσης στο Z Άξονα (*Position – m*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*).



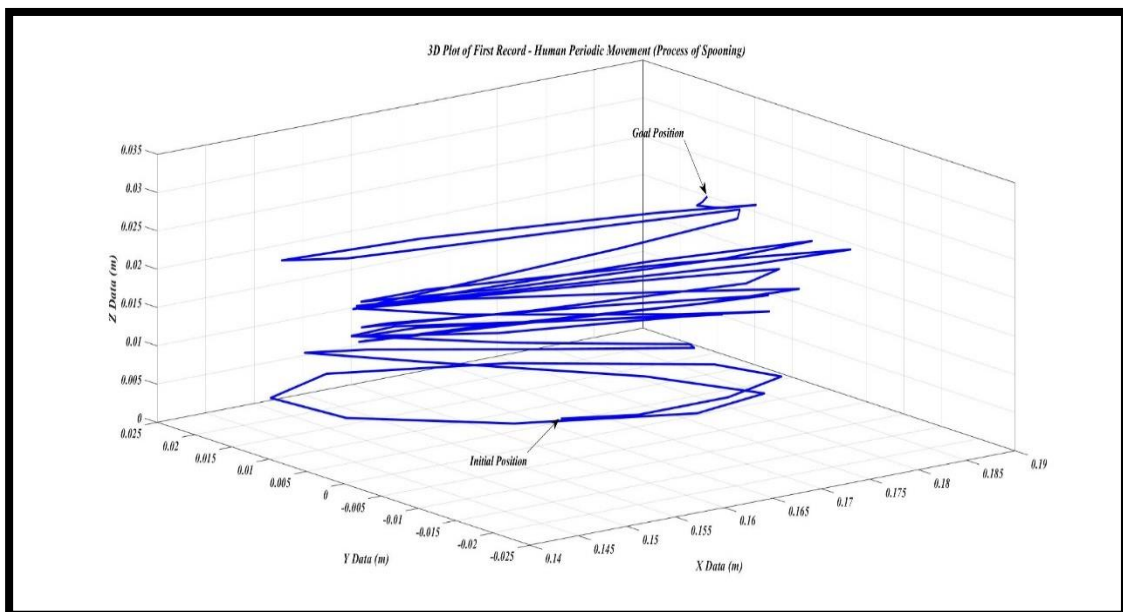
Σχήμα 2.2.2.4: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο X Άξονα (*Orientation - radians*) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (*Human Periodic Movement*).



Σχήμα 2.2.2.5: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Y Άξονα (Orientation - radians) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (Human Periodic Movement).



Σχήμα 2.2.2.6: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων προσανατολισμού στο Z Άξονα (Orientation - radians) που αφορούν μια περιοδική κίνηση (Human Periodic Movement).



Σχήμα 2.2.2.7: 3D αναπαράσταση των δεδομένων θέσης (Position - m) με αρχική και τελική κατάσταση που αφορούν τη πρώτη καταγραφή μιας Περιοδικής Κίνησης (Human Periodic Movement).

2.3 Κατασκευή Συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων που αφορά Διακριτές και Περιοδικές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB (DMP Framework for Discrete & Periodic Movements)

Τώρα μέσω του διακριτού και περιοδικού πλαισίου πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων (Discrete & Periodic DMP Framework) καθώς η κίνηση που θέλουμε να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής αφορά διακριτά και περιοδικά δεδομένα, κατασκευάσαμε στο περιβάλλον MATLAB το σύστημα (DMP Framework) μέσω του οποίου θα υποβάλλουμε τα δεδομένα της θέσης που υπογραμμίζουν τη παραπάνω τροχιά προς εκπαίδευση αυτής (DMP Learning) ούτως ώστε με αυτό το τρόπο αρχικά να εξασφαλίσουμε ότι τα δεδομένα της εκπαιδευμένης τροχιάς δεν θα ξεφύγουν από τα όρια του χώρου εργασίας του ρομποτικού χειριστή και έπειτα να παρατηρήσουμε ότι η καινούρια τροχιά που θα προκύψει μέσω του συγκεκριμένου πλαισίου θα παρουσιάζει ομοιότητες (Imitation Learning) και θα περιλαμβάνει χαρακτηριστική ακρίβεια με την αντίστοιχη που καταγράψαμε αρχικά με τη βοήθεια του μαγνητικού καταγραφέα.

Παρακάτω παρουσιάζεται αναλυτικά ο τρόπος με τον οποίο υλοποιήσαμε στο περιβάλλον MATLAB όλες τις απαραίτητες δυναμικές εξισώσεις που περιγράφουν μαθηματικά του μοντέλο ενός DMP συστήματος, στο οποίο αλλάζοντας ορισμένες παραμέτρους του όπως ενδεικτικά αποτελούν ο αριθμός των συναρτήσεων βάσης N (Number of Basis Functions) και ο αριθμός των αναπαραγόμενων βαρών (Weights W_R) που προκύπτουν έπειτα από την εκπαίδευση των δεδομένων για κάθε τροχιά ξεχωριστά, καταφέραμε να επιτύχουμε με αρκετά καλό ποσοστό την επιθυμητή ομοιότητα που θέλουμε να έχουν οι εκπαιδευμένες τροχιές σε σύγκριση με τις αρχικές μας καταγραφές. Για το λόγο αυτό δημιουργήσαμε τρία συστήματα πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων ούτως ώστε να επεξεργαστούμε τα δεδομένα της εκάστοτε κίνησης για κάθε άξονα ξεχωριστά. Τα παρακάτω αποτελέσματα αφορούν σε πρώτη φάση τη πρώτη καταγραφή μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Left To Right Movement), σε δεύτερη φάση τη δεύτερη καταγραφή μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Right To Left Movement) ενώ στο τέλος γίνεται αναφορά στη καταγραφή της ανθρωπομορφικής κίνησης με εμφανή χαρακτηριστικά περιοδικότητας (Human Periodic Movement).

2.3.1 Διατύπωση Προβλήματος Εκμάθησης των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων (Human Left To Right Movement & Human Right To Left Movements) από την Αρχική Θέση του Ρομποτικού Χειριστή μέσω του συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για Διακριτές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB

Στη συγκεκριμένη ενότητα θα προσπαθήσουμε να εκπαιδεύσουμε τις επιθυμητές μας κινήσεις με βάση την αρχική θέση που καταλαμβάνει ο ρομποτικός χειριστής στο χώρο εργασίας του με συντεταγμένες: $x: 0.16, y: 0.0, z: 0.14$. Να τονισθεί ότι στόχος μας είναι ο ρομποτικός χειριστής να εκτελέσει την επιθυμητή κίνηση από την αρχική του θέση μέχρι το σημείο στο οποίο βρίσκεται το αντικείμενο που συμμετέχει σε κάποιο από τα δυο σενάρια οικιακών εργασιών που πρόκειται να υλοποιήσουμε.

Αρχικά, θα πρέπει να διατυπώσουμε υπολογιστικά το πρόβλημα εκμάθησης για τα δεδομένα των ανθρωπομορφικών κινήσεων βάσει των αρχικών μας καταγραφών όπως αναλυτικά περιγράφηκε στην ενότητα (1.3). Αυτό που αξίζει να επισημανθεί είναι ότι δημιουργήθηκαν τρία πρόβλημα εκμάθησης τα οποία μας υπολογίζουν την οδηγό δύναμη f συναρτήσει των $x, y,$ και z δεδομένων μιας συγκεκριμένης κίνησης που καλείται να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής. Έτσι, λαμβάνοντας υπόψιν τα

προηγούμενα, μπορούμε να φορτώσουμε τα δεδομένα των διακριτών κινήσεων στο συγκεκριμένο σύστημα που έχουμε υλοποιήσει στο περιβάλλον MATLAB. Τα αρχεία αυτά που περιέχουν τα δεδομένα θα διαβαστούν κατάλληλα μέσω συγκεκριμένων εντολών προκειμένου να είμαστε σε θέση να τα επεξεργαστούμε.

Έπειτα, ορίζουμε τις παραμέτρους του φίλτρου Savitzky-Golay, το οποίο χρησιμοποιεί τα δεδομένα των διακριτών κινήσεων που αφορούν και τους τρεις άξονες και υπολογίζει τη πρώτη παράγωγο (ταχύτητα) και τη δεύτερη παράγωγο (επιτάχυνση) του συγκεκριμένου διανύσματος με συχνότητα δειγματοληψίας F_s , αριθμό πολωνύμου N και πλάτος F του φίλτρου. Να τονισθεί στο σημείο αυτό ότι χρησιμοποιήσαμε τις τιμές $N = 4$ και $F = 51$ οι οποίες αποδείχθηκαν κατάλληλες για την κατασκευή του φίλτρου και συνέβαλαν διαδραστικά στο επιθυμητό αποτέλεσμα. Τώρα μπορούμε να δημιουργήσουμε στο περιβάλλον MATLAB τρεις συναρτήσεις οι οποίες θα φιλτράρουν τα δεδομένα των ανθρωπομορφικών κινήσεων για κάθε άξονα ξεχωριστά με βάση τις τιμές που αναφέραμε παραπάνω για τον αριθμό N του πολωνύμου που χρησιμοποιήθηκε για τη προσέγγιση του φίλτρου καθώς και για το πλάτος του F . Οι συγκεκριμένες συναρτήσεις θα μας δώσουν εκτός από το διάνυσμα της θέσης των δεδομένων των συγκεκριμένων κινήσεων και το διάνυσμα της ταχύτητας και εκείνο της επιτάχυνσης.

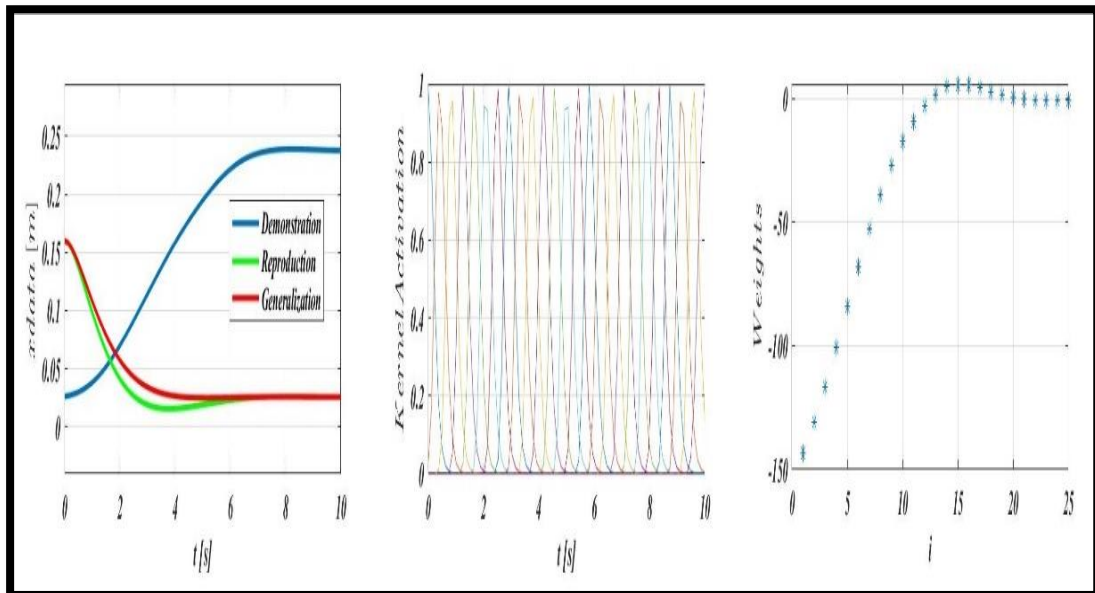
Στη συνέχεια, δίνουμε κάποιες ενδεικτικές τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές κινήσεις όπου $\mathbf{a}_z, \beta_z, \mathbf{a}_x$ είναι σταθερές και η τιμή N αντικατοπτρίζει τον αριθμό των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης Kernel που χρησιμοποιήθηκαν για να προσεγγίσουμε τμηματικά τη συνάρτηση της οδηγού δύναμης \mathbf{f} . Με βάση το πίνακα που δόθηκε στην ενότητα (1.5), οι σταθερές θα πρέπει να έχουν τις ακόλουθες τιμές: $N = 25, \mathbf{a}_z = 25, \beta_z = \frac{\mathbf{a}_z}{4}, \mathbf{a}_x = \frac{\mathbf{a}_z}{3}$.

Μετάπειτα, θα πρέπει να δημιουργηθούν οι συναρτήσεις που ουσιαστικά θα πραγματοποιούν τη διαδικασία εκπαίδευσης των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων. Οι συναρτήσεις αυτές χρησιμοποιούν ένα σήμα εισόδου, στη δική μας περίπτωση τα ομαλοποιημένα δεδομένα των ανθρωπομορφικών κινήσεων για κάθε άξονα x, y, z , το αντίστοιχο διάνυσμα χρόνου \mathbf{t} , τη συχνότητα δειγματοληψίας F_s , η οποία υπολογίζεται με βάση τον αριθμό των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων και τις παραμέτρους του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές κινήσεις N, β_z, \mathbf{a}_x και υπολογίζει κατάλληλα σε μορφή διανύσματος την οδηγό δύναμη \mathbf{f} , τη μεταβλητή φάσης \mathbf{x} , τις Γκαουσιανές συναρτήσεις βάσης Ψ_i δεδομένου ότι πρόκειται για διακριτές κινήσεις και τα υπολογιζόμενα βάρη \mathbf{W}_R των συγκεκριμένων συναρτήσεων βάσης.

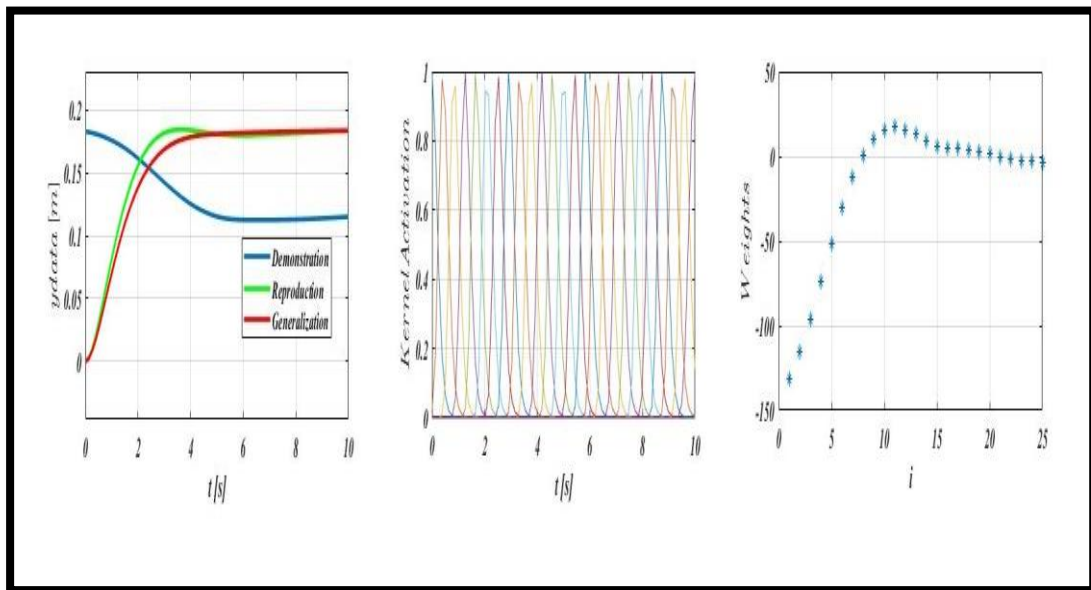
Επιπλέον, θα πρέπει να δημιουργηθούν οι συναρτήσεις που θα μας δώσουν τις αναπαραγόμενες τροχιές βάσει των ανθρωπομορφικών μας κινήσεων (Reproductions from demonstrations). Οι συγκεκριμένες συναρτήσεις χρησιμοποιούν ως είσοδο τα αναπαραγόμενα βάρη \mathbf{W}_R των Γκαουσιανών συναρτήσεων βάσης του εκπαιδευμένου σήματος, τις σταθερές παραμέτρους του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές κινήσεις N, β_z, \mathbf{a}_x , το διάνυσμα χρόνου \mathbf{t}_R , τις παραμέτρους της επιθυμητής κίνησης (desired movement) που αντιπροσωπεύουν το σημείο αρχικής θέσης \mathbf{y}_0 (initial position), και τελικής θέσης \mathbf{g} (goal position) αντίστοιχα καθώς επίσης και την επιθυμητή συχνότητα δειγματοληψίας F_s . Οι συναρτήσεις υπολογίζουν με κατάλληλο τρόπο το διάνυσμα της θέσης των αναπαραγόμενων κινήσεων, το χρόνο υλοποίησης τους μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων, την οδηγό δύναμη \mathbf{f}_R , τον αριθμό των εκτιμητριών Γκαουσιανών συναρτήσεων βάσης Ψ_{iR} και τη μεταβλητή φάσης \mathbf{x}_R .

Τέλος, δημιουργούνται οι συναρτήσεις που είναι υπεύθυνες για τη διαδικασία γενίκευσης (Generalization) των ανθρωπομορφικών κινήσεων. Οι συναρτήσεις αυτές χρησιμοποιούν ως είσοδο τα αναπαραγόμενα βάρη W_R των εκτιμητριών Γκαουσιανών συναρτήσεων βάσης Ψ_{iR} του εκπαιδευμένου σήματος, τις σταθερές παραμέτρους του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές κινήσεις $N, \mathbf{b}_z, \mathbf{a}_x$, το διάλυμα χρόνου t_G , τις παραμέτρους της επιθυμητής κίνησης (desired movement), \mathbf{y}_{oG} (initial position), \mathbf{g}_G (goal position) καθώς επίσης και την επιθυμητή συχνότητα δειγματοληψίας F_s έτσι ώστε να έχουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα. Οι συναρτήσεις υπολογίζουν το διάλυμα των γενικευμένων δεδομένων της θέσης των ανθρωπομορφικών κινήσεων, το χρόνο υλοποίησης τους μέσω του DMP συστήματος, την οδηγό δύναμη \mathbf{f}_G , τον αριθμό των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης Ψ_{iG} και τη μεταβλητή φάσης x_G .

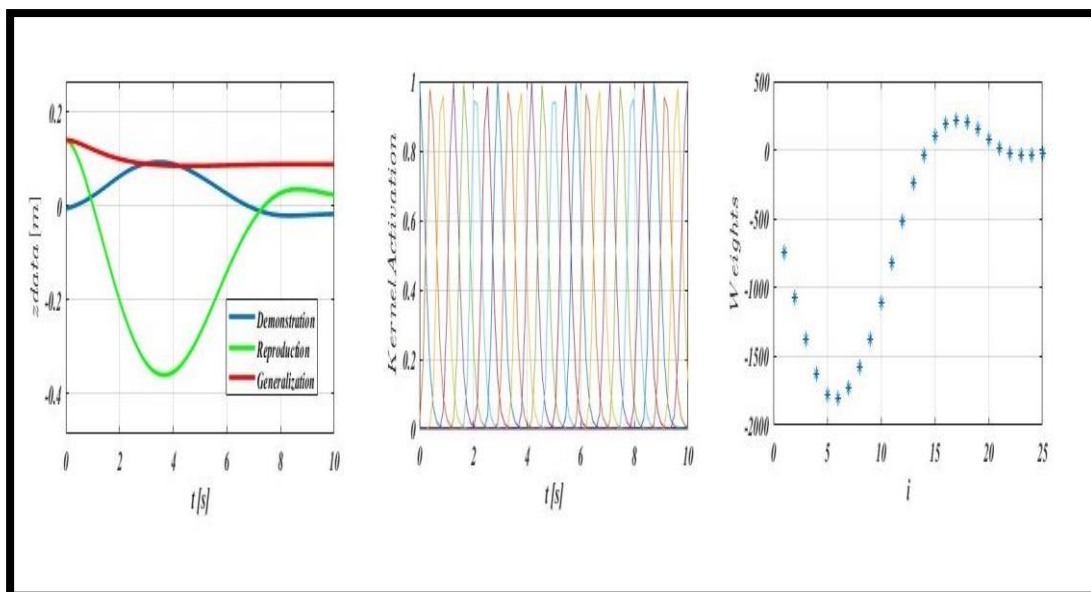
Στις ακόλουθες γραφικές απεικονίσεις, μπορούμε χαρακτηριστικά να δούμε τη θέση των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων μέσω του προβλήματος εκμάθησης. Η μπλε τρύχια αντιπροσωπεύει τη θέση των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων που έχουν επεξεργαστεί μέσω του φίλτρου Savitzky-Golay πετυχαίνοντας την επιθυμητή εξομάλυνση ενώ η πράσινη και η κόκκινη τροχιά αντιπροσωπεύουν την αναπαραγόμενη και γενικευμένη θέση αντίστοιχα των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων όπου χαρακτηριστικά φαίνεται το σημείο αρχικής κατάστασης στο οποίο ευρίσκεται ο ρομποτικός χειριστής ($x:0.16, y:0.0, z:0.14$) και το σημείο τελικής κατάστασης που έχουμε ορίσει εμείς με βάση τις ανάγκες του πειράματος στο οποίο θέλουμε να μεταβεί μετέπειτα ο ρομποτικός χειριστής. Επίσης, φαίνονται χαρακτηριστικά οι εκτιμητρίες συναρτήσεων βάσης Kernel Ψ_i που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια προσέγγισης κατά τμήματα της συνάρτησης της οδηγού δύναμης \mathbf{f} η οποία διαθέτει ένα μη-γραμμικό χαρακτήρα ενώ τέλος υπολογίζονται τα αναπαραγόμενα βάρη βάσει του αριθμού των συναρτήσεων βάσης $N = 25$.



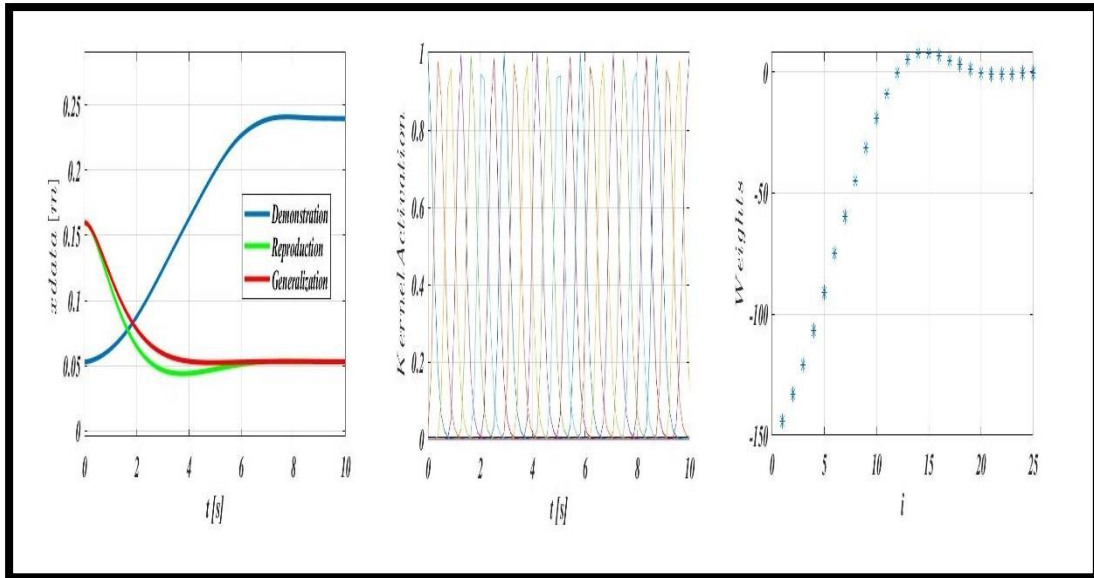
Σχήμα 2.3.1.1: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Left to Right Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον X-άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II, των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



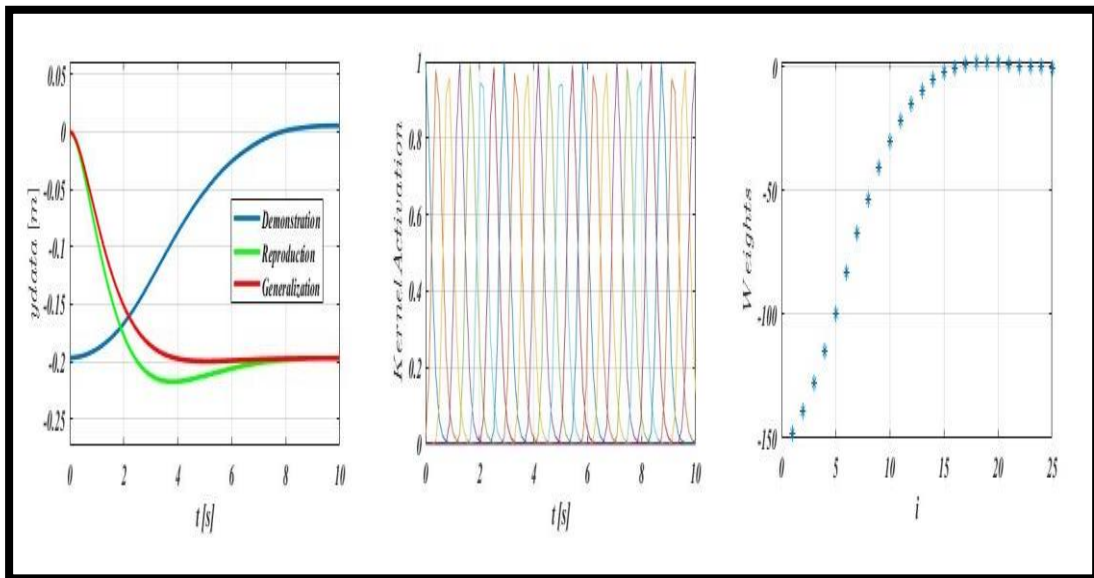
Σχήμα 2.3.1.2: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Left to Right Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Y-άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II, των εκτιμήτριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



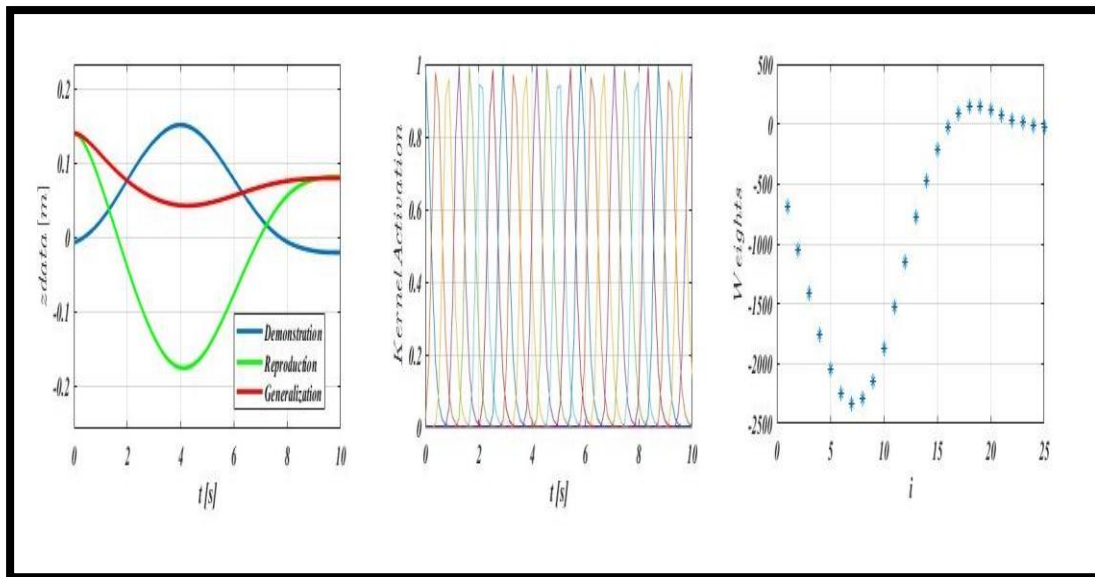
Σχήμα 2.3.1.3: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Left to Right Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Z-άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II, των εκτιμήτριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



Σχήμα 2.3.1.4: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Right to Left Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον X-άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II, των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



Σχήμα 2.3.1.5: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Right to Left Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Y-άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II, των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



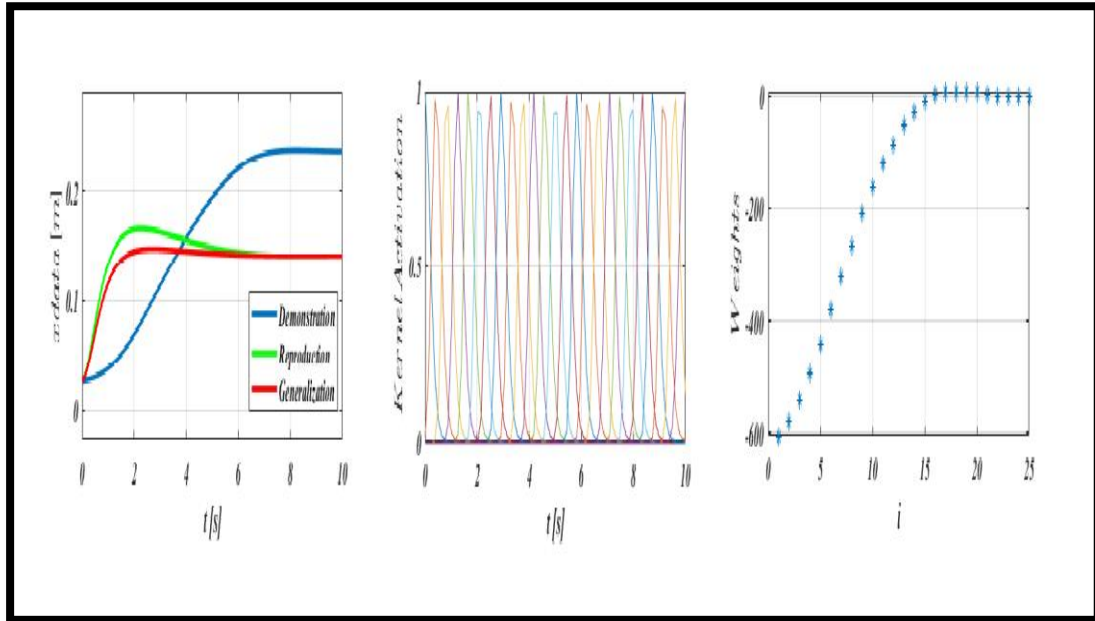
Σχήμα 2.3.1.6: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Right to Left Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Z-άξονα από μια αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II, των εκτιμητριών συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).

2.3.2 Διατύπωση Προβλήματος Εκμάθησης των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων (Human Left To Right Movement & Human Right To Left Movements) από τη θέση του Αντικειμένου μέσω του συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για Διακριτές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB

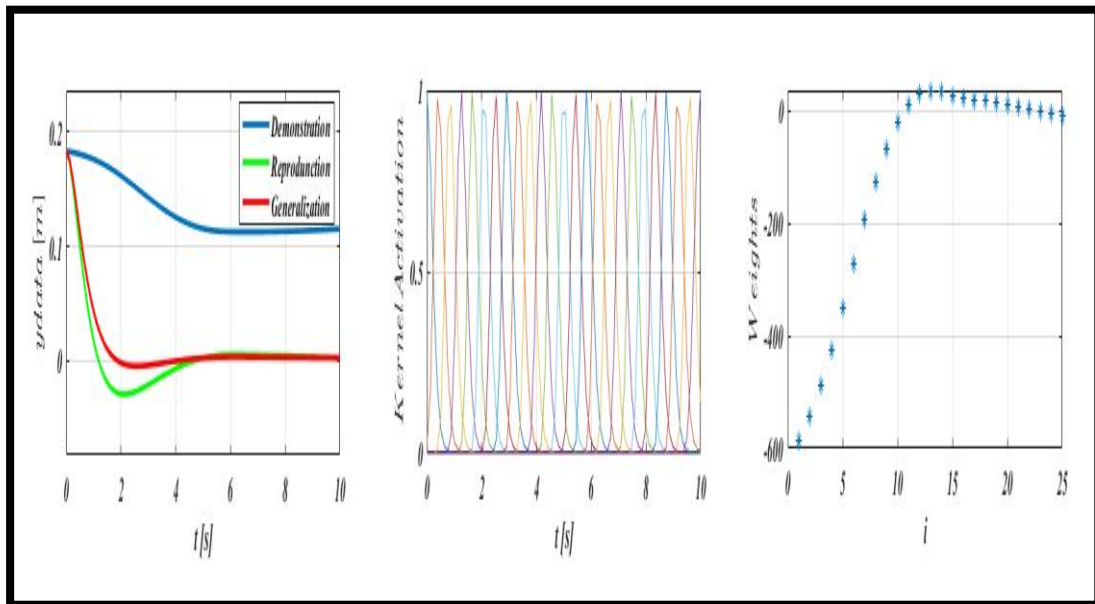
Σε αυτή την ενότητα, πραγματοποιείται η διαδικασία εκμάθησης των ανθρωπομορφικών κινήσεων μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές κινήσεις με τη διαφορά ότι αυτή τη φορά, οι κινήσεις εκπαιδεύονται λαμβανόντας υπόψιν ως αρχικές θέσεις, τις θέσεις (\mathbf{x} : **0.0254496093750**, \mathbf{y} : **0.1836166992190**, \mathbf{z} : **-0.0120550781250**) και (\mathbf{x} : **0.0531**, \mathbf{y} : **0.1972**, \mathbf{z} : **-0.0109**) που που κατέχουν τα δυο αντικείμενα που συμμετέχουν στα πλαίσια εκτέλεσης των δυο οικιακών εργασιών (Stirring & Pouring Procedures). Αξίζει να σημειωθεί ότι πραγματοποιήθηκε η ίδια διαδικασία εκπαίδευσης των δεδομένων των συγκεκριμένων ανθρωπομορφικών κινήσεων όπως αναλυτικά περιγράφηκε στην ενότητα (2.3.1) και παρακάτω φαίνονται χαρακτηριστικά τα αποτελέσματα αυτής μέσω του συστήματος DMP.

Η μπλε τροχιά αντιπροσωπεύει τη θέση των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων που έχουν επεξεργαστεί μέσω του φίλτρου Savitzky-Golay πετυχαίνοντας την επιθυμητή εξομάλυνση ενώ η πράσινη και η κόκκινη τροχιά αντιπροσωπεύουν την αναπαραγόμενη και γενικευμένη θέση αντίστοιχα των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων όπου χαρακτηριστικά φαίνεται ότι το σημείο αρχικής κατάστασης είναι η θέση του αντικειμένου στο χώρο εργασίας του ρομποτικού χειριστή και το σημείο τελικής κατάστασης ορίζεται κατάλληλα με βάση τις ανάγκες του πειράματος στο οποίο θέλουμε να μεταβεί μετέπειτα ο ρομποτικός χειριστής. Επίσης, φαίνονται χαρακτηριστικά οι εκτιμητρίες συναρτήσεων βάσης Kernel Ψ_i που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια προσέγγισης κατά τμήματα της συνάρτησης της οδηγού δύναμης \mathbf{f} η οποία διαθέτει ένα μη-γραμμικό χαρακτήρα ενώ τέλος

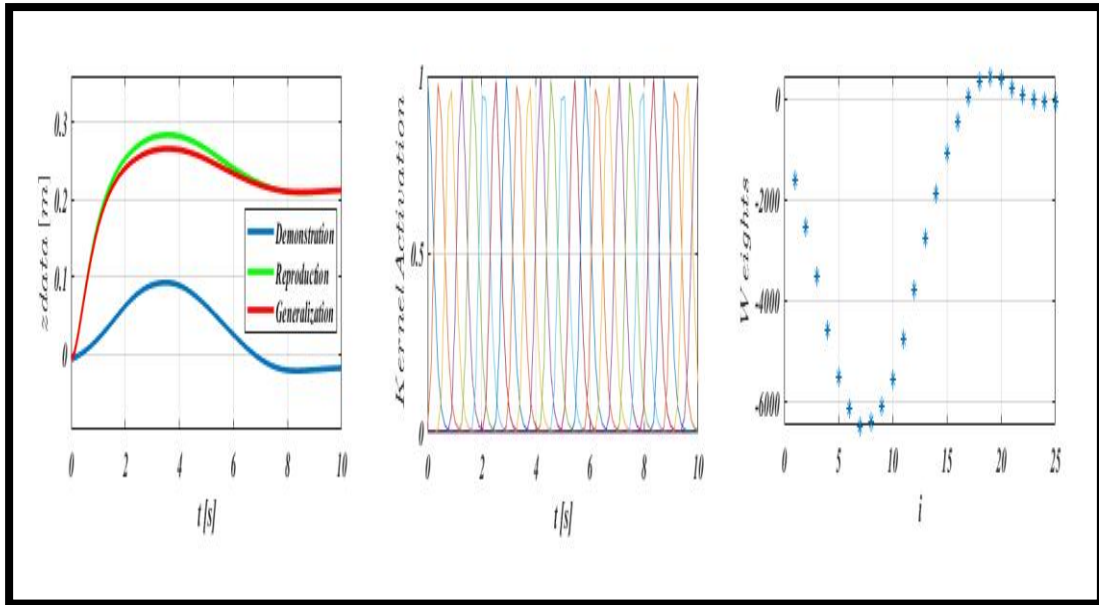
υπολογίζονται τα αναπαραγόμενα βάρη βάσει του αριθμού των συναρτήσεων βάσης $N = 25$.



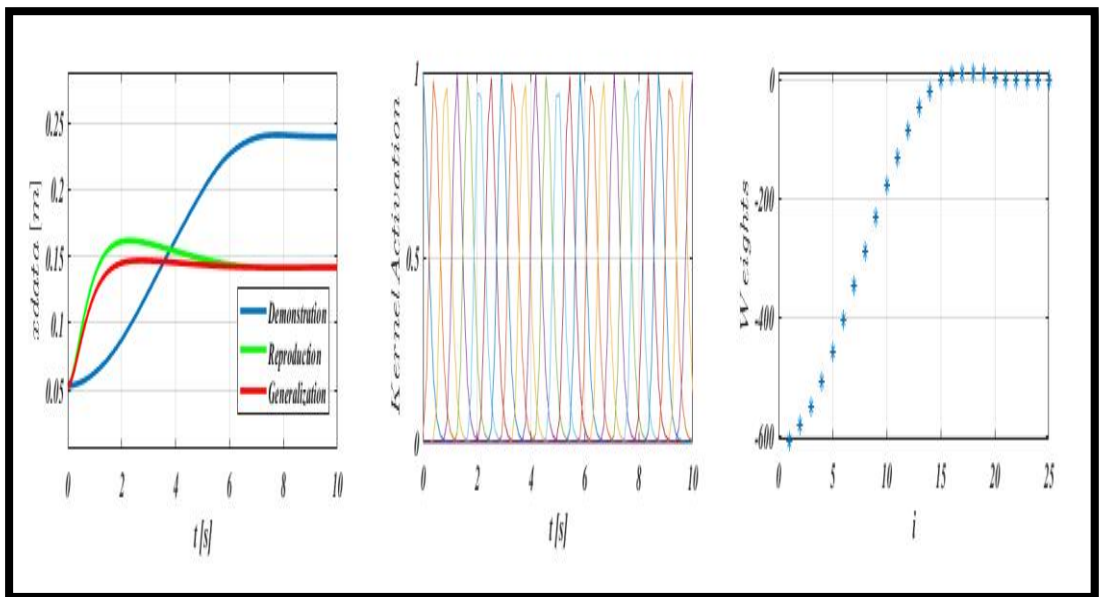
Σχήμα 2.3.2.1: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Left To Right Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον X -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (Stirring Procedure), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



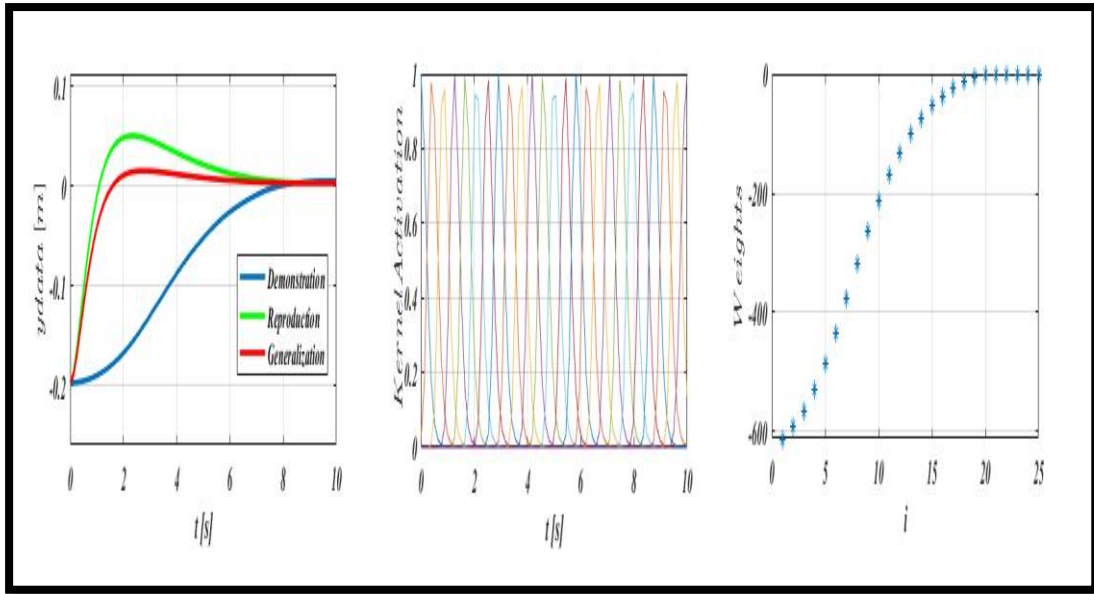
Σχήμα 2.3.2.2: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Left To Right Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Y -άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (Stirring Procedure), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



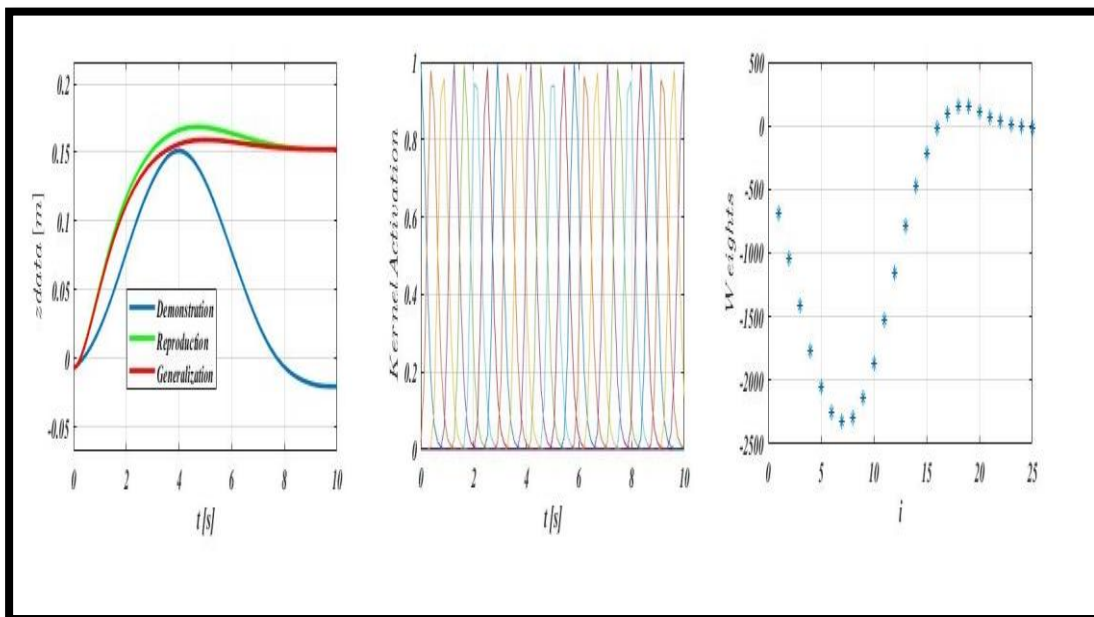
Σχήμα 2.3.2.3: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Left To Right Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Z-άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (Stirring Procedure), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



Σχήμα 2.3.2.4: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Right To Left Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον X-άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (Stirring Procedure), των εκτιμητήριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



Σχήμα 2.3.2.5: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Right To Left Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Y-άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (Stirring Procedure), των εκτιμημένων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



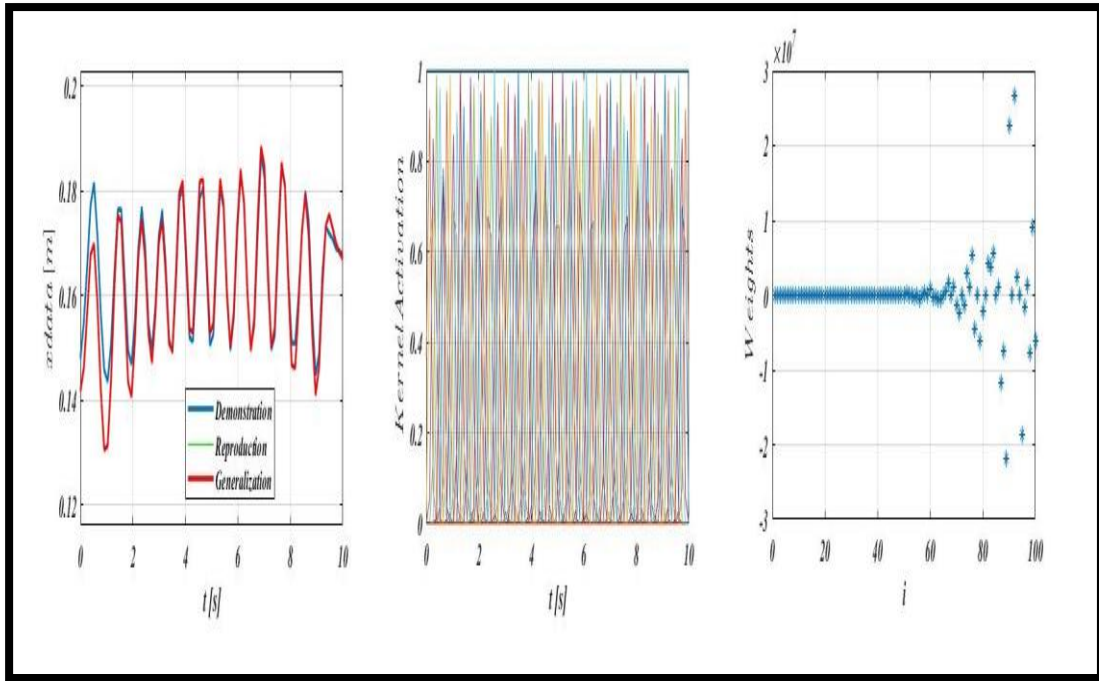
Σχήμα 2.3.2.6: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (Human Right To Left Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Z-άξονα από τη θέση του αντικειμένου που συμμετέχει στο πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας (Stirring Procedure), των εκτιμημένων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).

2.3.3 Διατύπωση Προβλήματος Εκμάθησης των Ανθρωπομορφικών Κινήσεων με Περιοδικό Χαρακτήρα (Human Periodic Movements) μέσω του συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων για Διακριτές Κινήσεις στο περιβάλλον MATLAB

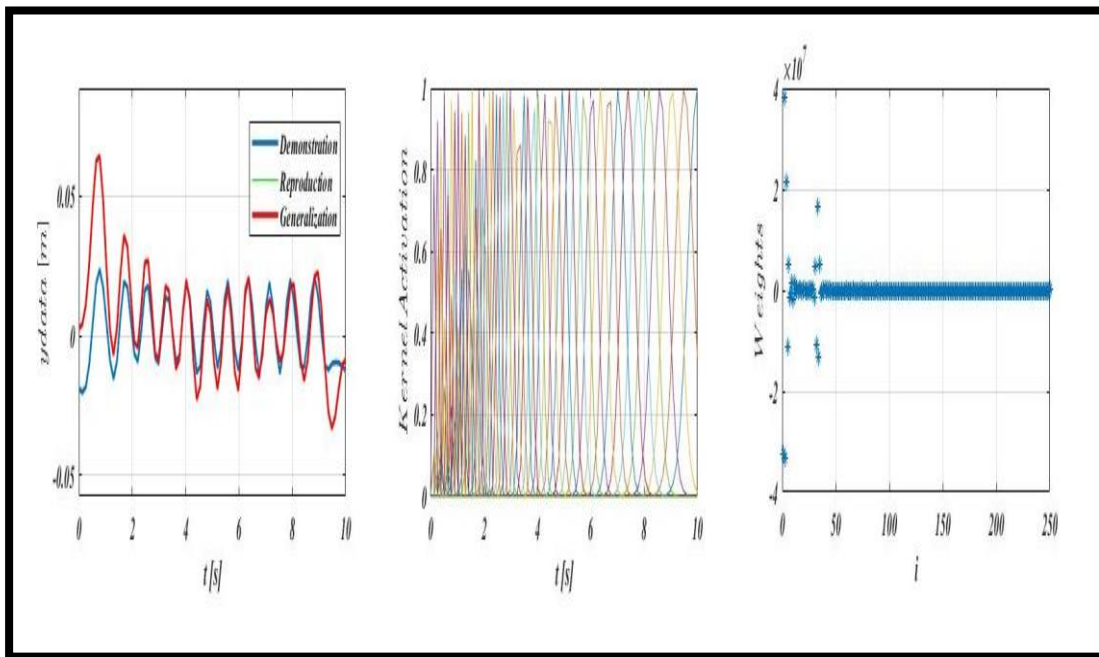
Όπως και στις δυο προηγούμενες ενότητες έτσι και εδώ πραγματοποιείται η διαδικασία εκμάθησης των ανθρωπομορφικών κινήσεων μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για περιοδικές κινήσεις με τη διαφορά ότι αυτή τη φορά, οι κινήσεις εκπαιδεύονται λαμβανόντας υπόψιν την θέση που κατέχει το μεγαλύτερο αντικείμενο (Cooking Bowl) στο χώρο εργασίας ($\mathbf{x}: \mathbf{0.1479}, \mathbf{y}: \mathbf{0.0189}, \mathbf{z}: \mathbf{0.0126}$) και εκπαιδεύονται κατά τέτοιο τρόπο ούτως ώστε ο ρομποτικός χειριστής να μπορεί να εκτελέσει επαναλαμβανόμενες κυκλικές τροχιές εντός του συγκεκριμένου αντικειμένου. Με αυτό το τρόπο, καταφέρνουμε να διαμορφώσουμε το σενάριο οικιακής εργασίας στο οποίο συμμετέχει η συγκεκριμένη ανθρωπομορφική κίνηση (Stirring Procedure) και η οποία πλαισιώνεται μέσω μια σύνθεσης από διακριτές και βοηθητικές κινήσεις.

Παρακάτω φαίνονται τα αποτελέσματα εκμάθησης της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικό χαρακτήρα στην οποία προέκυψαν ορισμένες διαφορές σε σύγκριση με το αντίστοιχο σύστημα για τις διακριτές κινήσεις. Αρχικά, χρησιμοποιήθηκε διαφορετική τεχνική στη διαδικασία εξομάλυνσης των δεδομένων όπου στη συγκεκριμένη περίπτωση καταφύγαμε στις μεθόδους βαθμονόμησης (Gradient) αντί του φίλτρου Savitzky-Golay. Έπειτα, διαφοροποιήθηκε το σύστημα εκμάθησης αλλάζοντας σημαντικούς παράγοντες που επηρεάζουν τις εκτιμήτριες συναρτήσεις βάσης Kernel Ψ_i όπως για παράδειγμα αποτελούν το πλάτος \mathbf{h}_i και τα κέντρα τους \mathbf{C}_i . Τέλος, αυξήθηκε σημαντικά ο αριθμός των συναρτήσεων βάσης \mathbf{N} ούτως ώστε να έχουμε την επιθυμητή ακρίβεια των κινήσεων βάσει των αρχικών μας καταγραφών.

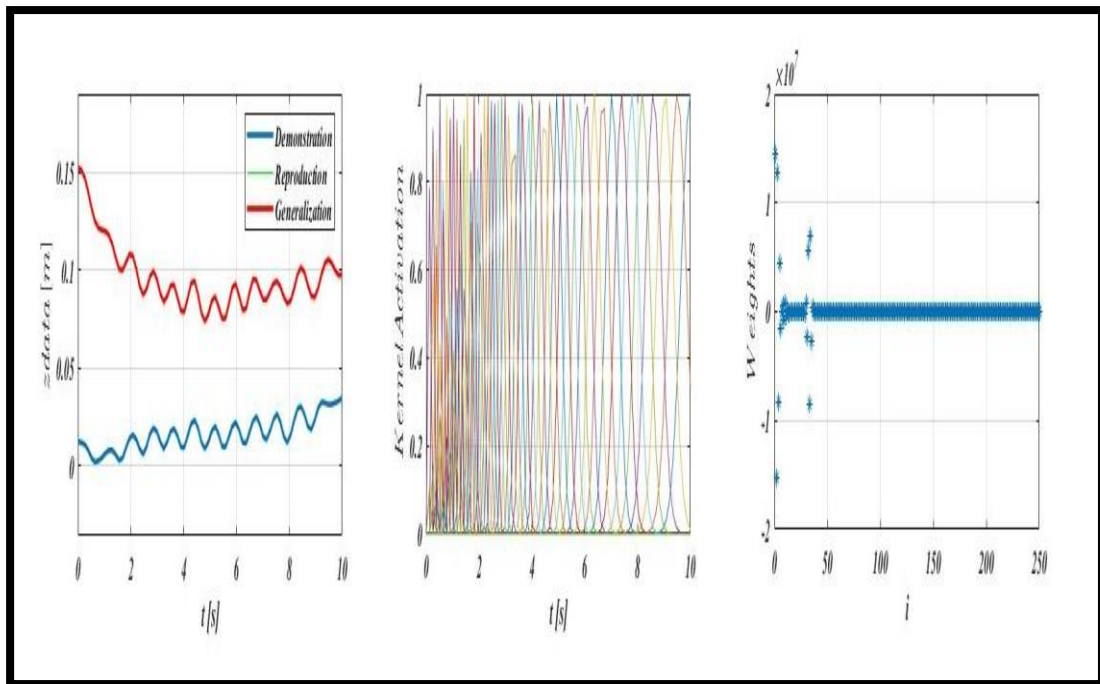
Τα ακόλουθα σχήματα δείχνουν αρχικά τη μπλε τροχία η οποία αντιπροσωπεύει τη θέση των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων που έχουν επεξεργαστεί μέσω της μεθόδου βαθμονόμησης όπως χαρακτηριστικά αναφέρθηκε παραπάνω, πετυχαίνοντας την επιθυμητή εξομάλυνση, ενώ η πράσινη και η κόκκινη τροχία αντιπροσωπεύουν την αναπαραγόμενη και γενικευμένη θέση αντίστοιχα των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων όπου χαρακτηριστικά φαίνεται ότι η αρχική μας κατάσταση είναι η θέση που κατέχει το μεγαλύτερο αντικείμενο στο χώρο εργασίας και το σημείο τελικής κατάστασης έχει ορισθεί με βάση τις ανάγκες του πειράματος ούτως ώστε να ολοκληρώσει τη περιοδική του κίνηση ο ρομποτικός χειριστής. Επίσης, φαίνονται αναλυτικά οι εκτιμήτριες συναρτήσεις βάσης Kernel Ψ_i που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια προσέγγισης κατά τμήματα της συνάρτησης της οδηγού δύναμης \mathbf{f} η οποία διαθέτει και σε αυτή τη περίπτωση ένα μη-γραμμικό χαρακτήρα ενώ τέλος υπολογίζονται τα αναπαραγόμενα βάρη βάσει του αριθμού των συναρτήσεων βάσης \mathbf{N} . Να τονισθεί στο σημείο αυτό ότι ο αριθμός των συναρτήσεων βάσης επιλέχθηκε κατά τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να πετύχουμε την επιθυμητή ομοιότητα. Βέβαια λόγω αύξησης του αριθμού των συναρτήσεων βάσης ($\mathbf{N} \gg \mathbf{25}$), το διάγραμμα ενεργοποίησης των συναρτήσεων βάσης δείχνει ότι δεν υπάρχουν κενά διαστήματα όπως συμβαίνει στη περίπτωση των διακριτών κινήσεων.



Σχήμα 2.3.3.1: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικό χαρακτήρα (Human Periodic Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον X-άξονα), των εκτιμήτριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



Σχήμα 2.3.3.2: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικό χαρακτήρα (Human Periodic Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Y-άξονα), των εκτιμήτριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights).



Σχήμα 2.3.3.3: Γραφική απεικόνιση των γενικευμένων δεδομένων της θέσης (position m) μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικό χαρακτήρα (Human Periodic Movement) μέσω του προβλήματος εκμάθησης που αφορά τον Z-άξονα), των εκτιμήτριων συναρτήσεων βάσης Kernel (Kernel Activation) και των εκπαιδευμένων βαρών (Learnt Weights)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Δημιουργία Σεναρίων Οικιακών Εργασιών του Ρομποτικού Χειριστή WidowX Robot Arm Mark II με Χρήση Ανθρωπομορφικών Κινήσεων & Προσομοιώσεις στο λειτουργικό σύστημα ROS

3.1 Περιγραφή Σεναρίων Οικιακών Εργασιών του Ρομποτικού Χειριστή WidowX Robot Arm Mark II (Housekeeping Activities Scenarios of WidowX Robot Arm Mark II)

Στόχος μας είναι να δημιουργήσουμε ρεαλιστικά σενάρια τα οποία μπορούν να πραγματοποιηθούν μέσω του ρομποτικού χειριστή (robot assistant scenarios) και τα οποία συμβάλλουν σε προηγμένες ικανότητες αρπαγής (grasping), χειραγώγησης (manipulation) και ασφαλούς συνεργασίας μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ (safe human-robot collaboration). Στην ενότητα του συγκεκριμένου κεφαλαίου, προσπαθούμε να περιγράψουμε σενάρια οικιακών εργασιών τα οποία θα εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής χρησιμοποιώντας ένα σύνολο από ανθρωπομορφικές κινήσεις. Παρακάτω αναφέρεται επιγραμματικά ο τρόπος με τον οποίο ο ρομποτικός χειριστής θα εκτελέσει δυο σενάρια οικιακών εργασιών τα οποία έχουν επιλεγεί κατάλληλα με βάση τον αριθμό των ανθρωπομορφικών κινήσεων.

A. Πρώτο Σενάριο Ανθρωπομορφικών Κινήσεων της Οικιακής Εργασίας «Stirring Procedure»:

Το πρώτο σενάριο οικιακής εργασίας αφορά τη διαδικασία ανακατέματος συστατικών μέσα σε ένα μπολ μαγειρικής (cooking bowl) με τη βοήθεια ενός κουταλιού (spoon). Αρχικά, θα πρέπει να ορίσουμε τόσο τη θέση του μικρότερου αντικειμένου (spoon) όσο και του μεγαλύτερου (cooking bowl) που θα λάβουν μέρος στο συγκεκριμένο σενάριο κινήσεων επιλέγοντας και για τα δυο να έχουν τις επιθυμητές συντεταγμένες ως προς τη βάση του ρομποτικού χειριστή (**Robot Base: “base footprint”**) και το κατάλληλο προσανατολισμό (orientation).

Η ιδέα για το συγκεκριμένο σενάριο οικιακής εργασίας βασίζεται σε πέντε κινήσεις του ρομποτικού χειριστή. Η πρώτη κίνηση που θα εκτελέσει θα είναι μια κίνηση (Horizontal Interpolation) ή διαφορετικά μια βοηθητική κίνηση κατά την οποία ο ρομποτικός χειριστής ευθυγραμμίζεται έτσι ώστε να έρθει στην αρχική του κατάσταση (Initial Position) λαμβάνοντας υπόψιν το επιτρεπόμενο εύρος της οριζόντιας εμβέλειας. Να τονισθεί στο σημείο αυτό ότι η αρχική κατάσταση έχει ορισθεί κατά τέτοιο τρόπο ούτως ώστε να μας διευκολύνει τόσο στο κομμάτι της εκπαίδευσης των διακριτών και περιοδικών κινήσεων που βασίζεται το συγκεκριμένο σενάριο όσο και στο κομμάτι των μετέπειτα προσομοιώσεων.

Η δεύτερη κίνηση που θα εκτελέσει αφορά μια διακριτή κίνηση (Human Left To Right Movement) κατά την οποία ο ρομποτικός χειριστής μετακινείται από την αρχική του θέση και ολοκληρώνει τη κίνησή του πάνω από τη θέση του κουταλιού στο χώρο εργασίας του. Να σημειωθεί ότι πραγματοποιήθηκε μερική αύξηση ως προς τον άξονα **z** προκειμένου ο ρομποτικός χειριστής να λάβει μια ικανοποιητική θέση πάνω από το κουτάλι που πρόκειται να αρπάξει το τελικό στοιχείο δράσης του (αρπαγή). Η τρίτη κίνηση αφορά μια ακόμη βοηθητική κίνηση από το σημείο στο οποίο βρίσκεται τη συγκεκριμένη στιγμή ο ρομποτικός χειριστής μέχρι το τελικό στοιχείο δράσης του να αρπάξει το κουτάλι (Grasping). Στη συνέχεια, η τέταρτη κίνηση περιλαμβάνει μια ακόμη διακριτή κίνηση, κατά την οποία το τελικό στοιχείο δράσης του ρομποτικού χειριστή μεταφέρει το κουτάλι σε μια προκαθορισμένη θέση πάνω από το μπολ μαγειρικής (cooking bowl) το οποίο βρίσκεται σε μια σταθερή θέση καθόλη τη

διάρκεια εκτέλεσης του σεναρίου οικιακής εργασίας. Τέλος, ο ρομποτικός χειριστής θα εκτελέσει μια περιοδική κίνηση, προσπαθώντας να ανακατέψει τα συστατικά μέσα στο μπολ μαγειρικής με τη βοήθεια του κουταλιού και αφού ολοκληρώσει τη κίνησή του, είτε θα αφήσει το κουτάλι μέσα στο μπολ μαγειρικής είτε θα το μετακινήσει σε κάποιο άλλο σημείο του χώρου εργασίας του (Placing) και θα επιστρέψει στην αρχική του κατάσταση.

B. Δεύτερο Σενάριο Ανθρωπομορφικών Κινήσεων της Οικιακής Εργασίας

«Pouring Procedure»: Το δεύτερο σενάριο οικιακής εργασίας αφορά τη διαδικασία τοποθέτησης ενός συστατικού μέσα στο μπολ μαγειρικής (cooking bowl) όπου στη συγκεκριμένη περίπτωση θα είναι η ζάχαρη (sugar). Όπως και στο πρώτο σενάριο κινήσεων οικιακής εργασίας, έτσι και εδώ θα πρέπει να ορίσουμε τόσο τη θέση του μικρότερου αντικειμένου (sugar) όσο και του μεγαλύτερου (cooking bowl) που θα λάβουν μέρος στο συγκεκριμένο σενάριο κινήσεων επιλέγοντας και για τα δυο να έχουν τις επιθυμητές συντεταγμένες ως προς τη βάση του ρομποτικού χειριστή (**Robot Base: “base footprint”**) και το κατάλληλο προσανατολισμό (Orientation).

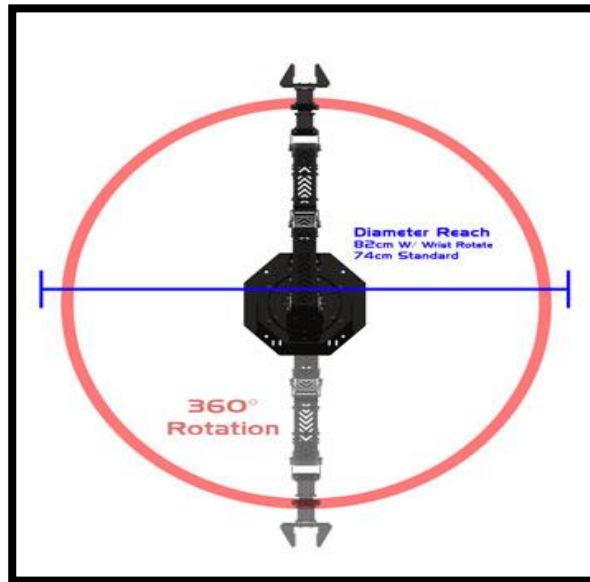
Η ιδέα για το συγκεκριμένο σενάριο βασίζεται σε επτά κινήσεις του ρομποτικού χειριστή. Η πρώτη κίνηση που θα εκτελέσει θα είναι μια βοηθητική κίνηση όπου και εδώ ευθυγραμμίζεται ούτως ώστε να έρθει στην αρχική του κατάσταση με βάση τις απαιτήσεις τους εύρους οριζόντιας εμβέλειας. Η δεύτερη κίνηση που θα εκτελέσει θα είναι μια διακριτή κίνηση (Human Right To Left Movement) κατά την οποία ο ρομποτικός χειριστής μετακινείται προς τη θέση του αντικειμένου της ζάχαρης. Να σημειωθεί στο σημείο αυτό ότι πραγματοποιήθηκε μερική αύξηση ως προς τον άξονα **z** προκειμένου ο ρομποτικός χειριστής να λάβει μια ικανοποιητική θέση πάνω από το αντικείμενο της ζάχαρης. Η τρίτη κίνηση αφορά μια επιπλέον βοηθητική κίνηση κατά την οποία το τελικό στοιχείο δράσης του ρομποτικού χειριστή αρπάζει (Grasping) τη ζάχαρη λαμβάνοντας υπόψιν το εύρος κατακόρυφης εμβέλειας.

Στη συνέχεια, η τέταρτη κίνηση αφορά μια ακόμη διακριτή κίνηση κατά την οποία το τελικό στοιχείο δράσης έρχεται σε μια κατάλληλη θέση έτσι ώστε μετέπειτα ο ρομποτικός χειριστής να εκτελέσει τη διαδικασία τοποθέτησης του συγκεκριμένου συστατικού μέσα στο μπολ μαγειρικής. Η επόμενη κίνηση αφορά τη διαδικασία τοποθέτησης του αντικειμένου της ζάχαρης μέσα στο μπολ μαγειρικής, επεμβαίνοντας στο προσανατολισμό του τελικού στοιχείου δράσης έτσι ώστε να εκτελέσει μια τέτοια κίνηση. Η έκτη κίνηση αφορά μια ακόμη διακριτή κίνηση όπου ο ρομποτικός χειριστής μετακινεί πλέον το αντικείμενο της ζάχαρης σε κάποιο άλλο σημείο εντός του χώρου εργασίας του. Να σημειωθεί ότι πραγματοποιήθηκε και εδώ μερική αύξηση ως προς τον άξονα **z** προκειμένου ο ρομποτικός χειριστής να τοποθετήσει με ομαλό τρόπο το μικρότερο αντικείμενο στη νέα θέση. Στη συνέχεια, εκτελείται μια βοηθητική κίνηση από το σημείο στο οποίο βρίσκεται ο ρομποτικός χειριστής μέχρι τη τοποθέτηση του αντικειμένου της ζάχαρης στη νέα θέση (Placing). Τέλος, ο ρομποτικός χειριστής θα επιστρέψει στην αρχική του κατάσταση (Initial Position).

3.2 Ρομποτικός Χειριστής WidowX Robot Arm Mark II

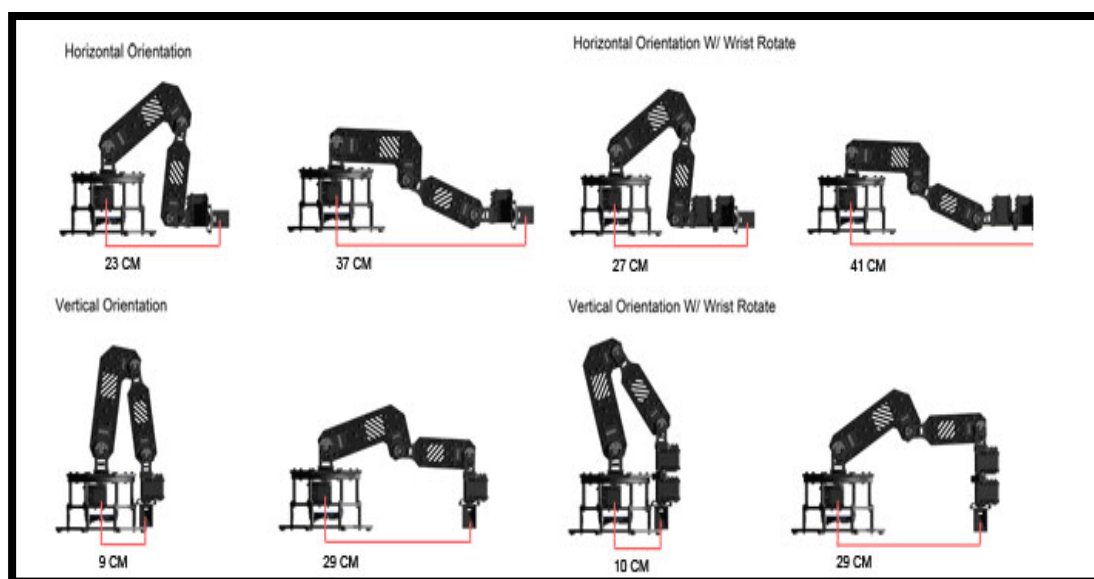
Ο ρομποτικός χειριστής WidowX Robot Arm Mark II αποτελεί μια αναβαθμισμένη έκδοση βραχίονα των εργαστηρίων Interbotix, η οποία προσφέρεται για τη σειρά MX των σερβοκινητήρων DYNAMIXEL. Με τον όρο MX αναφερόμαστε στο τύπο του αισθητήρα θέσης (position sensor). Μοντέλα όπως για παράδειγμα αποτελεί το **RX-28** χρησιμοποιεί ποτενσιόμετρο για τον αισθητήρα θέσης. Παρόλο που το ποτενσιόμετρο μπορεί να έχει μια σχετικά μεγάλη διάρκεια ζωής, οι συχνές βαθμονομήσεις σταδιακά επηρεάζουν ορισμένες περιοχές του αισθητήρα με αποτέλεσμα να προκαλούνται

ξαφνικές κινήσεις των συνδέσμων με αποτέλεσμα η διάρκεια ζωής του ποτενσιόμετρου να μειώνεται δραματικά. Τα μοντέλα της σειράς MX τα οποία χρησιμοποιούνται για τη περίπτωση τους δικού μας ρομποτικού χειριστή χρησιμοποιούν έναν ανέπαφο κωδικοποιητή με απόλυτη μέτρηση (contactless absolute encoder) ως αισθητήρα θέσης. Η χρησιμοποίησή του επιτρέπει μια μεγαλύτερη διάρκεια ζωής του αισθητήρα εξαιτίας της έλλειψης θορύβου με το τύπο ηλεκτρονικού κυκλώματος ADC. Τα εργαστήρια Interbotix έχουν βελτιστοποιήσει σε μεγάλο βαθμό το ρομποτικό χειριστή με σερβοκινητήρες που προσφέρουν πλήρη ελευθερία κινήσεων 360° , υψηλή ανάλυση 4096 θέσεων και ομαλή παρεμβολή.



Εικόνα 3.2.1: Διάταξη WidowX Robot Arm Mark II με πλήρη ελευθερία κινήσεων 360° .

Ο WidowX Robot Arm Mark II διαθέτει οριζόντια εμβέλεια έως **41** εκατοστά και **55** εκατοστά κατακόρυφης εμβέλειας όπως φαίνεται χαρακτηριστικά στη παρακάτω εικόνα. (24).



Εικόνα 3.2.2: Εύρος λειτουργίας του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II.

Σε απόσταση **10** εκατοστών, μπορεί να ανυψώσει έως **800** γραμμάρια βάρους και **30** σε **30** εκατοστά έως **400** γραμμάρια βάρους.

WidowX Robot Arm Mark II Stats	
Weight	1330G (1400 W/ Rotate)
Vertical Reach	51 cm (55 W/ Rotate)
Horizontal Reach	37 cm (41 W/ Rotate)
Strength (No Rotation)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 30 cm/400G 2. 20 cm/600G 3. 10 cm/800G
Gripper Strength	500G Holding
Wrist Lift Strength	500G (400W/ Rotate)

Πίνακας 3.2.1: Στατιστικές πληροφορίες του ρομποτικού χειριστή WidowX Robot Arm Mark II.

Η αρπαγή του ρομποτικού χειριστή έχει ονομαστική αντοχή συγκράτησης έχω **500** γραμμάρια, ενώ ο ίδιος ο καρπός μπορεί να ανυψώσει βάρος έως και **500** γραμμάρια οριζόντια. Για τη περίπτωση των αισθητήρων που χρησιμοποιούνται στα πλαίσια της συγκεκριμένης διάταξης, το μοντέλο Hokuyo LiDAR διαθέτει **270°** βαθμούς ελευθερίας σε **10** μέτρα εύρους σάρωσης το οποίο χρησιμοποιείται για τη χαρτογράφηση του περιβάλλοντος και αποφυγής εμποδίου σε αυτή τη πλατφόρμα. Ο αισθητήρας Kinect λειτουργεί ως οπτική συσκευή εισόδου. Τα δεδομένα εικόνας από τον αισθητήρα Kinect χρησιμοποιούνται σε αλγόριθμο επεξεργασίας εικόνας για την εύρεση των επιθυμητών αντικειμένων στο χώρο εργασίας. Η ηλεκτρονική συσκευή IMU (Inertial Measurement Unit) χρησιμοποιείται για να αυξήσει τον εντοπισμό του ρομπότ και να μειώσει το σφάλμα που προκαλείται στους τροχούς κωδικοποιητών.

3.3 Προσομοίωση των Σεναρίων Οικιακών Εργασιών στο λειτουργικό σύστημα ROS

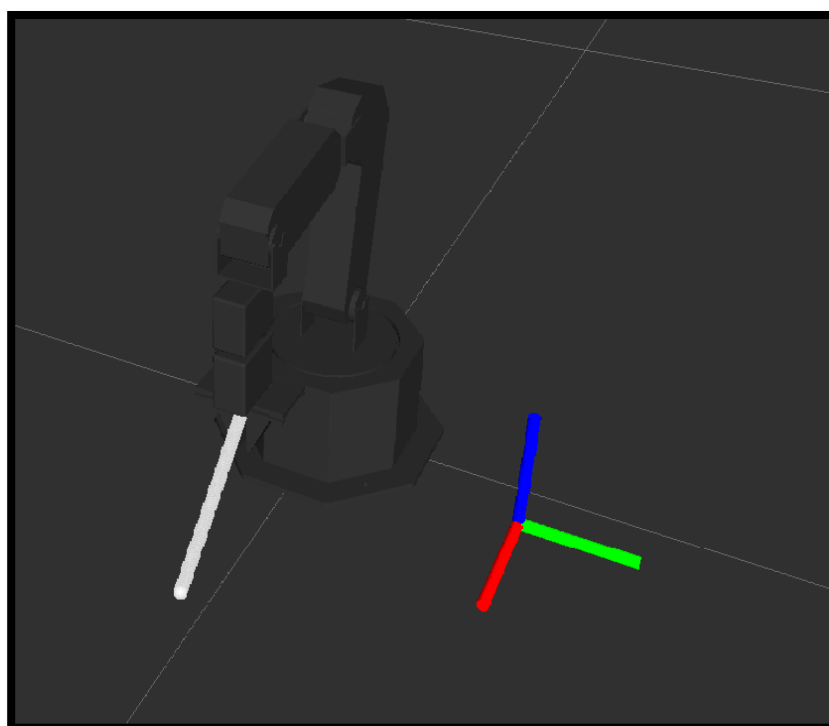
Η προσομοίωση του ρομποτικού χειριστή πραγματοποιήθηκε μέσω του λειτουργικού συστήματος ROS σε συνδυασμό με το Gazebo το οποίο αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο γρήγορης δοκιμής αλγορίθμων, σχεδιασμού ρομπότ, εκτέλεσης δοκιμών παλινδρόμησης και εκπαίδευσης συστήματος AI (artificial intelligence) χρησιμοποιώντας ρεαλιστικά σενάρια (A). Στη δική μας περίπτωση, έγινε χρήση του συγκεκριμένου λογισμικού για την εκτέλεση των ανθρωπομορφικών κινήσεων. Εφόσον οι συγκεκριμένες κινήσεις που πρόκειται να δοκιμαστούν στα σενάρια οικιακών εργασιών έχουν εκπαιδευτεί κατάλληλα μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για τη περίπτωση τόσο των διακριτών όσο και των περιοδικών κινήσεων, τα διανύσματα θέσης των δεδομένων τους στέλνονται σε μορφή μηνυμάτων στο τερματικό (terminal) του ROS. Έτσι, αυτό που καταφέραμε να επιτύχουμε ήταν να αναπτύξουμε έναν αλγόριθμο σχεδιασμού διαδρομής (path planning algorithm) και στρατηγικής ελέγχου (control strategy) του ρομποτικού χειριστή, ο οποίος διαβάζει κάθε φορά τα διανυσμάτα θέσης των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων ως μηνύματα. Τα μηνύματα αυτά στέλνονται με κατάλληλο τρόπο από το περιβάλλον MATLAB στο τερματικό του ROS και έπειτα μέσω του αλγορίθμου εκτελείται κάθε φορά μια κίνηση. Η διαδικασία αυτή εκτελέστηκε για ένα συγκεκριμένο αριθμό

κινήσεων προκειμένου να παρατηρήσουμε αν εκτελούνται σε ικανοποιητικό βαθμό από το ρομποτικό χειριστή και αν αυτό συμβαίνει να εξεταστούν και σε πειραματικό επίπεδο.

3.3.1 Προσομοίωση Πρώτου Σεναρίου Οικιακής Εργασίας στο περιβάλλον ROS

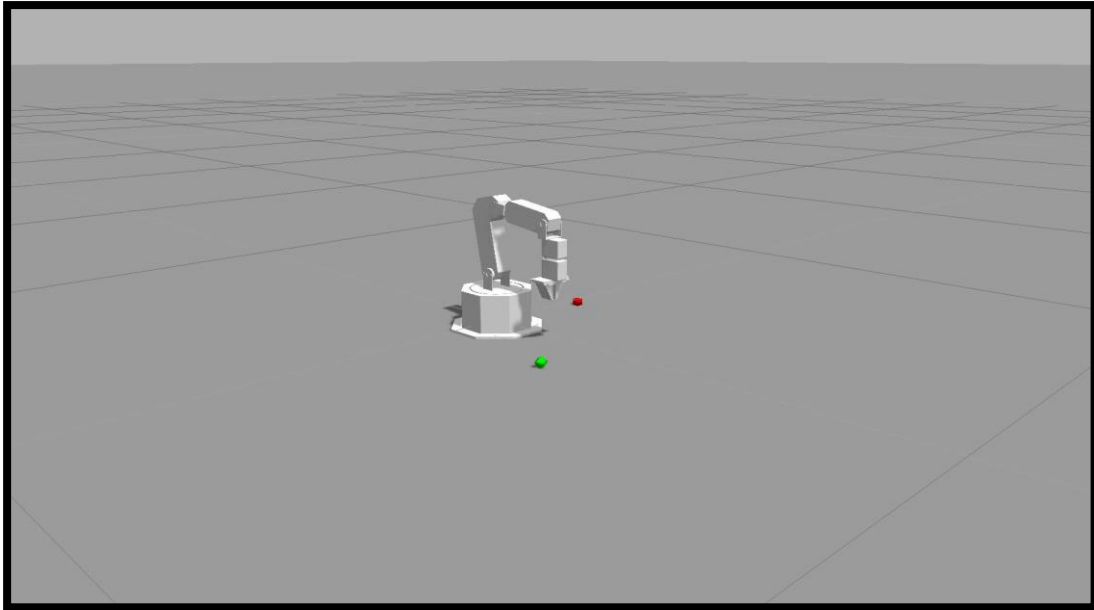
Η πρώτη προσομοίωση αφορά τη διαδικασία ανακατέματος (Stirring Procedure). Για την εκτέλεση του συγκεκριμένου σεναρίου οικιακής εργασίας πραγματοποιήθηκαν πέντε βασικές κινήσεις. Να τονισθεί στο σημείο αυτό ότι οι συγκεκριμένες κινήσεις επιλέχθηκαν με βάση ένα σύνολο από ανθρωπομορφικές κινήσεις KIT που αφορούν το ανθρώπινο σώμα όπως αναλυτικά περιγράφεται στο Διεθνές Συνέδριο για τη Προχωρημένη Ρομποτική (B). Από το σύνολο των ανθρωπομορφικών κινήσεων που είχαμε στη διάθεσή μας, αποφασίσαμε ότι οι πέντε αυτές κινήσεις είναι κατάλληλες για την εκτέλεση του συγκεκριμένου σεναρίου οικιακής εργασίας το οποίο ουσιαστικά θα αποτελείται από ένα συνδυασμό διακριτών και περιοδικών κινήσεων με αναφορά σε ορισμένες βοηθητικές κινήσεις (interpolations) οι οποίες δημιουργήθηκαν με σκοπό την ομαλοποίηση της διαδικασίας.

- ❖ **Horizontal Interpolation:** Αρχικά, παρατηρούμε τη πρώτη κίνηση που έχουμε αναθέσει να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής.



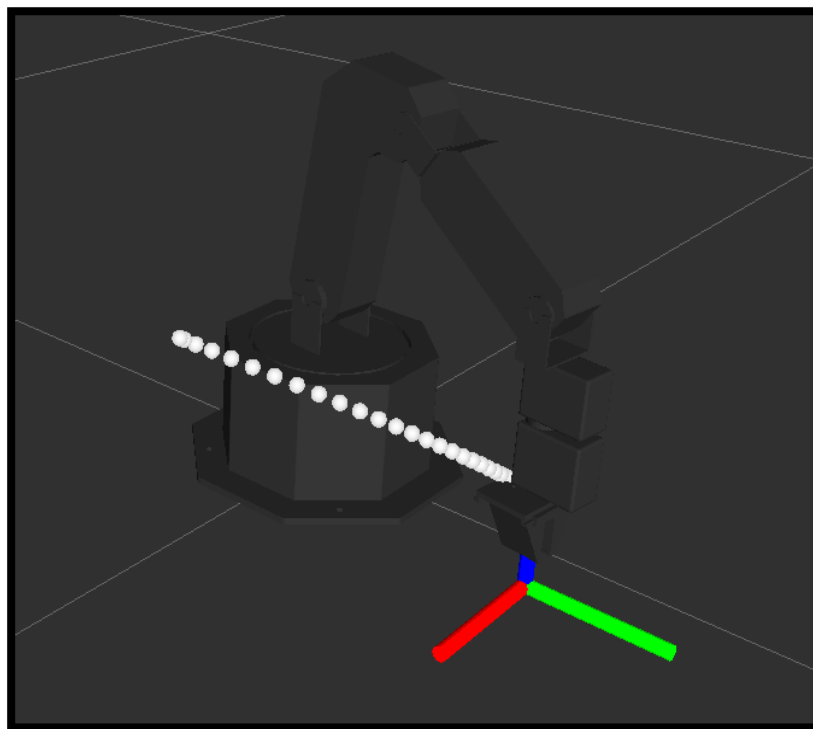
Εικόνα 3.3.1.1: Εκτέλεση πρώτης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Stirring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο λειτουργικό σύστημα ROS.

Η συγκεκριμένη κίνηση αφορά ένα interpolation ή αλλιώς μια βοηθητική κίνηση ανάμεσα σε δυο σημεία, το σημείο που ορίζεται ως αρχική κατάσταση με βάση τις προδιαγραφές της προσομοίωσης και το σημείο που έχουμε ορίσει εμείς αλγοριθμικά να αποτελεί την αρχική μας κατάσταση.

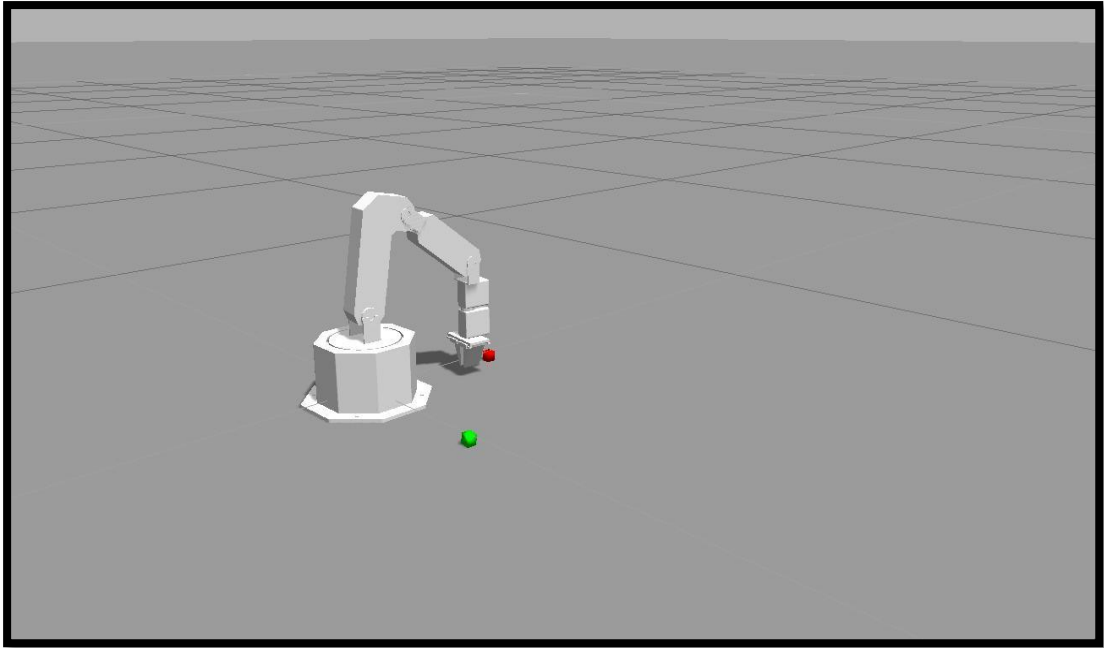


Εικόνα 3.3.1.2: Αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή έπειτα από την εκτέλεση της πρώτης βοηθητικής κίνησης (*horizontal interpolation*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.

- ❖ **Discrete Movement (Humanoid Left To Right Movement):** Ο ρομποτικός χειριστής εκτελεί μια διακριτή κίνηση, φέρνοντας το τελικό στοιχείο δράσης (*end-effector*) του σε μια κατάλληλη θέση πάνω από το αντικείμενο που συμμετέχει στο συγκεκριμένο σενάριο οικιακής εργασίας (κουτάλι). Οι άξονες που φαίνονται χαρακτηριστικά στο γραφικό περιβάλλον περιγράφουν τη θέση του αντικειμένου στο τρισδιάστατο χώρο.

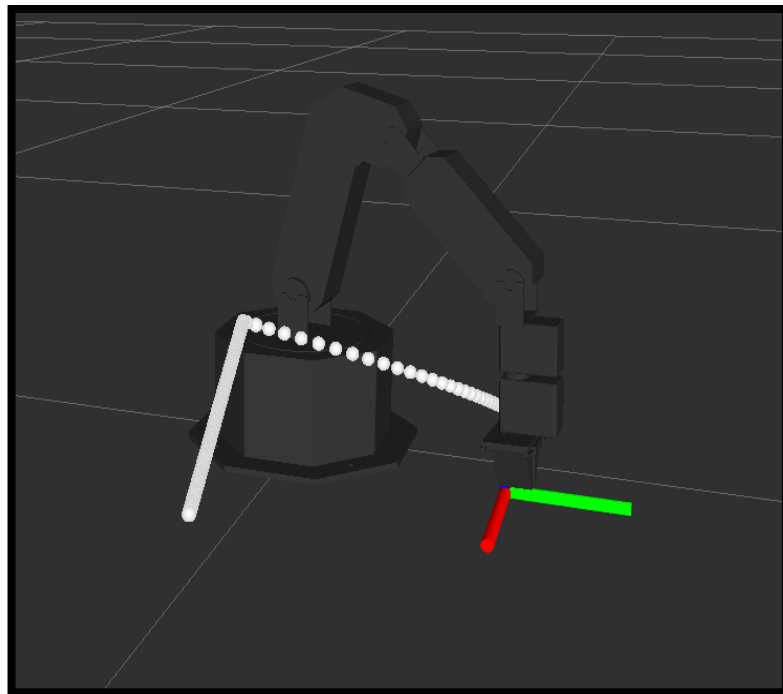


Εικόνα 3.3.1.3: Εκτέλεση πρώτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.



Εικόνα 3.3.1.4: Θέση κατά την οποία καταλαμβάνει ο ρομποτικός χειριστής έπειτα από την εκτέλεση μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (*Humanoid Left To Right Movement*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*.

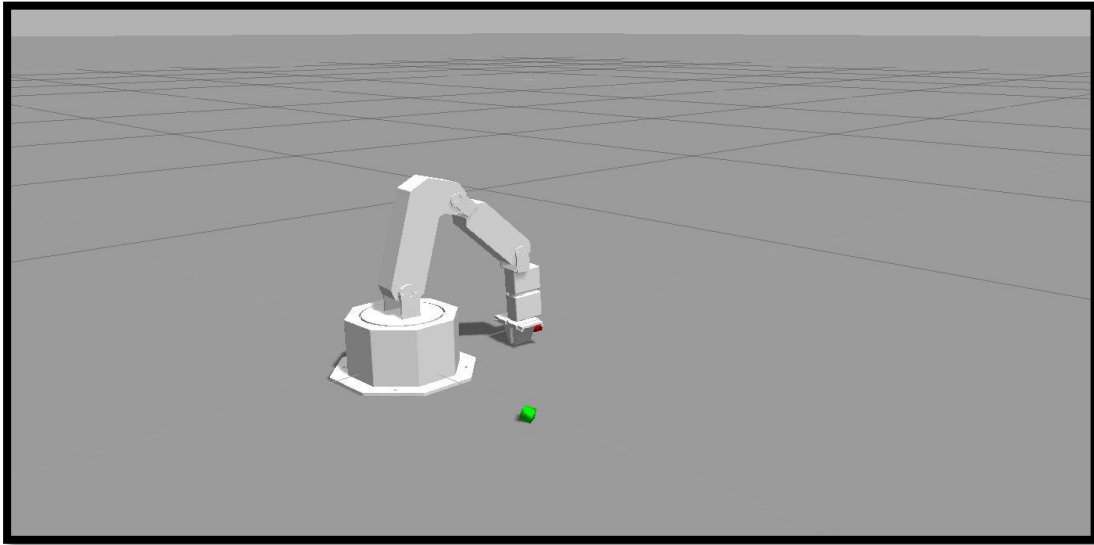
- ❖ **Vertical Interpolation:** Στην ακόλουθη εικόνα βλέπουμε ότι ο ρομποτικός εκτελεί μια ακόμη βοηθητική κίνηση.



Εικόνα 3.3.1.5: Εκτέλεση δεύτερης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον *ROS*.

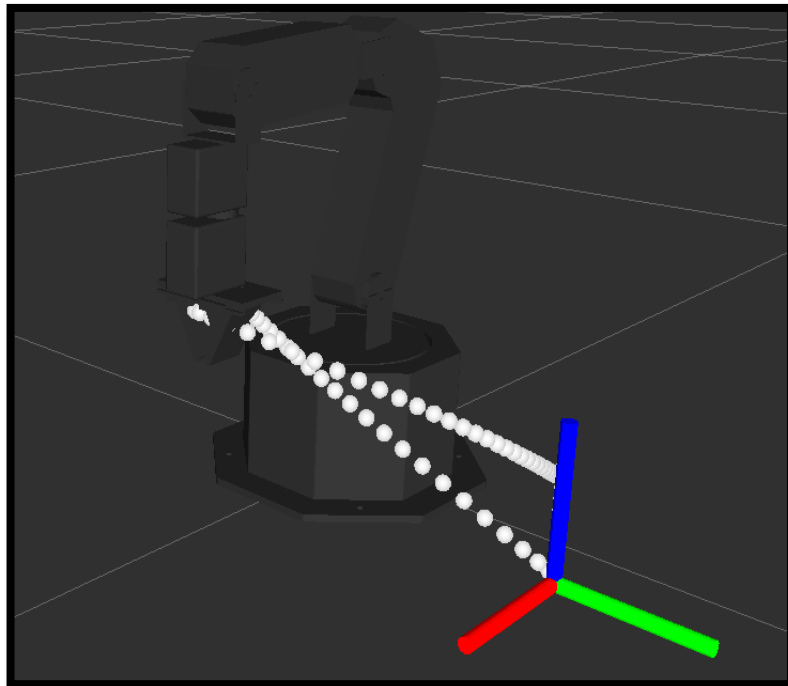
Αυτή τη φορά ο ρομποτικός χειριστής “πλησιάζει” το αντικείμενο (κουτάλι) που βρίσκεται στη προκαθορισμένη θέση του στο χώρο εργασίας, εκτελώντας μια

βοηθητική κίνηση τηρώντας το εύρος κατακόρυφης εμβέλειας, ούτως ώστε το στοιχείο δράσης του να το αρπάζει (Grapsing).

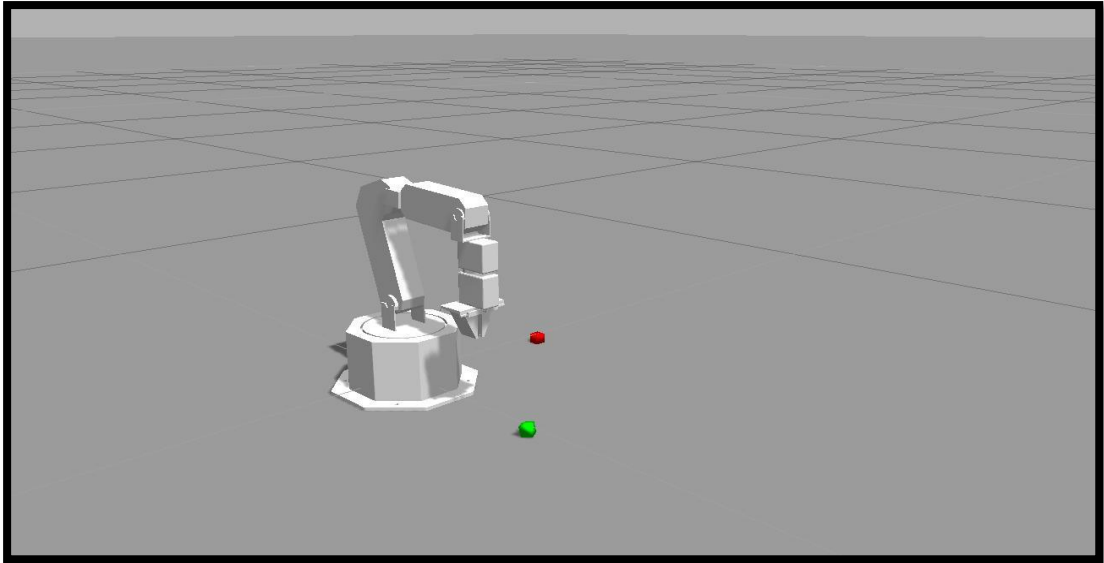


Εικόνα 3.3.1.6: Θέση κατά την οποία ο ρομποτικός χειριστής αρπάζει το αντικείμενο που συμμετέχει στο σενάριο οικιακής εργασίας μέσω μιας ακόμη βοηθητικής κίνησης (*Vertical Interpolation*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*.

- ❖ **Discrete Movement (Humanoid Left To Right Movement):** Έχοντας το τελικό στοιχείο δράσης αρπάζει το αντικείμενο, ο ρομποτικός χειριστής μετέπειτα εκτελεί την επόμενη κίνησή του έτσι ώστε να έρθει στο επιθυμητό σημείο διακπεραίωσης της περιοδικής κίνησης (*Stirring*) δηλαδή πάνω από το μπολ μαγειρικής (*Cooking Bowl*).

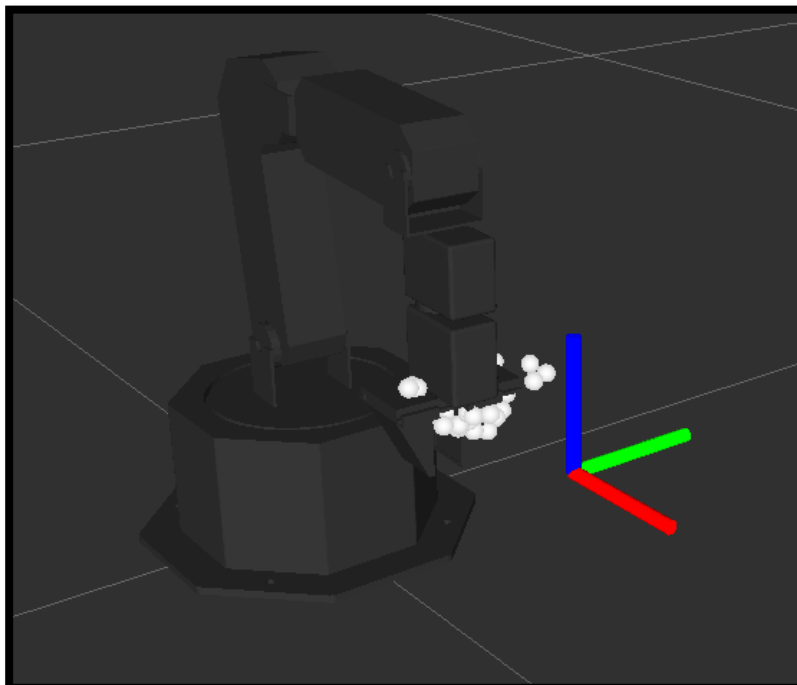


Εικόνα 3.3.1.7: Εκτέλεση δεύτερης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον *ROS*.

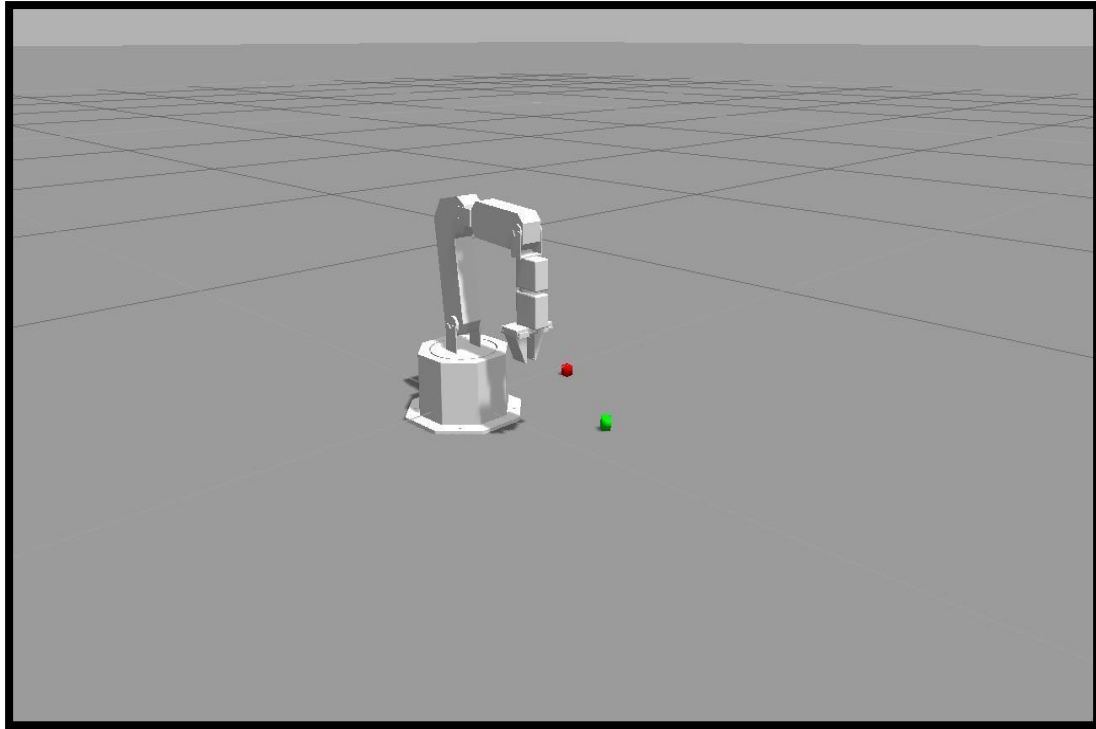


Εικόνα 3.3.1.8: Ο ρομποτικός χειριστής λαμβάνει τη κατάλληλη θέση μέσω μιας ακόμη ανθρωπομορφικής κίνησης (*Humanoid Left To Right Movement*) έτσι ώστε να εκτελέσει τη διαδικασία του ανακατέματος (*Stirring Procedure*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.

- ❖ **Humanoid Periodic Movement:** Έχοντας φτάσει στο επιθυμητό σημείο, ο ρομποτικός χειριστής είναι σε θέση να εκτελέσει τη περιοδική κίνηση (κυκλική τροχιά) μέσα στο μπόλ μαγειρικής ανακατεύοντας τα συστατικά με τη βοήθεια του κουταλιού και αφού την ολοκληρώσει να αφήσει το αντικείμενο (κουτάλι) μέσα στο μπολ μαγειρικής.



Εικόνα 3.3.1.9: Εκτέλεση περιοδικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «*Stirring Procedure*» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.

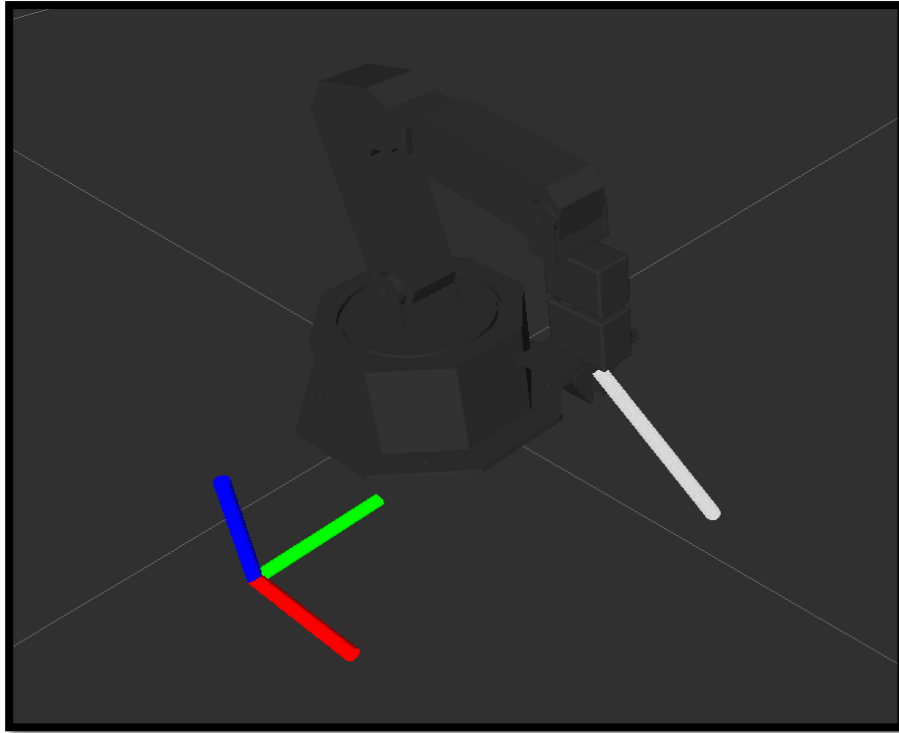


Εικόνα 3.3.1.10: Ο ρομποτικός χειριστής είναι σε θέση να εκτελέσει μια ανθρωπομορφική κίνηση με περιοδικό χαρακτήρα (Humanoid Periodic Movement) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.

3.2.2 Προσομοίωση Δεύτερου Σεναρίου Οικιακής Εργασίας στο περιβάλλον ROS

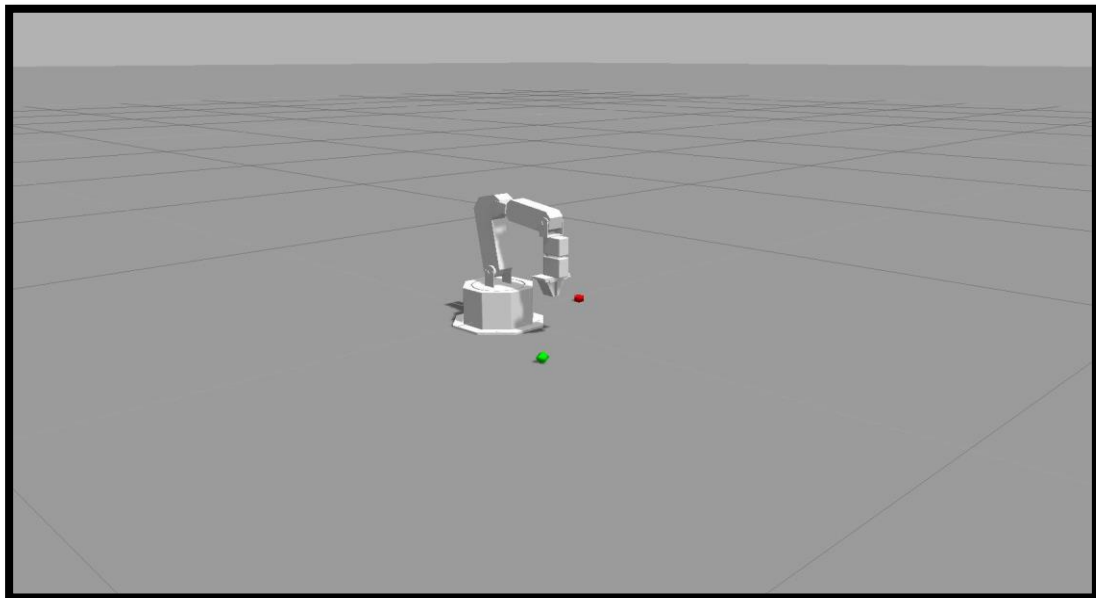
Η δεύτερη προσομοίωση αφορά τη διαδικασία τοποθέτησης ενός συστατικού μέσα στο μπολ μαγειρικής (Pouring Procedure). Για την εκτέλεση του συγκεκριμένου σεναρίου οικιακής εργασίας πραγματοποιήθηκαν επτά βασικές κινήσεις. Να τονισθεί στο σημείο αυτό ότι οι συγκεκριμένες κινήσεις επιλέχθηκαν όπως και στη περίπτωση της πρώτης προσομοίωσης με βάση ένα σύνολο από ανθρωπομορφικές κινήσεις KIT που αφορούν το ανθρώπινο σώμα (**B**). Από το σύνολο των ανθρωπομορφικών κινήσεων που είχαμε στη διάθεσή μας, αποφασίσαμε ότι οι επτά αυτές κινήσεις είναι κατάλληλες για την εκτέλεση του συγκεκριμένου σεναρίου οικιακής εργασίας το οποίο ουσιαστικά θα αποτελείται από ένα συνδυασμό διακριτών κινήσεων με αναφορά σε ορισμένες βοηθητικές κινήσεις (interpolations) οι οποίες δημιουργήθηκαν με σκοπό την ομαλοποίηση της διαδικασίας.

- ❖ **Horizontal Interpolation:** Αρχικά, παρατηρούμε τη πρώτη κίνηση που έχουμε αναθέσει να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής.



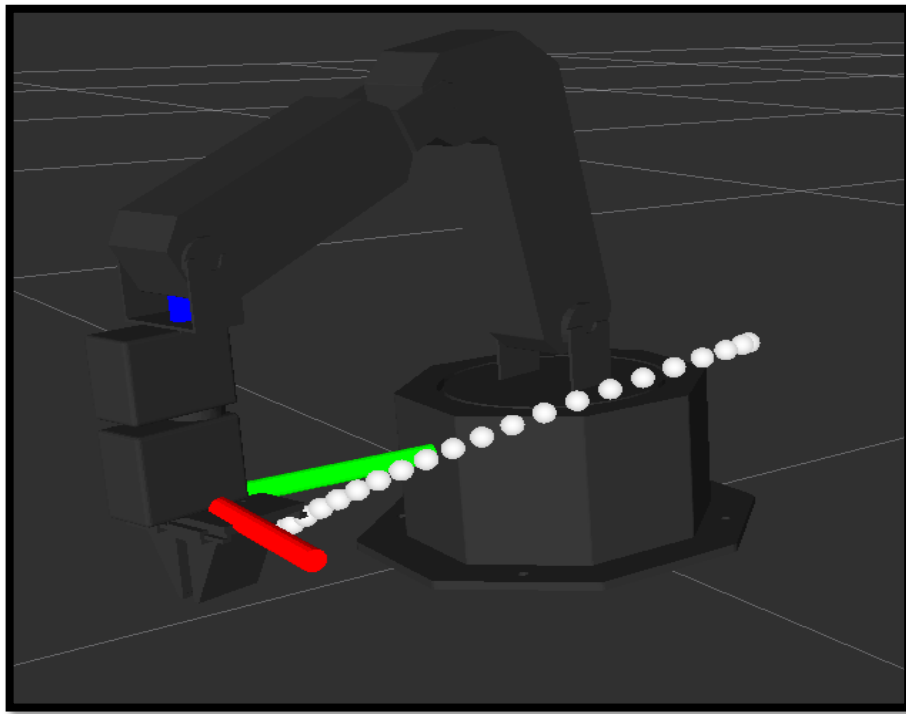
Εικόνα 3.3.2.1: Εκτέλεση πρώτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Pouring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.

Όπως και στη περίπτωση της πρώτης προσομοίωσης, έτσι και εδώ η συγκεκριμένη βοηθητική κίνηση αφορά μια βοηθητική κίνηση (horizontal interpolation) ανάμεσα σε δυο σημεία, το σημείο που ορίζεται ως αρχική κατάσταση με βάση τις προδιαγραφές της προσομοίωσης και το σημείο που έχουμε ορίσει εμείς αλγοριθμικά να αποτελεί την αρχική μας κατάσταση, τηρώντας πάντα το εύρος οριζόντιας εμβέλειας του ρομποτικού χειριστή.

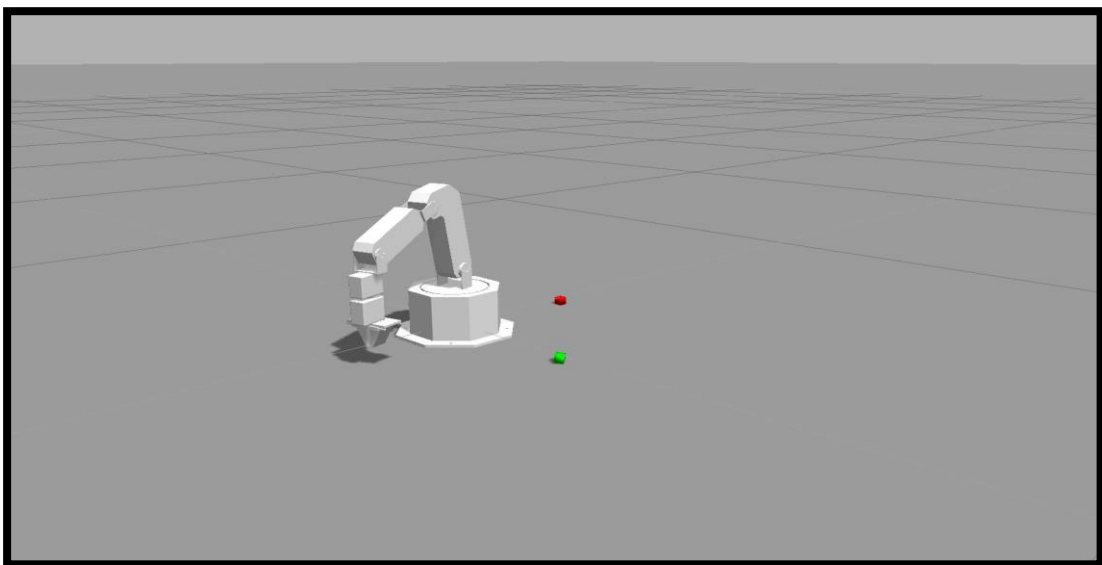


Εικόνα 3.3.2.2: Αρχική θέση του ρομποτικού χειριστή έπειτα από την εκτέλεση της πρώτης βοηθητικής κίνησης (horizontal interpolation) στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.

- ❖ **Discrete Movement (Humanoid Right To Left Movement):** Ο ρομποτικός χειριστής εκτελεί μια διακριτή κίνηση, φέρνοντας το τελικό στοιχείο δράσης (end-effector) του σε μια κατάλληλη θέση πάνω από το αντικείμενο που συμμετέχει στο συγκεκριμένο σενάριο οικιακής εργασίας (ζάχαρη). Οι άξονες που φαίνονται χαρακτηριστικά στο γραφικό περιβάλλον περιγράφουν τη θέση του αντικειμένου στο τρισδιάστατο χώρο.

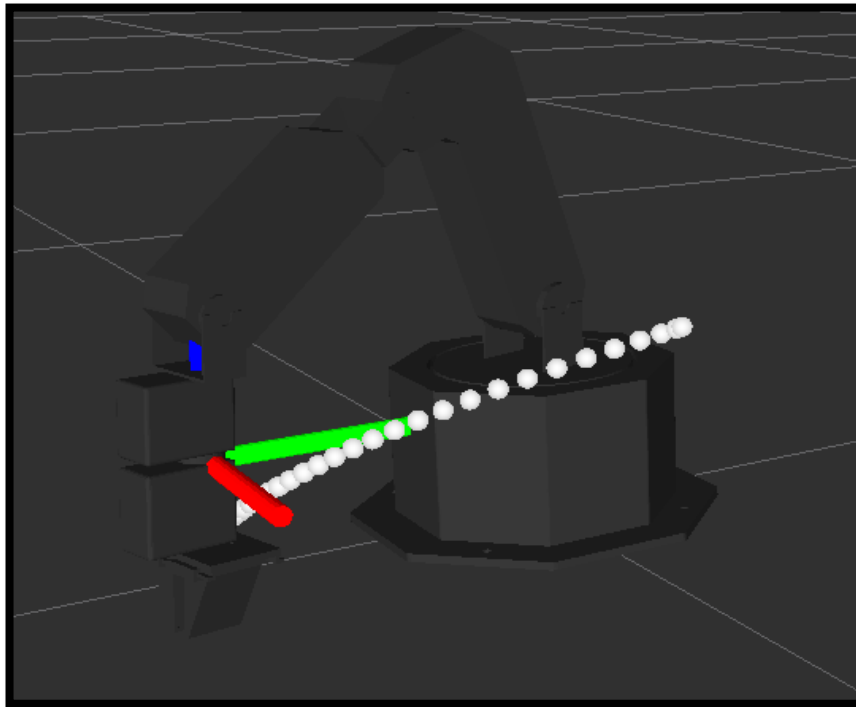


Εικόνα 3.3.2.3: Εκτέλεση πρώτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Pouring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.



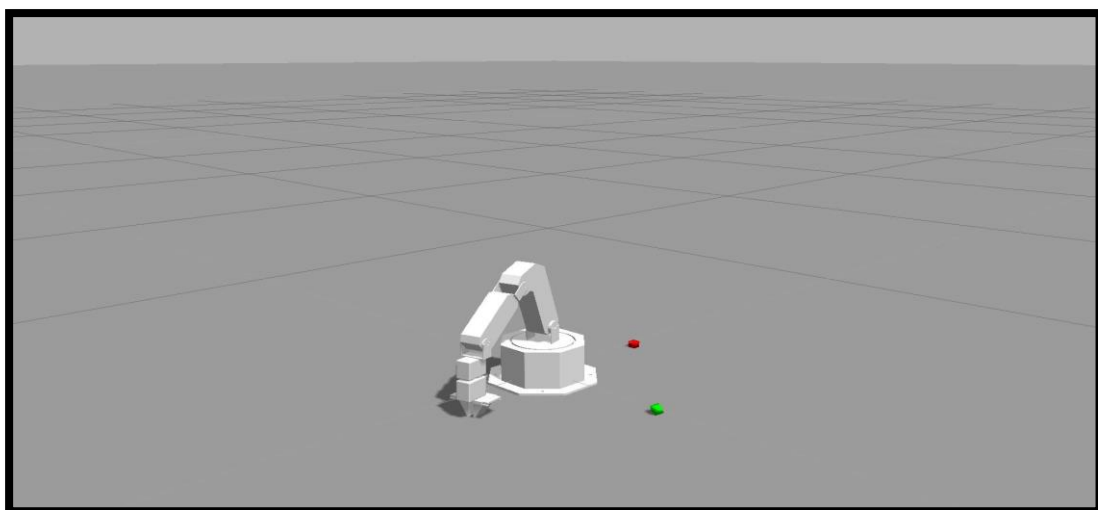
Εικόνα 3.3.2.4: Θέση κατά την οποία καταλαμβάνει ο ρομποτικός χειριστής έπειτα από την εκτέλεση μιας ανθρωπομορφικής κίνησης (*Humanoid Right To Left Movement*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*.

- ❖ **Vertical Interpolation:** Στην ακόλουθη εικόνα βλέπουμε ότι ο ρομποτικός εκτελεί μια ακόμη βοηθητική κίνηση.



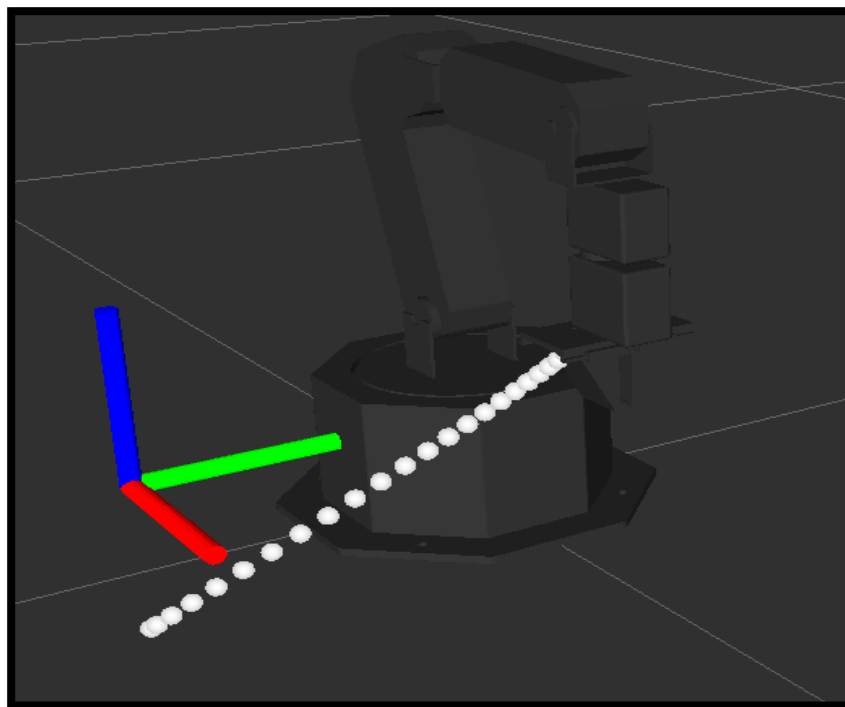
Εικόνα 3.3.2.5: Εκτέλεση δεύτερης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Pouring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.

Αυτή τη φορά ο ρομποτικός χειριστής “πλησιάζει” το αντικείμενο του συστατικού (ζάχαρη) που συμμετέχει στο συγκεκριμένο σενάριο οικιακής εργασίας και βρίσκεται σε προκαθορισμένη θέση στο χώρο εργασίας, εκτελώντας μια βοηθητική κίνηση κατά την οποία τηρείται το εύρος κατακόρυφης εμβέλειας, ούτως ώστε το στοιχείο δράσης του να το αρπάξει (grasping).

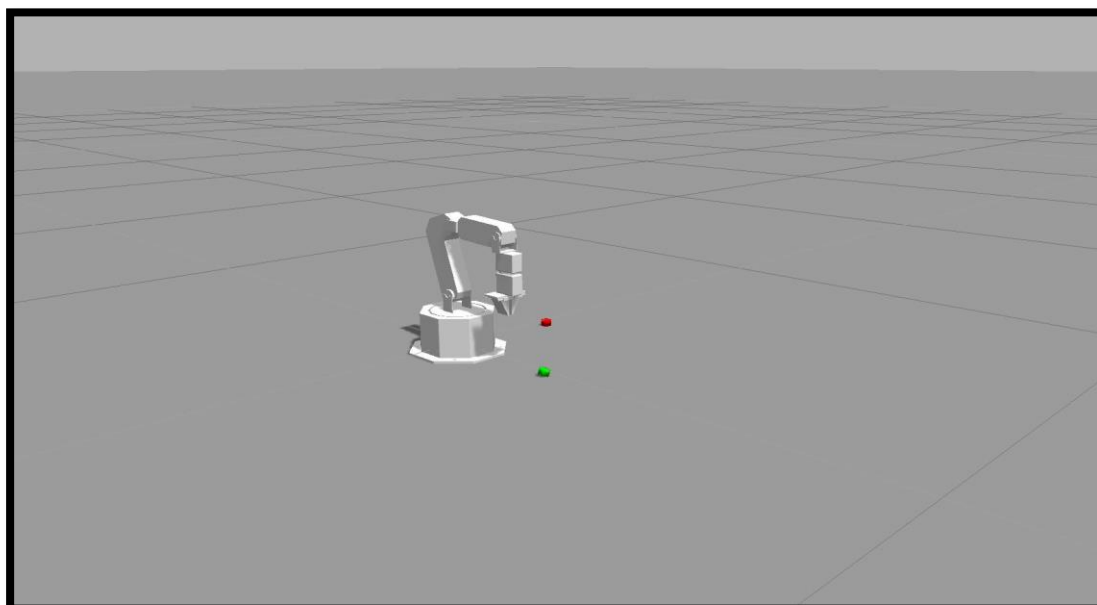


Εικόνα 3.3.2.6: Θέση κατά την οποία ο ρομποτικός χειριστής αρπάξει το αντικείμενο που συμμετέχει στο σενάριο οικιακής εργασίας μέσω μιας ακόμη βοηθητικής κίνησης (*Vertical Interpolation*) στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*.

- ❖ **Discrete Movement (Humanoid Right To Left Movement):** Έχοντας το τελικό στοιχείο δράσης αρπάζει το αντικείμενο, ο ρομποτικός χειριστής μετέπειτα εκτελεί την επόμενη κίνησή του έτσι ώστε να έρθει στο επιθυμητό σημείο διακπεραίωσης της τοποθέτησης του συστατικού (ζάχαρη) μέσα στο μπολ μαγειρικής (Cooking Bowl).

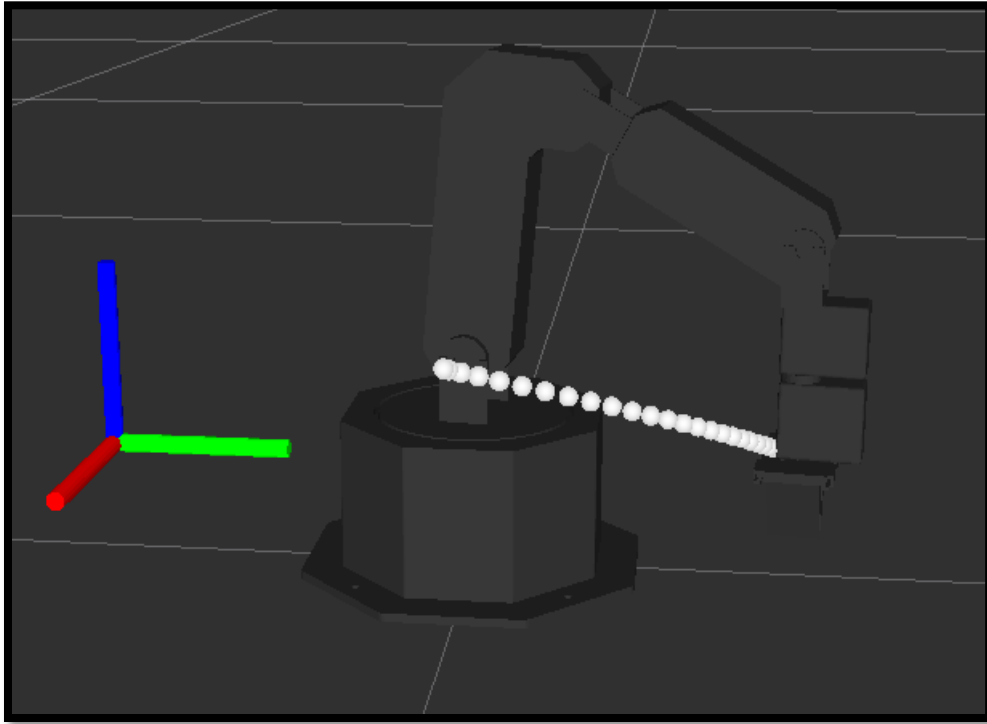


Εικόνα 3.3.2.7: Εκτέλεση δεύτερης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Pouring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.

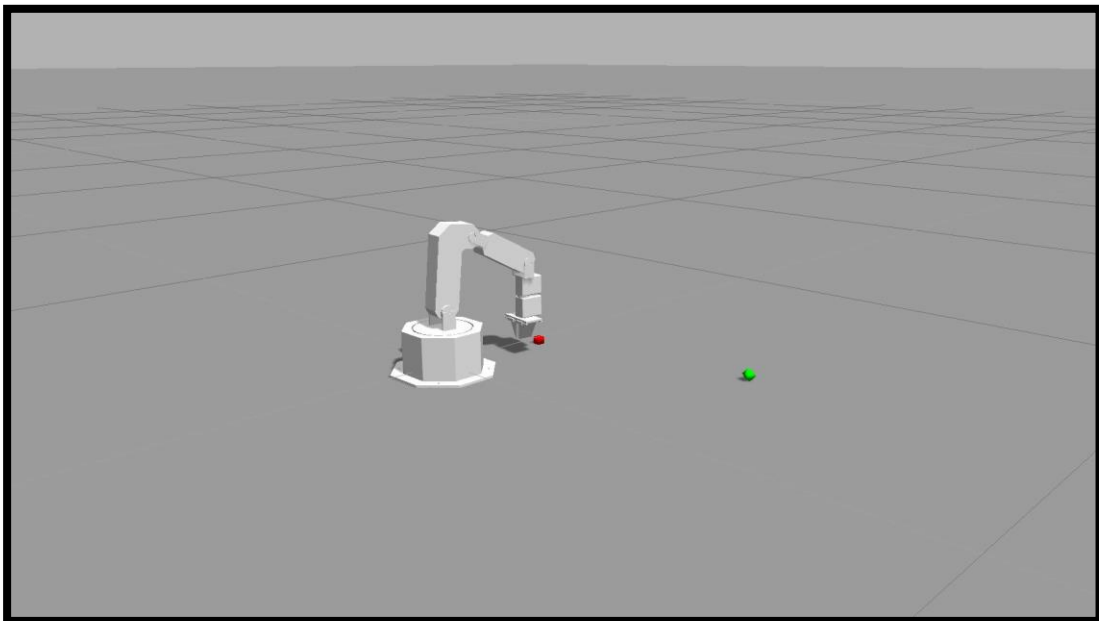


Εικόνα 3.3.2.8: Ο ρομποτικός χειριστής εκτελεί μια ακόμη ανθρωπομορφική κίνηση (*Humanoid Right To Left Movement*), τοποθετώντας το συστατικό μέσα στο μπολ μαγειρικής στο περιβάλλον προσομοίωσης του *Gazebo*.

- ❖ **Discrete Movement (Humanoid Right To Left Movement):** Έχοντας τοποθετήσει ο ρομποτικός χειριστής το συστατικό μέσα στο μπολ μαγειρικής, θα προσπαθήσει να τοποθετήσει το αντικείμενο που περιέχει το συστατικό σε μια νέα θέση εντός του χώρου εργασίας του.

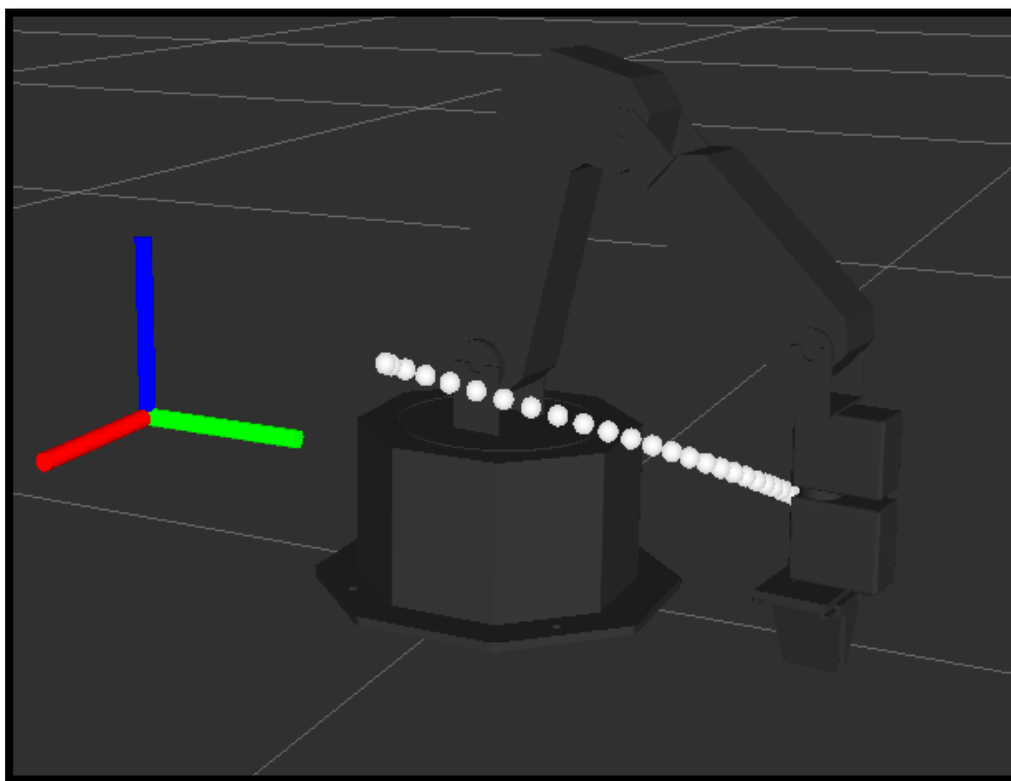


Εικόνα 3.3.2.9: Εκτέλεση τρίτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Pouring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή **WidowX Robot Arm Mark II** στο περιβάλλον ROS.

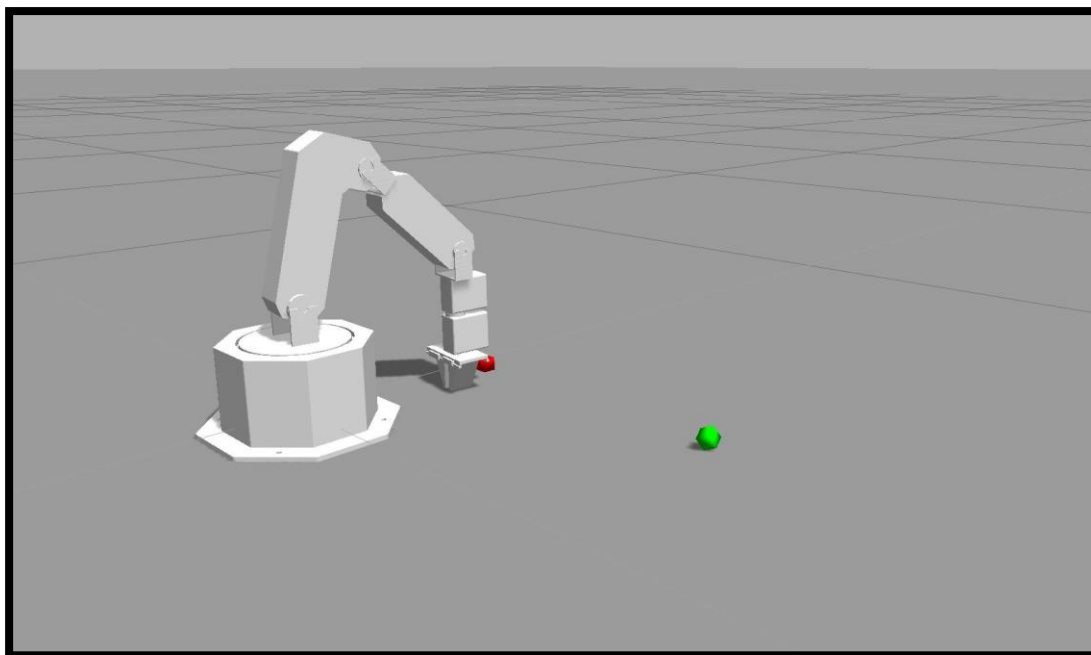


Εικόνα 3.3.2.10: Ο ρομποτικός χειριστής μεταφέρει το αντικείμενο του συστατικού σε μια νέα θέση εντός του χώρου εργασίας του στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.

- ❖ **Vertical Interpolation:** Στην ακόλουθη εικόνα βλέπουμε ότι ο ρομποτικός εκτελεί μια ακόμη βοηθητική κίνηση έτσι ώστε η τοποθέτηση του αντικειμένου να πραγματοποιηθεί με ομοιόμορφο τρόπο.

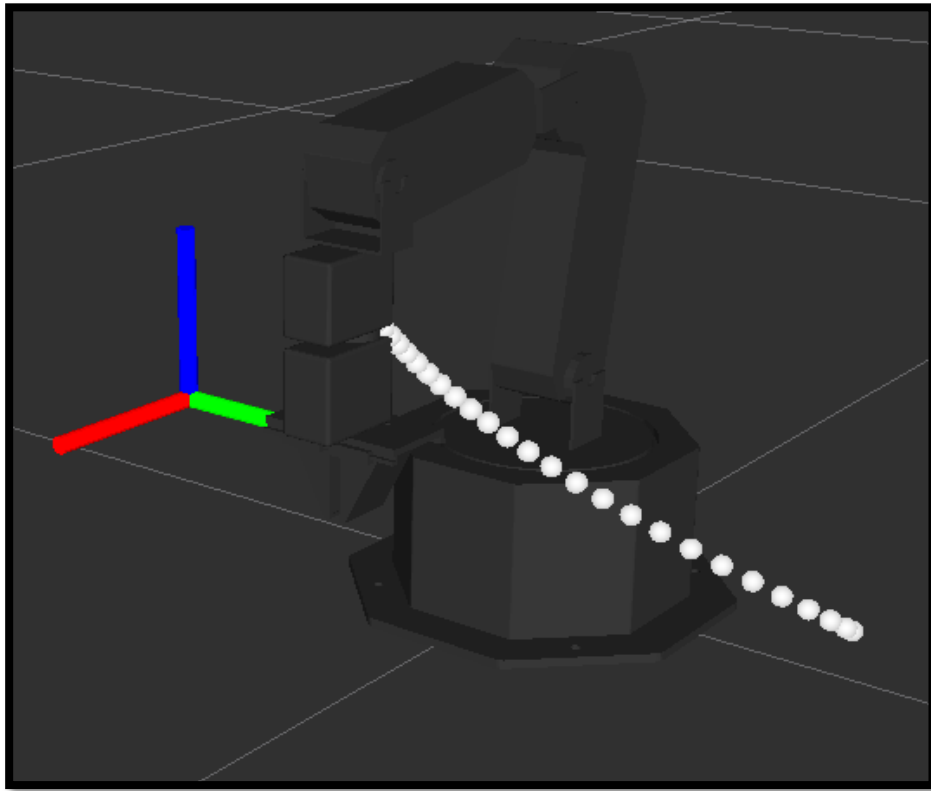


Εικόνα 3.3.2.11: Εκτέλεση τρίτης βοηθητικής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Pouring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.

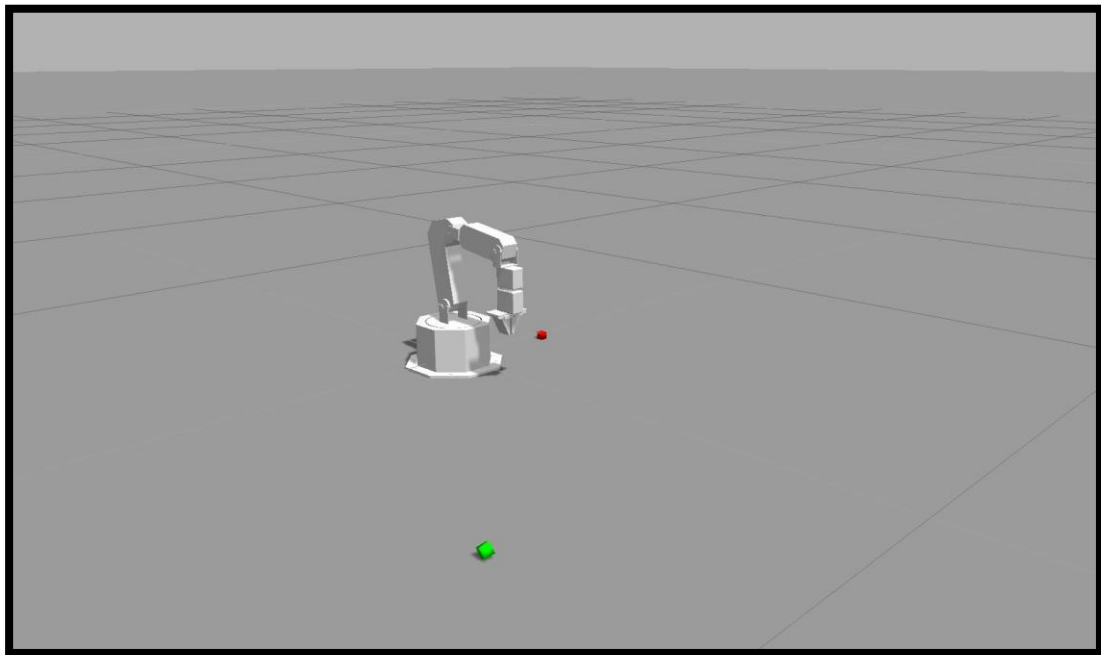


Εικόνα 3.3.2.12: Ο ρομποτικός χειριστής λαμβάνει τη κατάλληλη θέση για να τοποθετήσει το αντικείμενο του συστατικού στην επιθυμητή θέση στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.

- ❖ **Discrete Movement (Humanoid Right To Left Movement):** Εφόσον έχει ολοκληρωθεί η τοποθέτηση του αντικειμένου του συστατικού στη νέα του θέση, ο ρομποτικός χειριστής επιστρέφει στην αρχική του κατάσταση.



Εικόνα 3.3.2.13: Εκτέλεση τέταρτης διακριτής κίνησης σεναρίου οικιακής εργασίας «Pouring Procedure» από το ρομποτικό χειριστή *WidowX Robot Arm Mark II* στο περιβάλλον ROS.



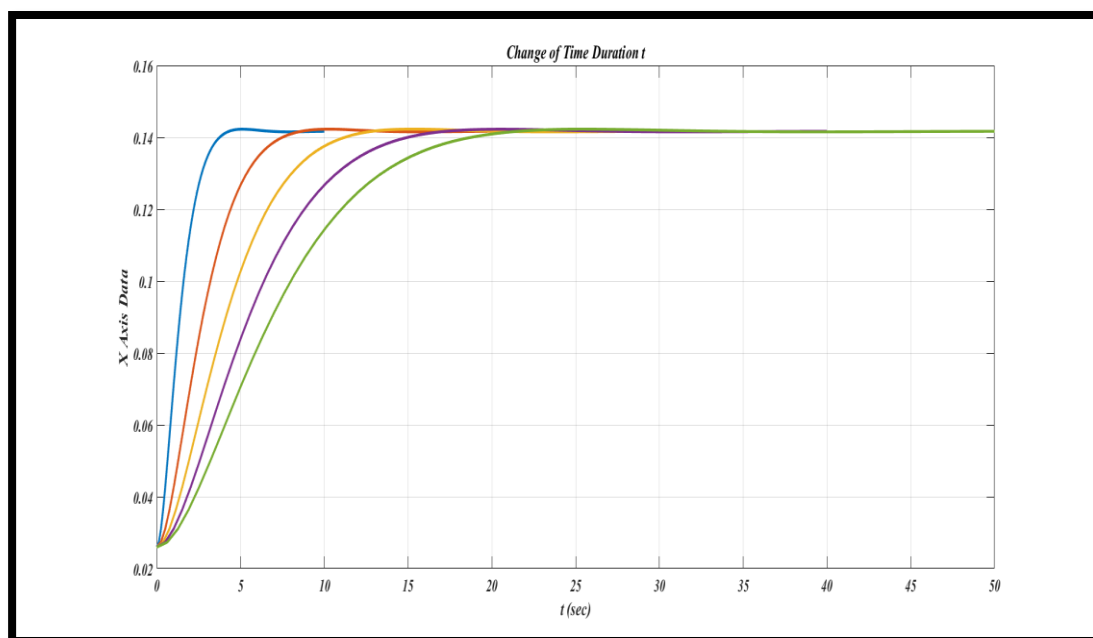
Εικόνα 3.3.2.14: Ο ρομποτικός χειριστής επιστρέφει στην αρχική του θέση στο περιβάλλον προσομοίωσης του Gazebo.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4.1 Αποτελέσματα ως προς τη Λειτουργικότητα του Διακριτού & Περιοδικού Συστήματος Πρωτογενών Δυναμικών Εξισώσεων

Σε αυτή την ενότητα του συγκεκριμένου κεφαλαίου θα εστιάσουμε στα αποτελέσματα που προέκυψαν κυρίως σε επίπεδο υλοποίησης του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων στο περιβάλλον MATLAB στα πλαίσια των διαδικασιών της εκπαίδευσης, αναπαραγωγής και γενίκευσης των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων λαμβάνοντας υπόψιν τα όρια λειτουργίας του ρομποτικού χειριστή. Αρχικά, προσπαθήσαμε να τροποποιήσουμε το εύρος ορισμένων παραμέτρων του διακριτού και περιοδικού συστήματος DMP έτσι ώστε να δούμε τον τρόπο με τον οποίον οι συγκεκριμένες αλλαγές επηρεάζουν τις παραπάνω διαδικασίες.

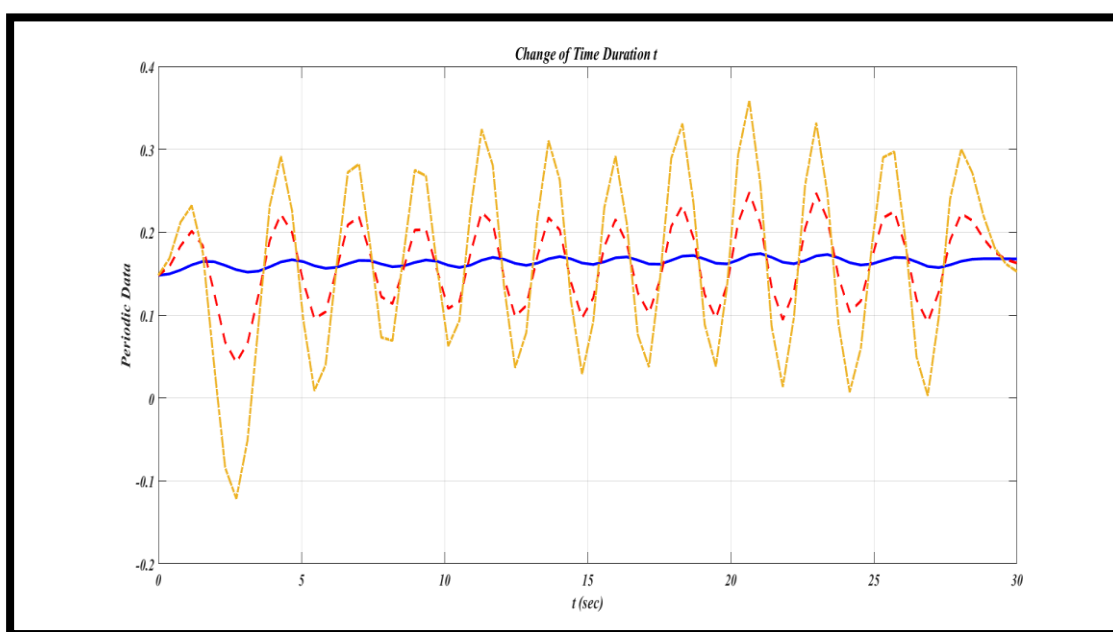
Στα πλαίσια του διακριτού συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων, αποφασίσαμε να αλλάξουμε το εύρος του χρόνου εκτέλεσης t (time execution), προσπαθώντας να κατανοήσουμε αν επηρεάζεται σημαντικά η διαδικασία εκπαίδευσης των ανθρωπομορφικών κινήσεων. Αυτό που παρατηρήσαμε ήταν ότι μειώνοντας το εύρος του χρόνου εκτέλεσης t , μειώνεται και το εύρος διακύμανσης των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης που πρόκειται να εκπαιδευτεί και συνεπώς σε επίπεδο προσομοίωσης η συγκεκριμένη κίνηση εκτελείται με πιο αργό τρόπο από το ρομποτικό χειριστή. Το αντίθετο συνέβη στη περίπτωση κατά την οποία αποφασίσαμε να αυξήσουμε το εύρος του χρόνου εκτέλεσης t . Δηλαδή, παρατηρήθηκε μια αύξηση στο εύρος διακύμανσης των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με αποτέλεσμα ο ρομποτικός χειριστής να εκτελέσει πιο γρήγορα τη συγκεκριμένη κίνηση. Στο ακόλουθο σχήμα μπορούμε να δούμε την αλλαγή του χρόνου εκτέλεσης t με βάση τα δεδομένα μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με διακριτά δεδομένα.



Σχήμα 4.1.1: Αλλαγή του χρόνου εκτέλεσης t (sec) βάσει των δεδομένων μιας ανθρωπομορφικής κίνησης με διακριτά δεδομένα.

Στα πλαίσια του περιοδικού συστήματος DMP, προσπαθήσαμε και εδώ αρχικά να αλλάξουμε το χρόνο εκτέλεσης t . Αυτό που παρατηρήσαμε ήταν ότι με αύξηση του

χρόνου εκτέλεσης, αυξήθηκε και το πλάτος της ταλάντωσης της περιοδικής κίνησης. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι ο ρομποτικός χειριστής ενδεχομένως να μην μπορέσει να εκτελέσει τη συγκεκριμένη κίνηση και επομένως να μην μπορεί να ολοκληρωθεί ορθά το σενάριο οικιακών εργασιών που έχουμε σχεδιάσει. Για το λόγο αυτό δεν προχωρήσαμε σε αύξηση του χρόνου εκτέλεσης έτσι ώστε το πλάτος της ταλάντωσης της περιοδικής κίνησης να περιοριστεί με βάση τις προϋποθέσεις λειτουργίας του ρομποτικού χειριστή. Στο ακόλουθο σχήμα φαίνεται χαρακτηριστικά ο τρόπος με τον οποίο αλλάζει το πλάτος της ταλάντωσης καθώς αυξάνεται ο χρόνος εκτέλεσης. Η γραφική παράσταση με το μπλε χρώμα αναπαριστά τα δεδομένα μιας επιθυμητής περιοδικής κίνησης τα οποία βρίσκονται εντός των ορίων λειτουργίας του ρομποτικού χειριστή ενώ οι γραφικές παραστάσεις με το κίτρινο και κόκκινο χρώμα αναπαριστούν δεδομένα μιας περιοδικής κίνησης που ενδέχεται να μην μπορεί να εκτελεστεί από το ρομποτικό χειριστή.

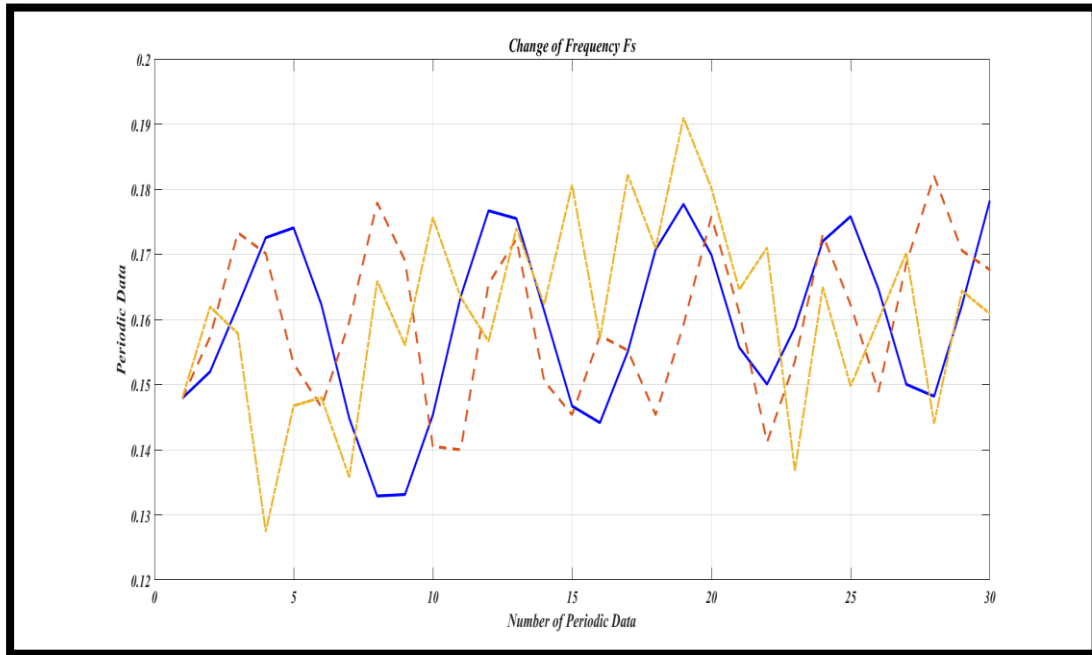


Σχήμα 4.1.2: Αλλαγή του χρόνου εκτέλεσης t (sec) βάσει των δεδομένων μιας περιοδικής κίνησης.

Ο χρόνος εκτέλεσης t αποτέλεσε ένα σημαντικό παράγοντα κλιμάκωσης των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων δεδομένου ότι έπρεπε να ρυθμιστεί με κατάλληλο τρόπο ούτως ώστε ο ρομποτικός χειριστής να έχει τη δυνατότητα να εκτελέσει αποτελεσματικά τις συγκεκριμένες κινήσεις.

Επιπλέον, προσπαθήσαμε να ρυθμίσουμε τη τιμή της συχνότητας F_s (frequency) ούτως ώστε να παρατηρήσουμε εάν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης η περιοδική μας κίνηση διατηρεί μια ταλαντωτική συμπεριφορά και επίσης εάν παρουσιάζει την επιθυμητή ακρίβεια με βάση την αρχική μας καταγραφή. Αξίζει να σημειωθεί ότι η ιδανική τιμή για τη συχνότητα F_s υπολογίζεται βάσει του αριθμού των δεδομένων της περιοδικής κίνησης γεγονός που συντελεί στην επιθυμητή ακρίβεια. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, αλλάξαμε τη συχνότητα με μια τιμή η οποία είναι μικρότερη από την τιμή που έχει υπολογιστεί βάσει του αριθμού των δεδομένων της περιοδικής κίνησης. Ακόμη, αλλάζοντας τη τιμή της συχνότητας, μειώθηκε και ο αριθμός των δεδομένων της περιοδικής κίνησης. Άρα, ρυθμίζοντας κατάλληλα τη τιμή της συχνότητας και ορίζοντας κατάλληλα το χρόνο εκτέλεσης, καταφέραμε να έχουμε την επιθυμητή

περιοδική κίνηση πληρώντας τους περιορισμούς που έγκεινται στα όρια λειτουργίας του ρομποτικού χειριστή. Το ακόλουθο σχήμα δείχνει χαρακτηριστικά τις διαφορές που εμφανίζονται αλλάζοντας τη τιμή της συχνότητας. Η γραφική παράσταση με το μπλε χρώμα παρουσιάζει μια επιθυμητή ταλαντωτική συμπεριφορά ενώ για τις γραφικές παραστάσεις με το κίτρινο και κόκκινο χρώμα φαίνεται ότι χάνεται η συγκεκριμένη συμπεριφορά καθώς μειώνεται η τιμή της συχνότητας και αυξάνεται ο αριθμός των δεδομένων της περιοδικής κίνησης.



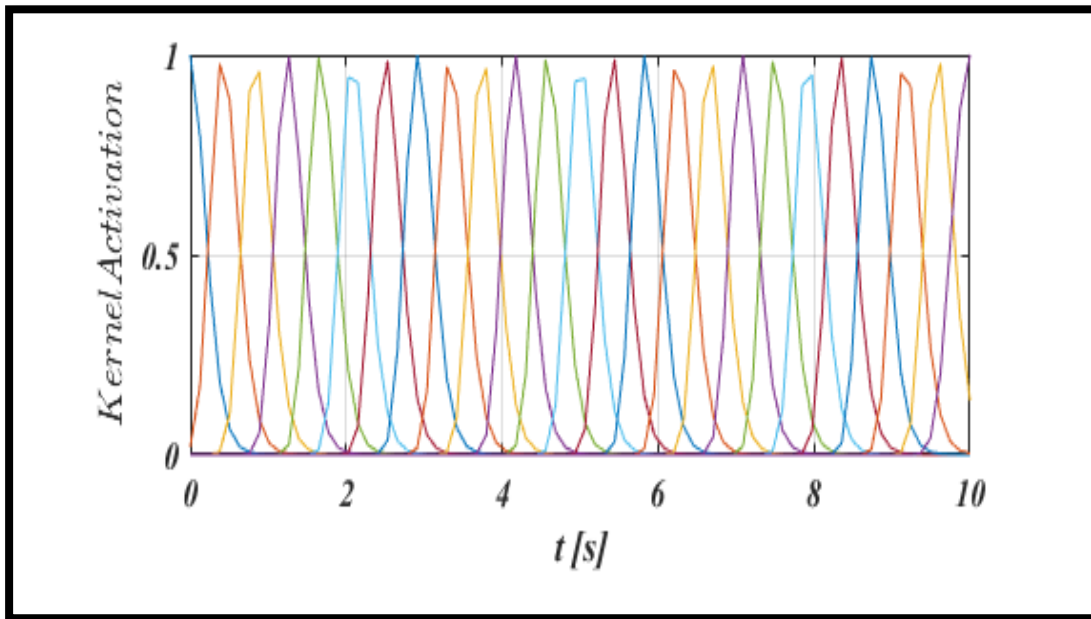
Σχήμα 4.1.3: Αλλαγή της συχνότητας F_s βάσει του αριθμού των δεδομένων μιας περιοδικής κίνησης.

Ένας σημαντικός παράγοντας του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων αποτελεί ο αριθμός N των συναρτήσεων βάσης Ψ_i . Είναι σημαντικό να τονισθεί ότι είμαστε ιδιαίτερα επιφυλακτικοί ως προς το πλάτος (width) h_i των συναρτήσεων βάσης διότι η ενεργοποίησή τους (Kernel Activation) παρατηρείται σε μεγαλύτερη διάρκεια του χρόνου (activated for longer period of time). Για το λόγο αυτό η τιμή του πλάτους έπρεπε να είναι μικρότερη και άρα έπρεπε να υπολογίσουμε τη διαφορά (variance) αυτή μέσω κατάλληλης σχέσης η οποία μπορούσε ενδεικτικά να είναι της μορφής:

$$h_i = \frac{2}{[c_{i+1} - c_i]^2} \quad (4.1.1)$$

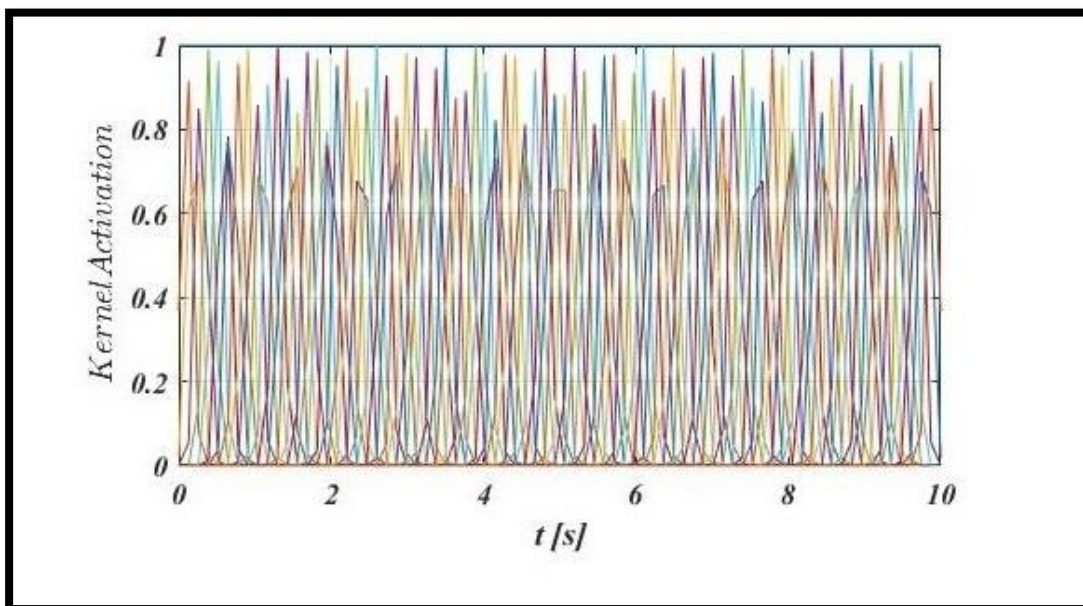
όπου $i = 1:N-1$, N είναι ο αριθμός των συναρτήσεων βάσης Ψ_i και c_i είναι τα κέντρα των συναρτήσεων βάσης. Αυτό που παρατηρήθηκε σε πρώτη φάση είναι ότι για τη περίπτωση των Γκαουσιανών συναρτήσεων βάσης Ψ_i (Discrete Movements), η γραφική απεικόνιση της ενεργοποίησής τους παρουσίαζε ένα ομοιόμορφο κενό διάστημα ανάμεσα στις συγκεκριμένες συναρτήσεις, επιτυγχάνοντας με αυτό το τρόπο την επιθυμητή ακρίβεια των διακριτών κινήσεων σε επίπεδο εκπαίδευσης. Αναφορικά με τον αριθμό των συναρτήσεων βάσης N , χρησιμοποιήθηκε η τιμή $N=25$ η οποία αποτέλεσε μια ιδανική τιμή για την εκπαίδευση των δεδομένων των διακριτών

κινήσεων δεδομένου ότι $N < 25$, δεν είχαμε την επιθυμητή ακρίβεια των εκπαιδευμένων τροχιών σε σχέση με τις αρχικές μας καταγραφές και για $N > 25$ δεν άλλαξε σημαντικά το αποτέλεσμα.



Σχήμα 4.1.4: Διάγραμμα ενεργοποίησης (Kernel Activation) των Γκαουσιανών συναρτήσεων βάσης για τη περίπτωση των διακριτών κινήσεων.

Όμως, δεν παρουσιάστηκε το ίδιο για τη περίπτωση των Von Mises συναρτήσεων βάσης Ψ_i (Periodic Movements) κατά την οποία η γραφική απεικόνιση της ενεργοποίησής τους δεν παρουσίαζε ομοιόμορφο κενό διάστημα πιθανότατα λόγω της αύξησης του αριθμού των συναρτήσεων βάσης, δηλαδή για $N \gg 25$, όπου αποτέλεσε κριτήριο για να επιτύχουμε την επιθυμητή ομοιότητα των περιοδικών κινήσεων.



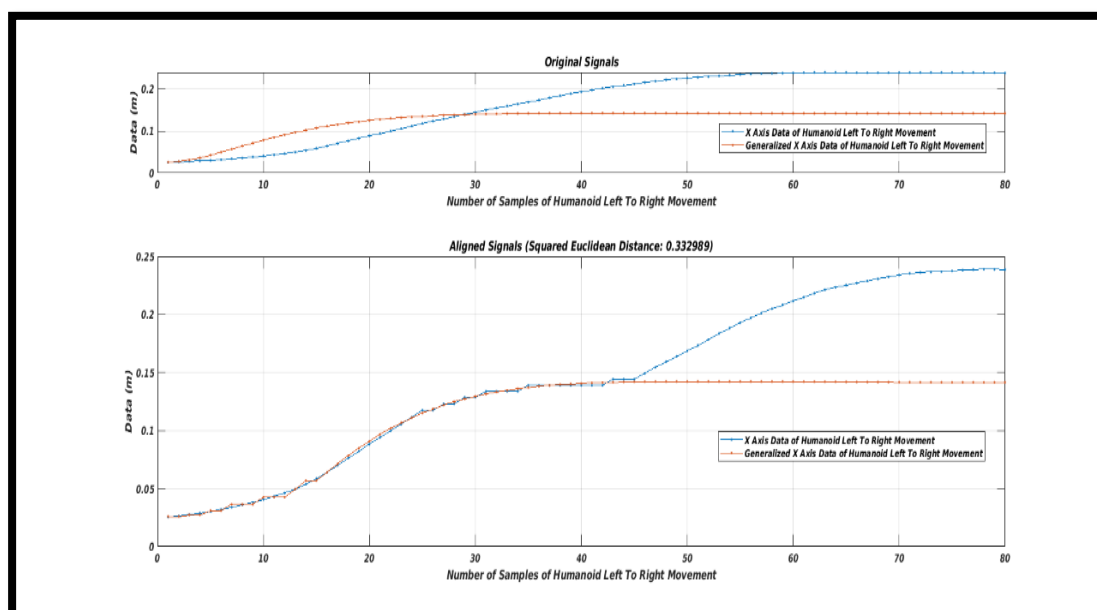
Σχήμα 4.1.5: Διάγραμμα ενεργοποίησης (Kernel Activation) των Von Mises συναρτήσεων βάσης για τη περίπτωση των περιοδικών κινήσεων.

4.2 Αποτελέσματα ως προς τον βαθμό ομοιότητας (Similarity Degree) μεταξύ των ανθρωπομορφικών κινήσεων μέσω της μεθόδου DTW (Dynamic Time Warping)

Στη συγκεκριμένη ενότητα, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα αναφορικά με τον υπολογισμό του βαθμού ομοιότητας ανάμεσα στα δεδομένα των ανθρωπομορφικών κινήσεων που έχουν επέλθει μέσω της διαδικασίας της γενίκευσης και των αντίστοιχων δεδομένων που περιγράφουν τις αρχικές μας καταγραφές. Έτσι, χρησιμοποιώντας τις απαραίτητες εξισώσεις που περιγράφουν τη μέθοδο μετρικής ομοιότητας, παρατηρήσαμε αν οι συγκεκριμένες κινήσεις που χρησιμοποιήσαμε στα πλαίσια υλοποίησης των σεναρίων οικιακών εργασιών είναι όμοιες και σε ποιο βαθμό αντιστοιχεί αυτή η ομοιότητα.

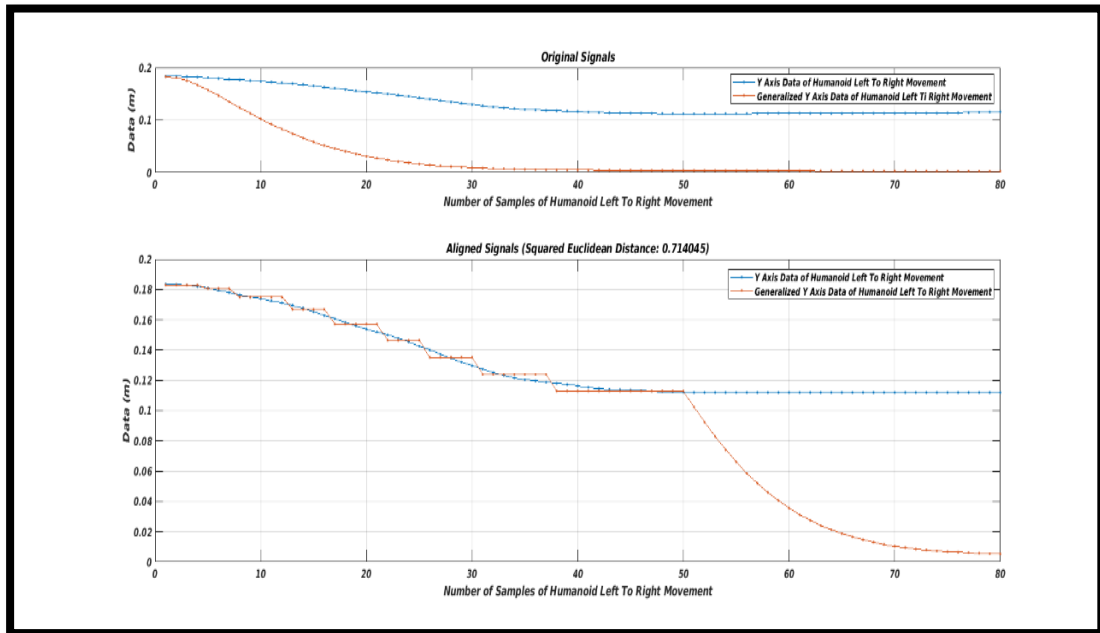
Στο σημείο είναι αναγκαίο να τονισθεί ότι η τιμή της συνάρτησης μετρικής ομοιότητας κυμαίνεται στο διάστημα $(0,1]$, το οποίο σημαίνει ότι όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή αυτή, τόσο μεγαλύτερος είναι και ο βαθμός ομοιότητας μεταξύ των ανθρωπομορφικών κινήσεων και το αντίστροφο. Επομένως, καταφέρνουμε να έχουμε ακριβή ομοιότητα μόνο όταν ο συγκεκριμένος βαθμός είναι 1 . Προκειμένου να είμαστε σε θέση να υπολογίσουμε το βαθμό ομοιότητας μεταξύ των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων, θα πρέπει να υπολογιστεί αρχικά η απόσταση ομοιότητας (similarity distance). Στα πλαίσια της συγκεκριμένης εργασίας χρησιμοποιήθηκε η απόσταση Minkowski, η εξίσωση της οποίας περιγράφηκε αναλυτικά στην ενότητα (1.7.1). Ο υπολογισμός της απόστασης αυτής πραγματοποιήθηκε στο περιβάλλον MATLAB μέσω κατάλληλου αλγορίθμου στον οποίο χρησιμοποιήθηκε η τιμή $P=2$, το οποίο πρακτικά σημαίνει ότι υπολογίστηκε η Ευκλείδεια Απόσταση μεταξύ των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων.

Τα παρακάτω αποτελέσματα αφορούν τον υπολογισμό της Ευκλείδειας Απόστασης μεταξύ των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Left To Right Movement” και των δεδομένων της αντίστοιχης κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές. Το πρώτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της Ευκλείδειας Απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον X άξονα.



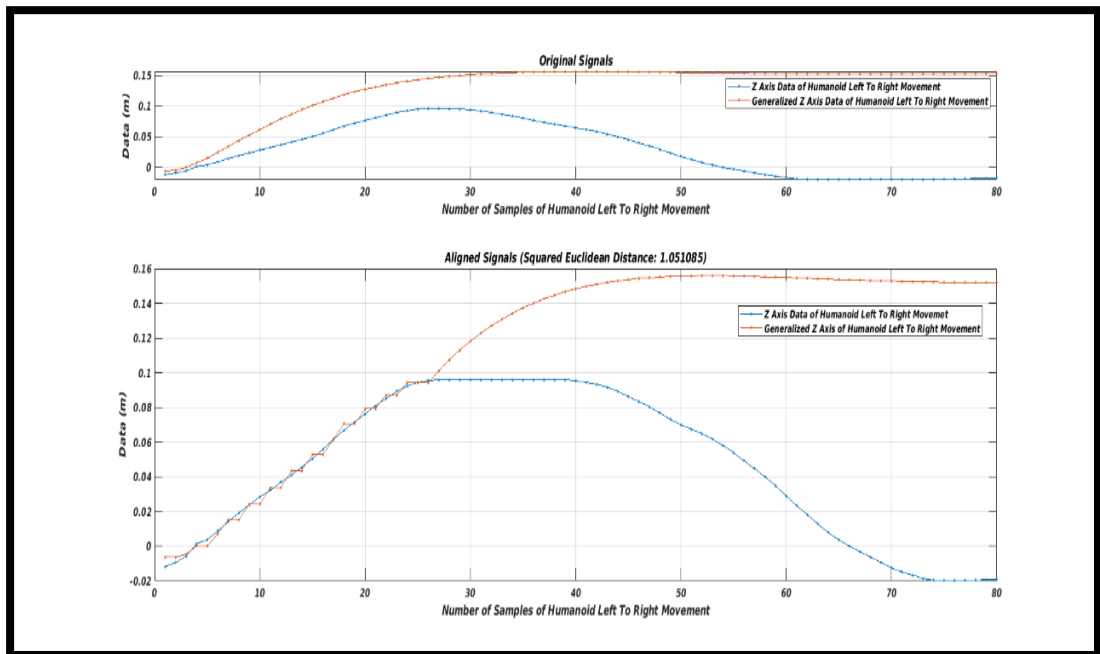
Διάγραμμα 4.2.1: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Left To Right Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον X άξονα.

Το δεύτερο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **Y** άξονα.



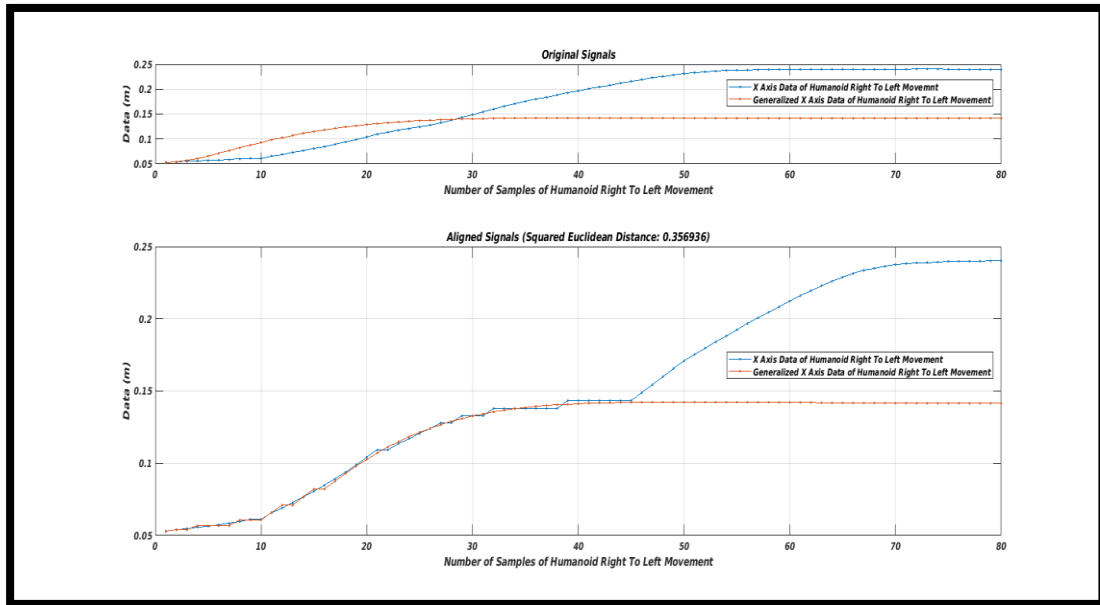
Διάγραμμα 4.2.2: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Left To Right Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **Y** άξονα.

Το τρίτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **Z** άξονα.



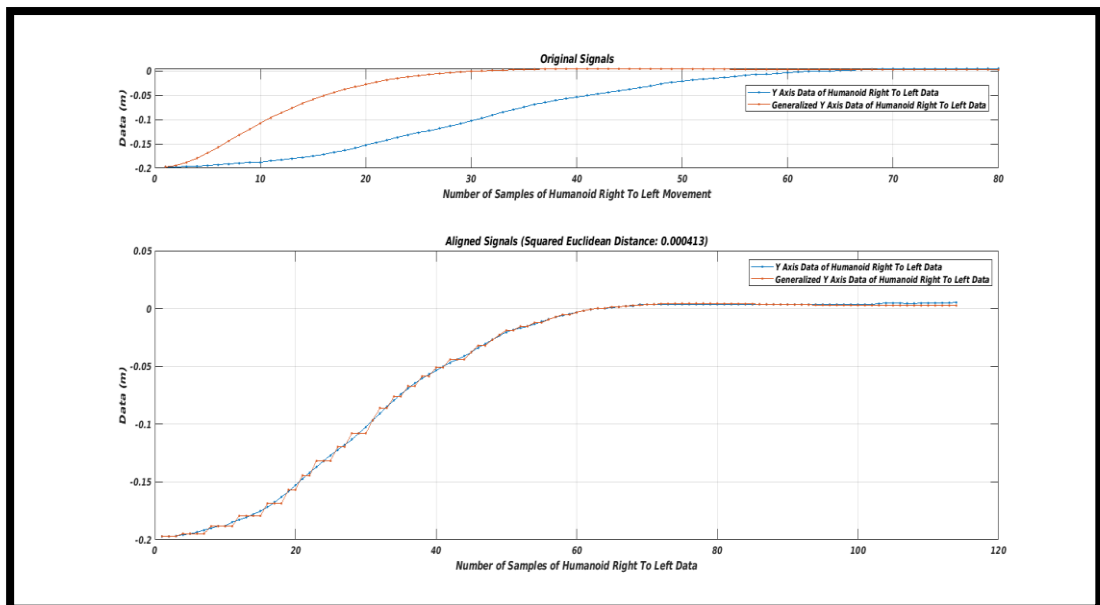
Διάγραμμα 4.2.3: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Left To Right Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **Z** άξονα.

Τα παρακάτω αποτελέσματα αφορούν τον υπολογισμό της Ευκλείδειας Απόστασης μεταξύ των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Right To Left Movement” και των δεδομένων της αντίστοιχης κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές. Το πρώτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της Ευκλείδειας Απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **X** άξονα.



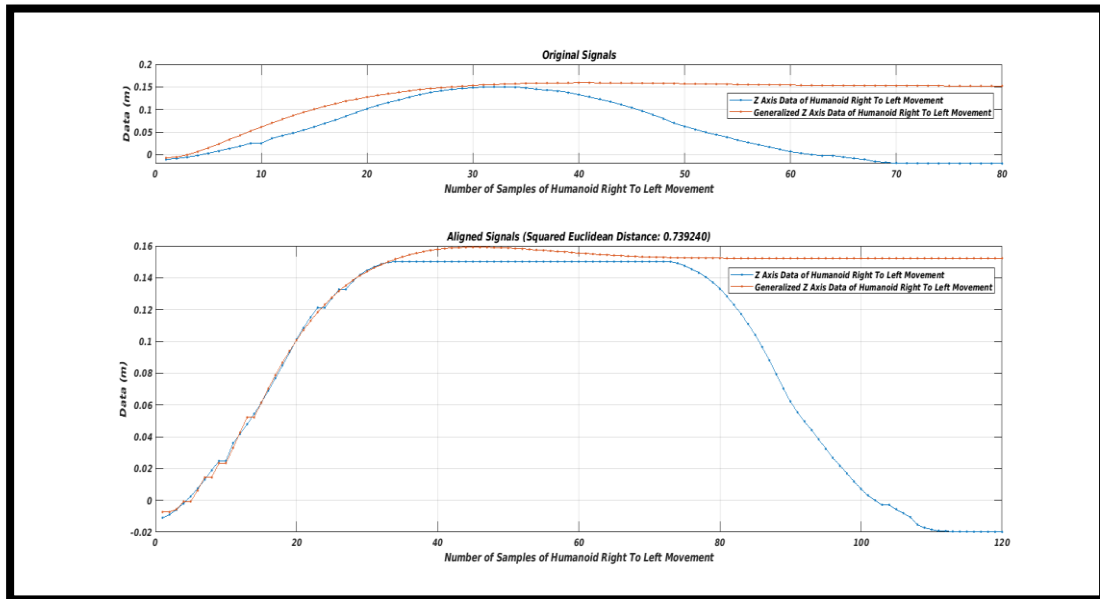
Διάγραμμα 4.2.4: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Right To Left Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **X** άξονα.

Το δεύτερο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **Y** άξονα.



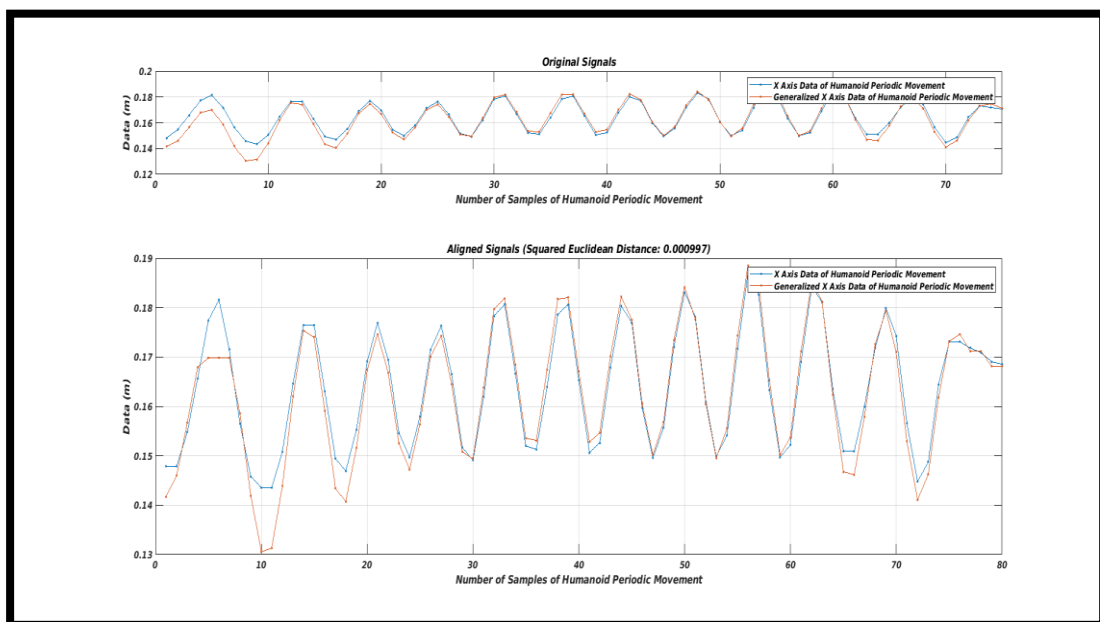
Διάγραμμα 4.2.5: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Right To Left Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **Y** άξονα.

Το τρίτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **Z** άξονα.



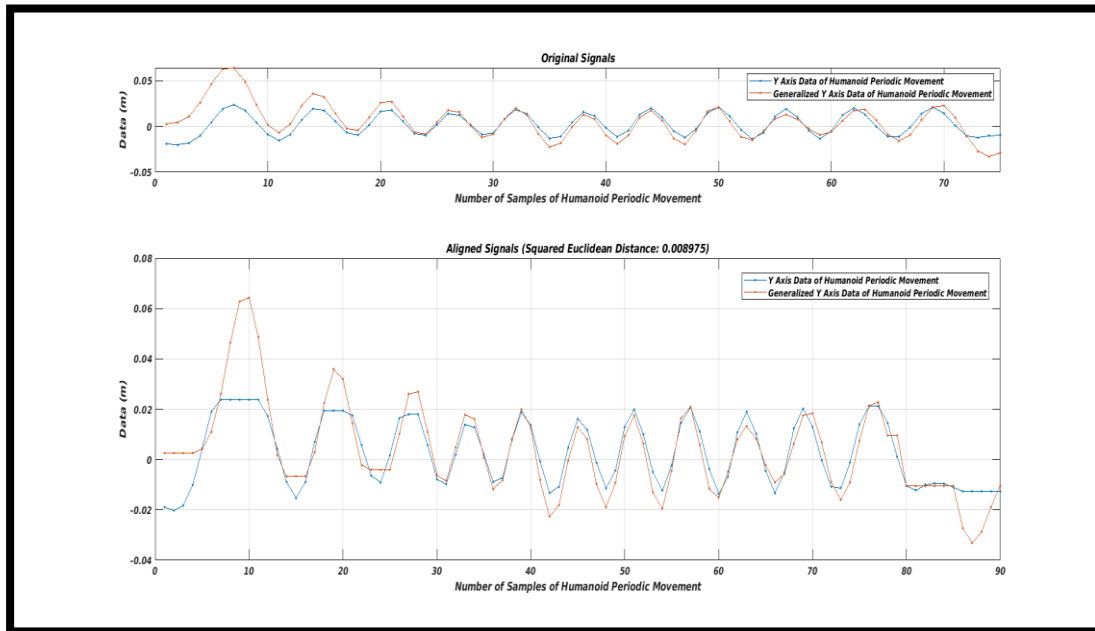
Διάγραμμα 4.2.6: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης “Humanoid Right To Left Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **Z** άξονα.

Τα παρακάτω αποτελέσματα αφορούν τον υπολογισμό της Ευκλείδειας Απόστασης μεταξύ των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικότητα “Humanoid Periodic Movement” και των δεδομένων της αντίστοιχης κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές. Το πρώτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της Ευκλείδειας Απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **X** άξονα.



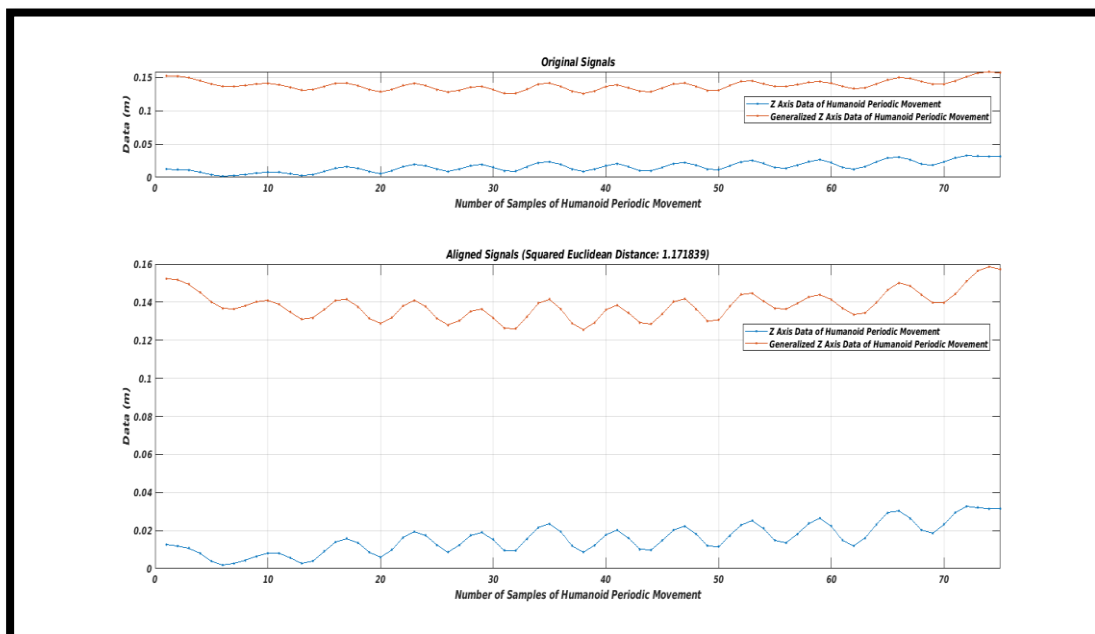
Διάγραμμα 4.2.7: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικότητα “Humanoid Periodic Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **X** άξονα.

Το δεύτερο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **Y** άξονα.



Διάγραμμα 4.2.8: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικότητα “Humanoid Periodic Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **Y** άξονα.

Το τρίτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της απόστασης για τα δεδομένα της κίνησης στον **Z** άξονα.



Διάγραμμα 4.2.9: Γραφική απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με περιοδικότητα “Humanoid Periodic Movement” και υπολογισμός της Ευκλείδειας Απόστασης στον **Z** άξονα.

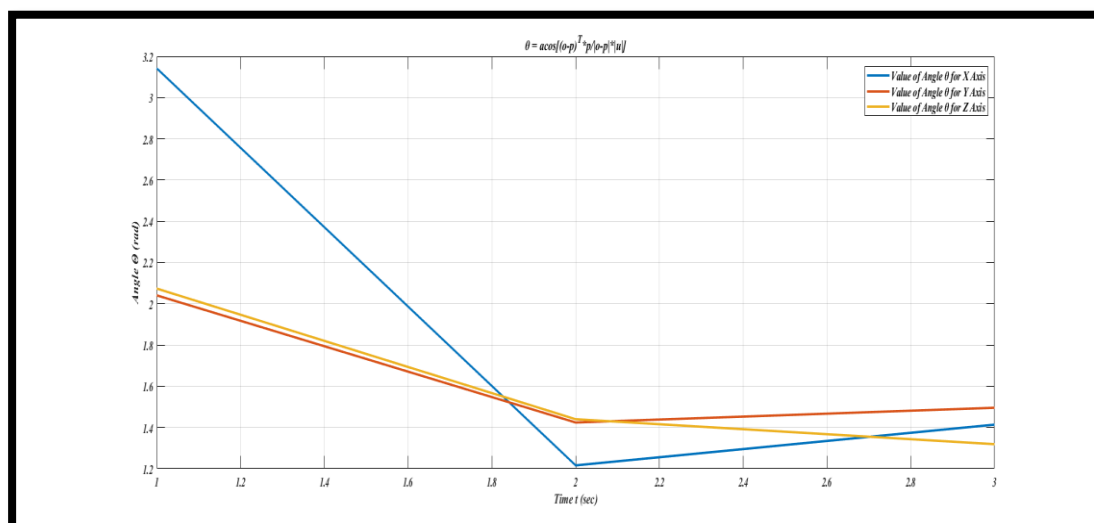
Η πρώτη γραφική παράσταση δείχνει τα γενικευμένα δεδομένα της κίνησης και τα δεδομένα της αντίστοιχης κίνησης από τις αρχικές μας καταγραφές ως προς τον αριθμό του συνόλου δεδομένων. Η μπλε τροχιά μας δείχνει τα δεδομένα της ανθρωπομορφικής κίνησης όπως αυτή καταγράφηκε μέσω του ανθρώπινου χειριστή ενώ η κόκκινη τροχιά μας δείχνει τα γενικευμένα δεδομένα της κίνησης όπως αυτά έχουν επεξεργαστεί και εκπαιδευτεί μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές κινήσεις. Η δεύτερη γραφική παράσταση μας δείχνει τη τιμή της Ευκλείδειας Απόστασης μεταξύ των δεδομένων της κίνησης αλλά και το σημείο μέχρι το οποίο οι δυο κινήσεις ευθυγραμμίζονται, δηλαδή το σημείο μέχρι το οποίο παρουσιάζουν χαρακτηριστικά ομοιότητας. Γενικά, όσο πιο μικρή είναι η τιμή της Ευκλείδειας Απόστασης, τόσο μεγαλύτερος είναι και ο βαθμός ομοιότητας.

Συμπερασματικά, οι γραφικές απεικονίσεις είναι ικανοποιητικές στη πλειονότητα τους δεδομένου ότι οι τα δεδομένα των γενικευμένων κινήσεων δεν παρουσιάζουν απόλυτη ομοιότητα και αυτό αποδεικνύεται από τον υπολογισμό της τιμής της Ευκλείδειας Απόστασης όπου για τις περισσότερες κινήσεις είναι μεγάλη, άρα έχουμε μικρό βαθμό ομοιότητας. Αυτό είναι επιτρεπτό να συμβεί καθότι έχουμε αλλάξει τις αρχικές και τελικές καταστάσεις που θέλουμε να μεταβεί ο ρομποτικός χειριστής ανάλογα με τις απαιτήσεις που υπάρχουν κατά τη διάρκεια εκτέλεσης των σεναρίων οικιακών εργασιών. Επόμεως, δεν θα μπορούσαμε κάτω από αυτές τις συνθήκες να έχουμε τις ίδιες κινήσεις με βάση τις αρχικές μας καταγραφές.

4.3 Αποτελέσματα ως προς τη Διαδικασία Αποφυγής Εμποδίου

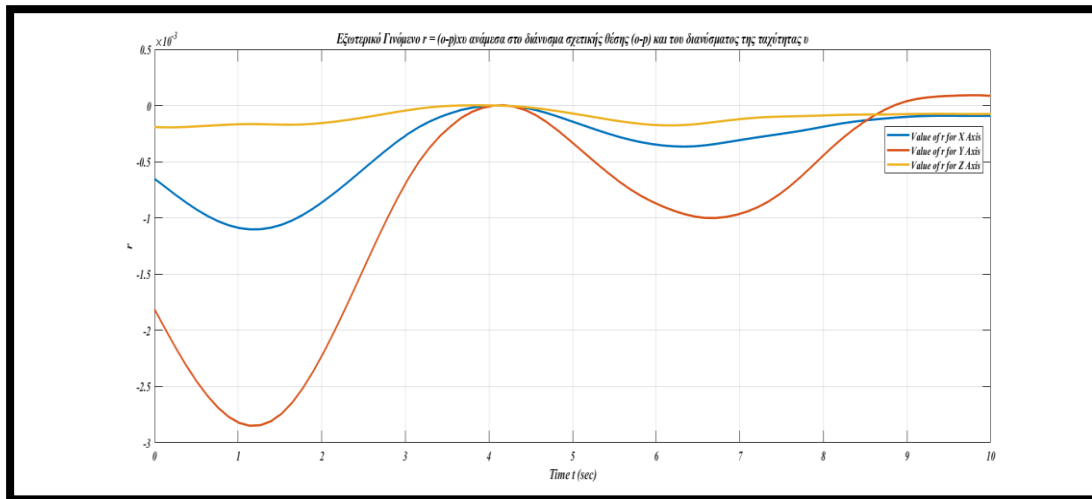
Σε αυτή την ενότητα θα εστιάσουμε σημαντικά στα αποτελέσματα που προέκυψαν αξιοποιώντας τις εξισώσεις που διέπουν τη διαδικασία αποφυγής εμποδίου. Αξίζει να σημειωθεί ότι απαιτούνται ορισμένες ενέργειες προκειμένου να φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα, δηλαδή στην αποφυγή εμποδίου αλλάζοντας σημαντικές πτυχές της αρχιτεκτονικής του συστήματός μας. Αρχικά, προστίθεται στο γραμμικό δυναμικό σύστημα δεύτερης τάξης που περιγράφηκε αναλυτικά στην ενότητα (1.1) ο όρος σύζευξης C_t . Ο όρος αυτός υπολογίζεται μέσω ενός συνόλου εξισώσεων που παρουσιάστηκε στην ενότητα (1.2). Η δυσκολία όμως δεν έγκειται στη κατασκευή των συγκεκριμένων εξισώσεων και υπολογισμού του όρου σύζευξης σε ένα προγραμματιστικό περιβάλλον αλλά το γεγονός ότι πρέπει να αλλαχθεί η δομή του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων, ο τρόπος δηλαδή με τον οποίο θα εκπαιδευτούν τα δεδομένα των κινήσεων προκειμένου να εκτελεστούν μετέπειτα από το ρομποτικό χειριστή. Επιλέον, αφού γίνει η πρόσθηκη του όρου σύζευξης στη δυναμική του συστήματος, θα πρέπει να υλοποιηθεί η διαδικασία εκπαίδευσης λαμβάνοντας υπόψιν το συγκεκριμένο όρο έτσι ώστε οι προσαρμοζόμενες τροχιές που θα προκύπτουν να αποφεύγουν το σημείο του εμποδίου που έχουμε ορίσει κατάλληλα εμείς στο χώρο.

Καταφέραμε να παρουσιάσουμε όπως φαίνεται αναλυτικά παρακάτω σε μορφή διαγραμμάτων τις εξισώσεις που οδηγούν στον υπολογισμό του όρου σύζευξης λαμβάνοντας υπόψιν τα δεδομένα μιας ανθρωπομορφική κίνησης (Humanoid Left To Right Movement) που πραγματοποιήθηκε στο σενάριο οικιακής εργασίας που περιλαμβάνει τη διαδικασία του ανακατέματος (Stirring Procedure). Το πρώτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της γωνίας θ ανάμεσα στο διάνυσμα της ταχύτητας v και της σχετικής θέσης $(o-p)$ ανάμεσα στη τρέχουσα θέση του συστήματος και του εμποδίου που έχουμε ορίσει κατάλληλα εμείς στο χώρο εργασίας του ρομποτικού χειριστή. Το μέγεθος της γωνίας θ μετριέται σε rad/sec ενώ η εκτίμηση της γωνίας θ πραγματοποιείται κατά μήκος του χρόνου. Η μπλε τροχιά αφορά τον υπολογισμό της γωνίας θ για τα δεδομένα της κίνησης στον X-άξονα, η πορτοκαλί τροχιά αφορά τον υπολογισμό της γωνίας θ για τα δεδομένα της κίνησης στον Y-άξονα ενώ τέλος η κίτρινη τροχιά αφορά τον υπολογισμό της γωνίας θ για τα δεδομένα της κίνησης στον Z-άξονα.



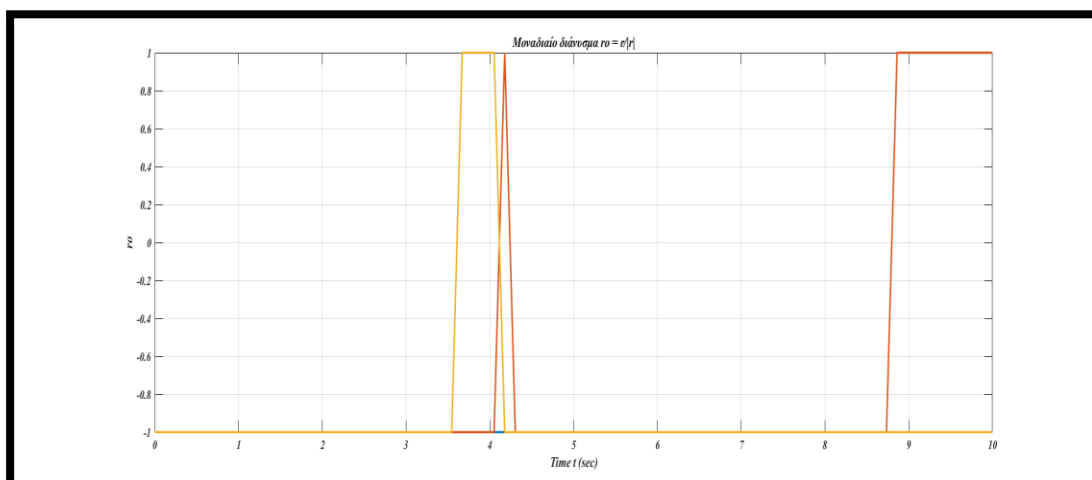
Σχήμα 4.3.1: Γραφική Απεικόνιση των τιμών της γωνίας θ (rad/sec) κατά μήκος του χρόνου με βάση τα δεδομένα της τυχαίας κίνησης.

Το δεύτερο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό του εξωτερικού γινομένου \mathbf{r} ανάμεσα στο διάνυσμα σχετικής θέσης ($\mathbf{o-p}$), δηλαδή ανάμεσα στη θέση του εμποδίου \mathbf{o} και της θέσης του συστήματος \mathbf{p} , και του διανύσματος της ταχύτητας \mathbf{v} . Το μέγεθος του εξωτερικού γινομένου είναι μη-μετρήσιμο ενώ η εκτίμηση του πραγματοποιείται βάσει του αριθμού δεδομένων της κίνησης. Η μπλε τροχιά αφορά τον υπολογισμό εξωτερικού γινομένου για τα δεδομένα της κίνησης στον X-άξονα, η πορτοκαλί τροχιά αφορά τον υπολογισμό του εξωτερικού γινομένου για τα δεδομένα της κίνησης στον Y-άξονα ενώ τέλος η κίτρινη τροχιά αφορά τον υπολογισμό του εξωτερικού γινομένου για τα δεδομένα της κίνησης στον Z-άξονα.



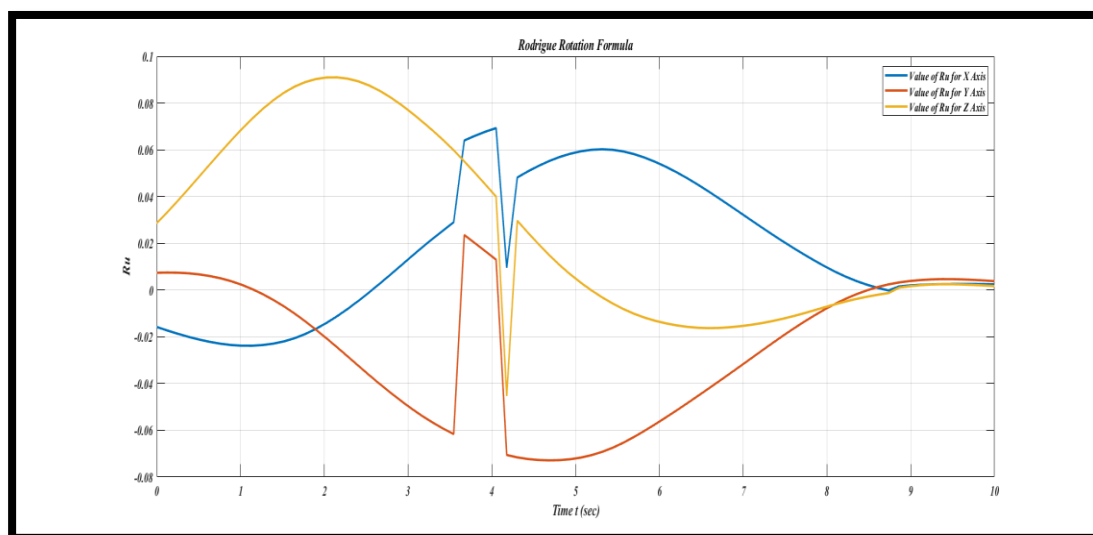
Σχήμα 4.3.2: Γραφική Απεικόνιση του εξωτερικού γινομένου r με βάση τον αριθμό των δεδομένων της τυχαίας κίνησης.

Το τρίτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό του μοναδιαίου διανύσματος \mathbf{r}_0 κατά μήκος του χρόνου t (sec). Η μπλε τροχιά αφορά τον υπολογισμό του μοναδιαίου διανύσματος για τα δεδομένα της κίνησης στον X-άξονα, η πορτοκαλί τροχιά αφορά τον υπολογισμό του μοναδιαίου διανύσματος για τα δεδομένα της κίνησης στον Y-άξονα ενώ τέλος η κίτρινη τροχιά αφορά τον υπολογισμό του μοναδιαίου διανύσματος για τα δεδομένα της κίνησης στον Z-άξονα.



Σχήμα 4.3.3: Γραφική Απεικόνιση του μοναδιαίου διανύσματος r_0 κατά μήκος του χρόνου t (sec).

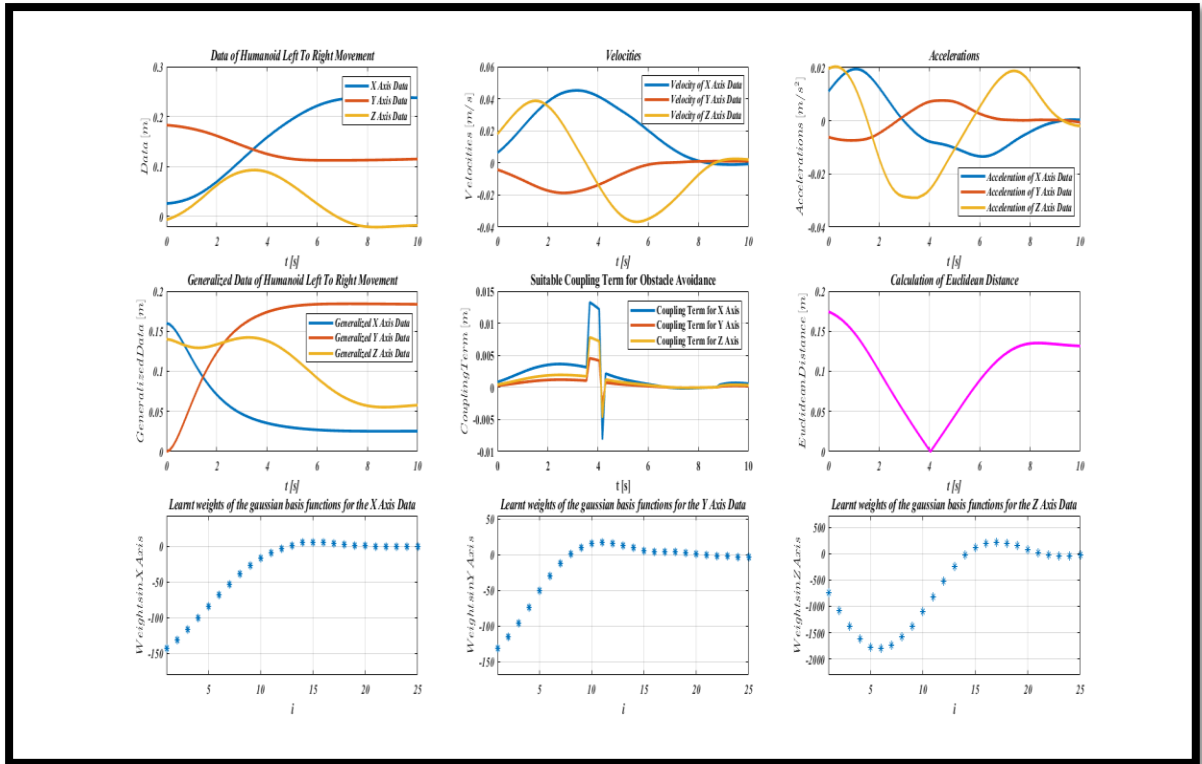
Το τέταρτο διάγραμμα αφορά τον υπολογισμό της εξίσωσης του Rodrigue R_u με βάση τον αριθμό των δεδομένων της κίνησης. Η μπλε τροχιά αφορά τον υπολογισμό της εξίσωσης για τα δεδομένα της κίνησης στον X-άξονα, η πορτοκαλί τροχιά αφορά τον υπολογισμό της εξίσωσης για τα δεδομένα της κίνησης στον Y-άξονα ενώ τέλος η κίτρινη τροχιά αφορά τον υπολογισμό της εξίσωσης για τα δεδομένα της κίνησης στον Z-άξονα.



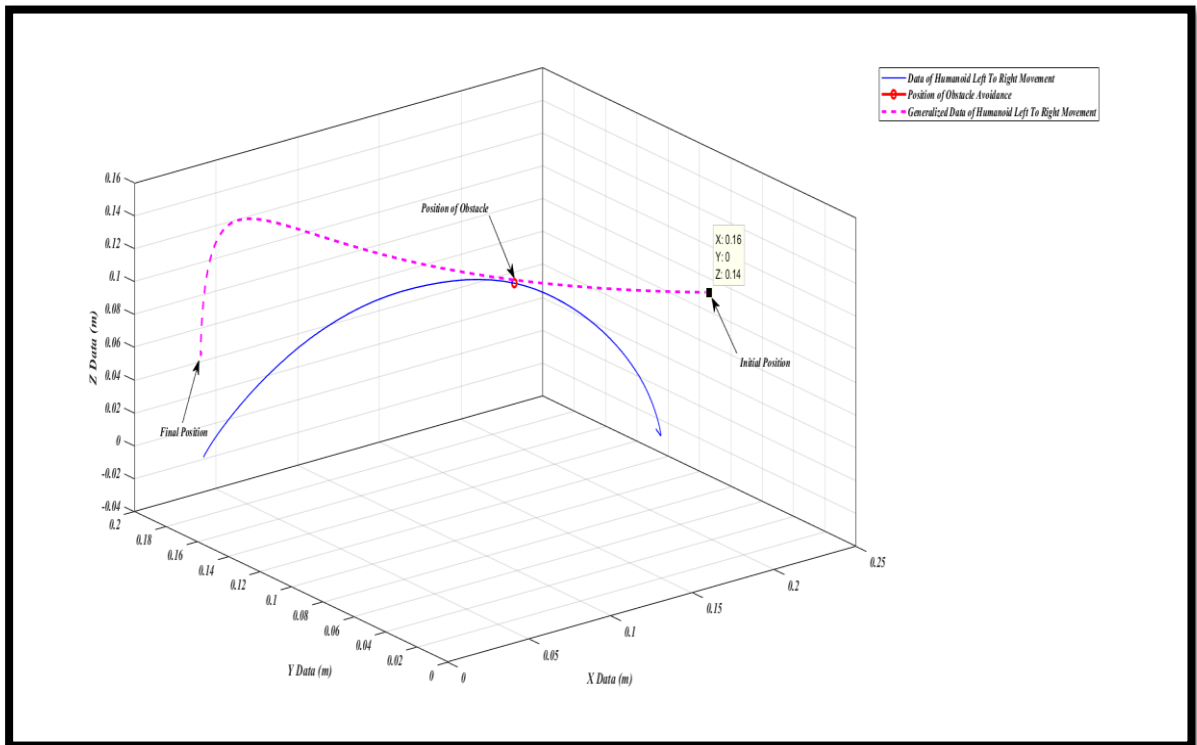
Σχήμα 4.3.4: Γραφική Απεικόνιση της Rodrigue Φόρμουλας κατά μήκος του χρόνου t (sec).

Έχοντας υπολογίσει κατάλληλα τον όρο σύζευξης για τα δεδομένα της ανθρωπομορφικής κίνησης σε κάθε άξονα ξεχωριστά, εκτελέσαμε τη διαδικασία εκπαίδευσης των συγκεκριμένων δεδομένων μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων λαμβάνοντας υπόψιν αυτή τη φορά τον όρο σύζευξης. Παρακάτω παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα που προέκυψαν μέσω της συγκεκριμένης διαδικασίας. Να τονισθεί στο σημείο αυτό ότι προκειμένου να φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα, απαιτήθηκε να επέμβουμε σε ορισμένους παραμέτρους του συστήματος όπως για παράδειγμα είναι το διάνυσμα της ταχύτητας και τα εκπαδευμένα βάρη που επηρέασαν σημαντικά τον όρο σύζευξης και άρα τη διαδικασία αποφυγής εμποδίου.

Το πρώτο διάγραμμα αφορά τη περίπτωση κατά την οποία δεν έχουμε αλλάξει κάποιους από τους όρους του συστήματος, δηλαδή τη ταχύτητα ή τα εκπαιδευμένα βάρη. Αρχικά, αποφασίσαμε να αποφύγουμε ένα σημείο της ανθρωπομορφικής κίνησης με άλλα λόγια σε εκείνο το σημείο τοποθετήσαμε ένα εμπόδιο, το οποίο θέλαμε να προσπεράσει ο ρομποτικός χειριστής και να καταλήξει στο αντικείμενο που συμμετείχε στο σενάριο οικιακής εργασίας. Κατασκευάζοντας το τρισδιάστατο διάγραμμα απεικόνισης της ανθρωπομορφικής κίνησης με βάση τις αρχικές μας καταγραφές και της αντίστοιχης όπως προέκυψε μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων, αυτό που παρατηρήσαμε ήταν ότι η ανθρωπομορφική κίνηση μέσω της διαδικασίας της γενίκευσης περνούσε σχετικά κοντά από το σημείο που θέλαμε να αποφύγουμε κάτι το οποίο δεν επιθυμούμε δεδομένου ότι θα μας επηρέαζε σημαντικά στην ροή εκτέλεσης του σεναρίου οικιακής εργασίας.

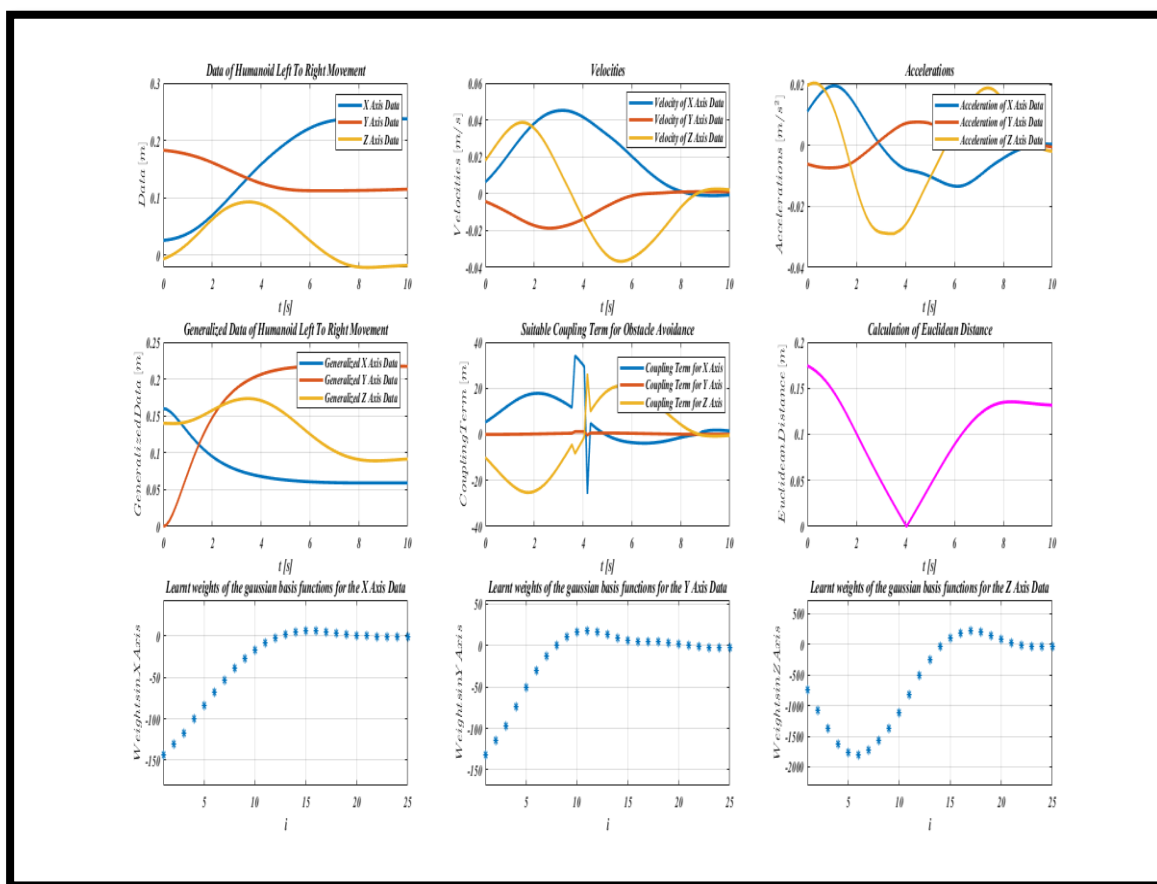


Διάγραμμα 4.3.1: Γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), της ταχύτητας των δεδομένων της κίνησης (m/s), της επιτάχυνσης των δεδομένων της κίνησης (m/s^2), των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), του όρου σύζευξης C_t , της Ευκλείδειας Απόστασης d (m) και των εκπαιδευμένων βαρών W .

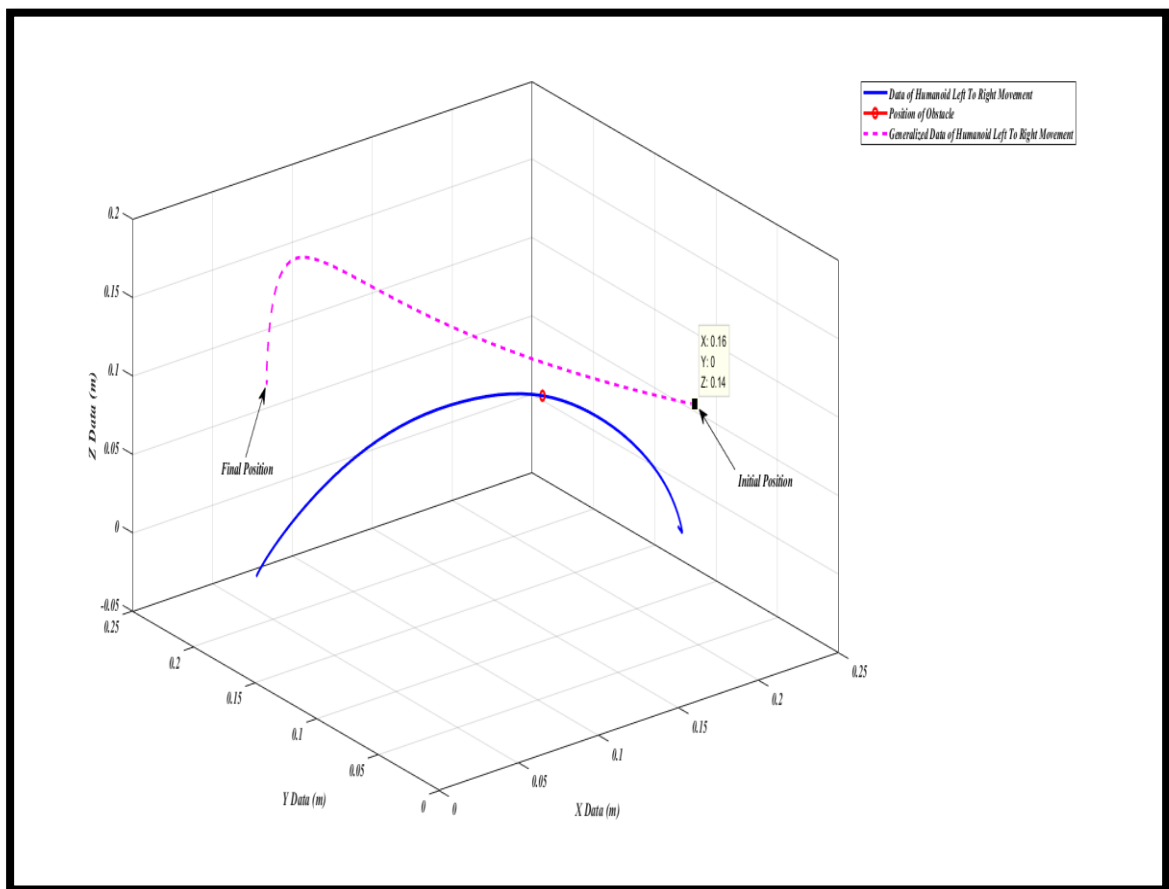


Σχήμα 4.3.5: Τρισδιάστατη απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές, των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και της θέσης του εμποδίου.

Έπειτα, προσπαθήσαμε να αυξήσουμε το διάνυσμα της ταχύτητας πολλαπλασιάζοντάς το με μια σταθερά. Αυτό που παρατηρήσαμε ήταν ότι η ανθρωπομορφική κίνηση μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων φαίνεται να αποφεύγει τη θέση του εμποδίου αλλά όχι στο βαθμό που επιθυμούμε προκειμένου να έχουμε το κατάλληλο αποτέλεσμα. Η τρισδιάστατη απεικόνιση, όπως χαρακτηριστικά αναφέρεται παρακάτω, δείχνει αναλυτικά τη κίνηση την οποία πρέπει να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής για να αποφύγει τη θέση του εμποδίου. Επίσης, παρατηρήθηκε και μια μικρή αύξηση των συντεταγμένων της τελικής θέσης που επρόκειτο να μεταβεί αφού προσπεράσει το εμπόδιο ο ρομποτικός χειριστής. Αυτό βέβαια δεν μας εξυπηρετεί δεδομένου ότι μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων μας δίνεται η δυνατότητα να ορίζουμε εμείς τις αρχικές και τελικές καταστάσεις των ανθρωπομορφικών κινήσεων που επιθυμούμε κάθε φορά να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής και επομένως θα πρέπει να τηρούνται καθόλη τη διάρκεια της διαδικασίας της εκπαίδευσης έτσι ώστε να πραγματοποιούνται σωστά οι συγκεκριμένες κινήσεις που δομούν τα σενάρια οικιακών εργασιών.

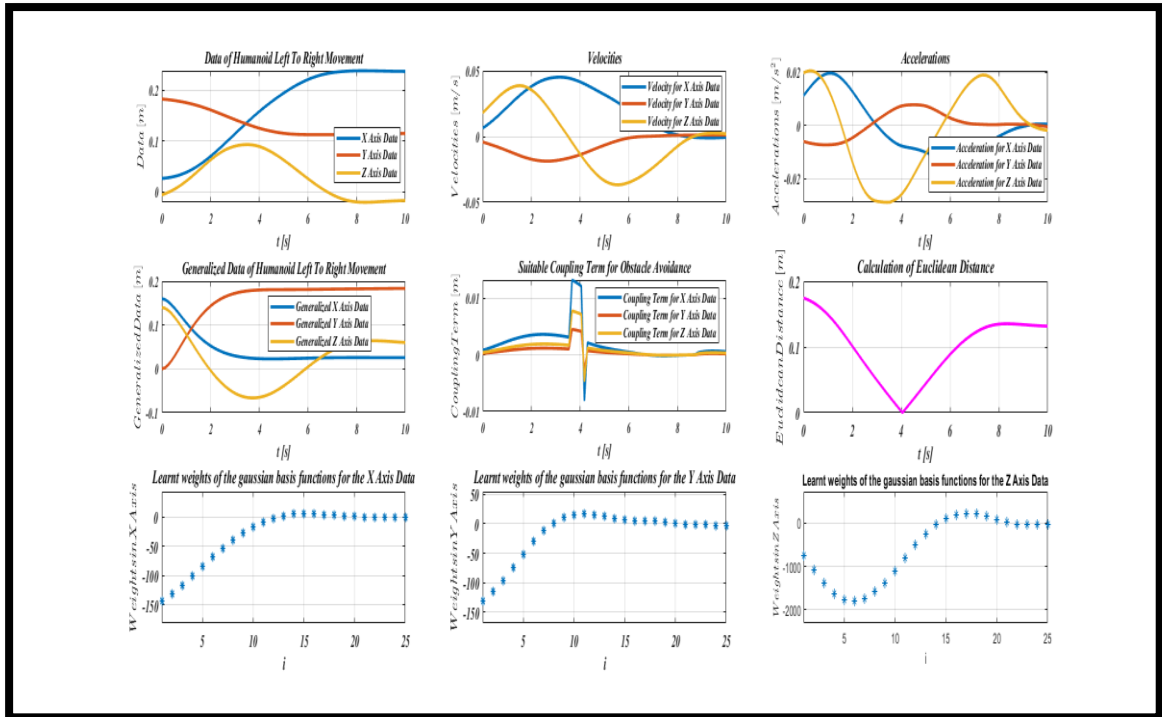


Διάγραμμα 4.3.2: Γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), της ταχύτητας των δεδομένων της κίνησης (m/s), της επιτάχυνσης των δεδομένων της κίνησης (m/s^2), των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), του όρου σύζευξης C_t , της Ευκλείδειας Απόστασης d (m) και των εκπαιδευμένων βαρών W με αύξηση του διανύσματος της ταχύτητας.

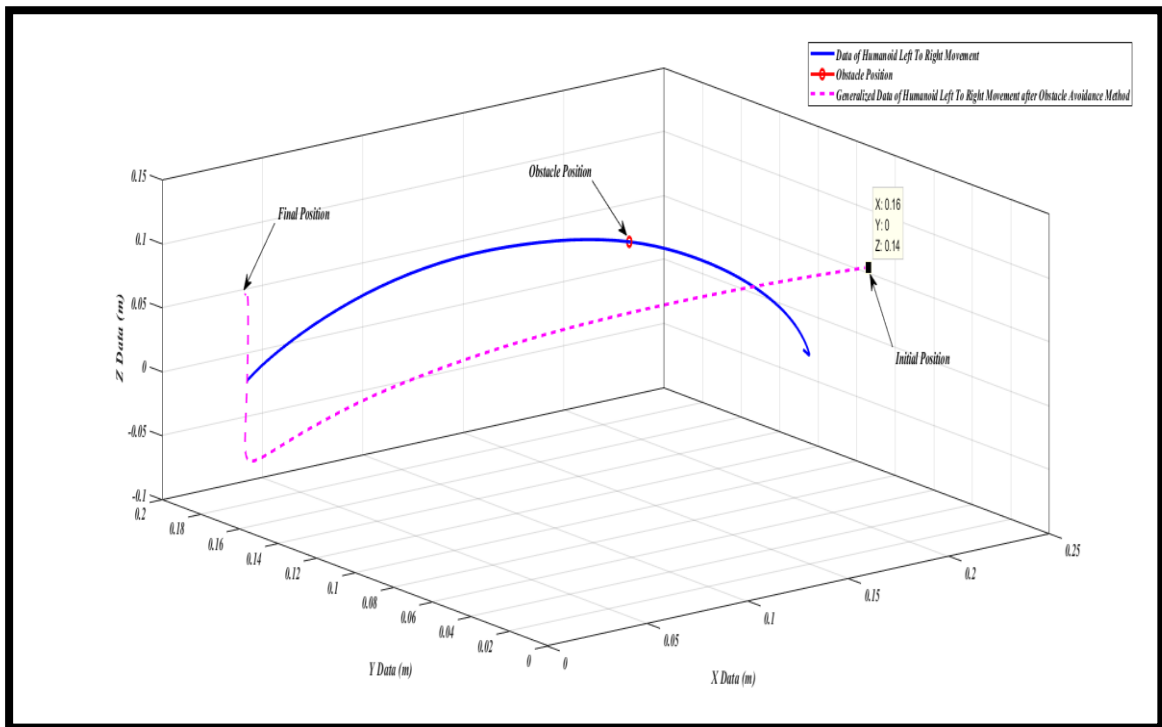


Σχήμα 4.3.6: Τρισδιάσταση απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές, των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και της θέσης του εμποδίου με αύξηση του διανύσματος της ταχύτητας.

Προκειμένου να έχουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα, καταφύγαμε σε αλλαγή του αριθμού των εκπαιδευμένων βαρών έτσι ώστε αρχικά να διατηρηθεί η θέση αρχικής και τελικής κατάστασης στην οποία θα μεταβεί ο ρομποτικός χειριστής γεγονός το οποίο δεν εξασφαλίσαμε με αύξηση του διανύσματος της ταχύτητας όπως παρουσιάσαμε παραπάνω. Η τρισδιάσταση απεικόνιση, όπως χαρακτηριστικά αναφέρεται παρακάτω, δείχνει αναλυτικά τη κίνηση την οποία πρέπει να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής για να αποφύγει τη θέση του εμποδίου. Η κίνηση η οποία θα εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής φαίνεται να είναι αυτή που επιθυμούμε δεδομένου ότι η θέση του εμποδίου αποφεύγεται ορθά από το ρομποτικό χειριστή χωρίς να υπάρχει η πιθανότητα να μην το προσπεράσει και οι θέσεις αρχικής και τελικής κατάστασης είναι αυτές που θέλουμε και εξυπηρετούν τα σενάρια οικιακών εργασιών που έχουμε αναλυτικά περιγράψει.



Διάγραμμα 4.3.3: Γραφικές απεικονίσεις των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), της ταχύτητας των δεδομένων της κίνησης (m/s), της επιτάχυνσης των δεδομένων της κίνησης (m/s^2), των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης (m), του όρου σύζευξης C_t , της Ευκλείδειας Απόστασης d (m) και των εκπαιδευμένων βαρών W με ρύθμιση της παραμέτρου των εκπαιδευμένων βαρών.



Σχήμα 4.3.7: Τρισδιάστατη απεικόνιση των δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης με βάση τις αρχικές καταγραφές, των γενικευμένων δεδομένων της ανθρωπομορφικής κίνησης μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και της θέσης του εμποδίου με ρύθμιση της παραμέτρου των εκπαιδευμένων βαρών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5.1 Συμπεράσματα - Μελλοντική Έρευνα

Στόχος της συγκεκριμένης μεταπτυχιακής εργασίας ήταν να μελετήσουμε πως ο ρομποτικός χειριστής WidowX Robot Arm Mark II μπορεί να αποκτήσει την ικανότητα να εκτελέσει ανθρωπομορφικές κινήσεις οι οποίες ακολούθως εκπαιδεύονται μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων για διακριτές και περιοδικές κινήσεις. Ωστόσο, καθώς τα ρομπότ διαθέτουν επίσης και φυσικούς περιορισμούς, η διαδικασία της εκπαίδευσης θα πρέπει να γίνεται με απόλυτη ακρίβεια εξασφαλίζοντας με αυτό το τρόπο ασφάλεια τόσο για το ρομπότ όσο και για τον ανθρώπινο χρήστη. Λαμβάνοντας όλα αυτά υπόψιν, η συγκεκριμένη εργασία επιδίωξε να απαντήσει στην εξής ερώτηση: Q1. Αποτελεί το σύστημα πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων ένα αξιόπιστο σύστημα για την εκτέλεση ανθρωπομορφικών κινήσεων μέσω του συγκεκριμένου ρομποτικού χειριστή;

Απαντώντας στη συγκεκριμένη ερώτηση, είναι ένα βήμα μπροστά δείχνοντας ότι τα ρομπότ μπορούν να μάθουν με τον ίδιο τρόπο όπως και ο άνθρωπος κάτι το οποίο έχει μεγάλη σημασία εάν τα ρομπότ πρόκειται να ενσωματωθούν με ασφάλεια σε ένα ανθρώπινο περιβάλλον.

Η συγκεκριμένη εργασία χωρίστηκε σε ένα θεωρητικό μέρος αποτελούμενο από το πρώτο κεφάλαιο το οποίο περιγράφει αναλυτικά το σύστημα πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων, τις διαδικασίες εκπαίδευσης (learning from demonstrations), αναπαραγωγής (reproduction from demonstrations) και γενίκευσης (generalization) των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων, τη διαδικασία εξομάλυνσης των δεδομένων καθώς επίσης διατυπώνει μεθόδους μέτρησης ομοιότητας μεταξύ των ανθρωπομορφικών κινήσεων και σε ένα πρακτικό μέρος αποτελούμενο από το δεύτερο κεφάλαιο το οποίο αναλύει το τρόπο με τον οποίο κατασκευάστηκε το σύστημα πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων στο περιβάλλον MATLAB, από το τρίτο κεφάλαιο το οποίο περιλαμβάνει τα σενάρια οικιακών εργασιών που αποτελούνται από τις συγκεκριμένες ανθρωπομορφικές κινήσεις μέσω κατάλληλων προσομοιώσεων και από το τέταρτο κεφάλαιο στο οποίο αναφέρονται όλα τα αποτελέσματα που προέκυψαν μέσω του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και αφορούν τις συγκεκριμένες κινήσεις.

Οι εμπειρικοί κανόνες σχεδιασμού που περιγράφουν το σύστημα πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και αναπτύχθηκαν στο πρώτο κεφάλαιο αποδείχθηκαν καθοριστικοί για την απάντηση του ερωτήματος Q1. Χρησιμοποιώντας κατάλληλα τη δομή του συγκεκριμένου συστήματος, καταφέραμε μέσω του ρομποτικού χειριστή να εκτελέσουμε ανθρωπομορφικές κινήσεις συμβάλλοντας με αυτό το τρόπο στην επίτευξη σεναρίων οικιακών εργασιών παρέχοντας σημαντική βοήθεια στον άνθρωπο. Εξίσου σημαντικό κομμάτι αποτέλεσε η αναγνώριση των κινήσεων η οποία επιτεύχθηκε μέσω της χρήσης του μαγνητικού καταγραφέα μέσω του οποίου συλλέξαμε τα δεδομένα των ανθρωπομορφικών κινήσεων, αποφεύγοντας μεταλλικά αντικείμενα γύρω από το χώρο εργασίας του ρομποτικού χειριστή λόγω ευαισθησίας.

Μια διαφορετική προσέγγιση για τη καταγραφή των κινήσεων θα μπορούσε να είναι το μοντέλο αναφοράς που εξιδικεύεται στη κινηματική και δυναμική ανάλυση του ανθρώπινου σώματος και ονομάζεται Master Motor Map Motions (MMMs) με βάση τις διατυπώσεις των Christian Mandery, Omer Terlemez, Martin Do, Nikolaus Vahrenkamp και Tamim Asfour από το Ινστιτούτο Ανθρωπομετρίας και Ρομποτικής (23). Για κάθε χρονικό βήμα με συχνότητα δειγματοληψίας 100Hz, παρέχονται το διάνυσμα θέσης των δεδομένων των κινήσεων (location), το διάνυσμα περιστροφής (rotation) και οι τιμές των γωνιακών αρθρώσεων (joint angles). Η καταγραφή των

κινήσεων πραγματοποιείται μέσω μετρήσεων με τη βοήθεια αισθητήρων δύναμης (force sensors) ή μέσω αδρανειακής μονάδας μέτρησης (inertial measurement unit). Κατά τη διάρκεια της αναγνώρισης, εφαρμόζεται ένα σύνολο από δείκτες (markers) οι οποίοι τοποθετούνται κατάλληλα σε όλα τα μέρη του ανθρωπίνου σώματος προκειμένου να καταγραφούν οι επιθυμητές κινήσεις.

Καθοριστικό ρόλο συνέβαλαν και οι διαδικασίες εκπαίδευσης, αναπαραγωγής και γενίκευσης των δεδομένων των ανθρωπομορφικών κινήσεων με αναφορά σε μεθόδους για γενικευμένες κινήσεις και αλληλεπιδράσεις ανθρώπου – ρομπότ όπως αυτές έχουν διατυπωθεί από τους Riley, Marcia, Ales Ude, and Christopher G. Atkeson (24), οι εξισώσεις των οποίων κατασκευάστηκαν στο περιβάλλον MATLAB και περιγράφονται αναλυτικά στο δεύτερο κεφάλαιο. Το σύστημα πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων μας έδωσε τη δυνατότητα να αναπαράγουμε πολλαπλές κινήσεις με βάση τις αρχικές μας καταγραφές, έχοντας τη δυνατότητα να αλλάξουμε τις αρχικές και τελικές θέσεις εξυπηρετώντας τους σκοπούς των σεναρίων οικιακών εργασιών και να παράλληλα οι κινήσεις αυτές να διατηρούν έναν ανθρωπομορφικό χαρακτήρα. Βέβαια, αυτού του είδους κανόνες σχεδιασμού αποδεικνύεται ότι είναι εφαρμόσιμοι και για άλλα μη-γραμμικά δυναμικά μοντέλα καθώς επίσης και για πρακτικές εφαρμογές υπολογιστικής νοημοσύνης.

Κατασκευάσαμε το συγκεκριμένο DMP σύστημα σε προγραμματιστικό περιβάλλον με στόχο να επιτύχουμε την εκπαίδευση των διακριτών και περιοδικών κινήσεων που συμπληρώνουν τα σεναρία των οικιακών εργασιών. Υπογραμμίζεται ότι η εκπαίδευση της κίνησης μπορεί να ερμηνευτεί είτε με αύξηση ή με μείωση στη διάσταση της δυναμικής του συστήματος που είναι υπεύθυνο για το συντονισμό και έλεγχο της κίνησης (25). Το θεμελιώδες ζήτημα που καθορίζει την κατευθυντήρια αλλαγή στη διάσταση της εκπαίδευσης της κίνησης είναι εάν η διαστατικότητα της εγγενούς δυναμικής πρέπει να αυξηθεί ή να μειωθεί για τη πραγματοποίηση των νέων ειδικών απαιτήσεων μιας εργασίας. Επίσης, παρατηρείται ότι η δομή του ελέγχου υπονομεύει μια πιο περιορισμένη αλλαγή στη διαστασιολογία των βαθμών ελευθερίας του ενεργού συστήματος από ότι είναι τυπικά στις θεωρίες ελέγχου κινήσεων.

Εκτελέσαμε όπως αναλυτικά διατυπώνονται στο τρίτο κεφάλαιο ορισμένες προσομοιώσεις των συγκεκριμένων ανθρωπομορφικών κινήσεων στο λειτουργικό σύστημα ROS ούτως ώστε να μπορέσουμε να παρατηρήσουμε πρακτικά αν εκτελούνται από το ρομποτικό χειριστή και μετέπειτα να δομήσουμε μια πειραματική διάταξη με στόχο την εκτέλεση ενός εκ των δυο σεναρίων οικιακών εργασιών. Αποφασίσαμε να εκτελέσουμε ένα από τα δυο σεναρία οικιακών εργασιών καθότι θέλαμε να δώσουμε έμφαση σε ένα συγκεκριμένο σύνολο κινήσεων το οποίο περιλαμβάνει τη περιοδική κίνηση και επίσης λόγω φθοράς του ρομποτικού χειριστή και κόστους.

Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται μια αναλυτική περιγραφή των αποτελεσμάτων ως προς τη λειτουργικότητα του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων και ως προς το βαθμό ομοιότητας μεταξύ των ανθρωπομορφικών κινήσεων που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια εκτέλεσης των σεναρίων οικιακών εργασιών.

Τα τελευταία χρόνια, η χρησιμοποίηση του συστήματος πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων αποκτά μια αυξανόμενη δημοσιότητα (26). Οι αρχικοί στόχοι των εξισώσεων που διέπουν το συγκεκριμένο σύστημα βασίζονται στην επιθυμία να υπάρχει μια πλούσια και αφηρημένη αναπαράσταση δημιουργίας των ανθρωπίνων κινήσεων το οποίο επιτρέπει την αποτελεσματική εκπαίδευση των κινήσεων και γενίκευση των κινητικών δεξιοτήτων. Οι κινητικές δεξιότητες μπορούν να αποκτηθούν με ένα φυσικό τρόπο από τον άνθρωπο μέσω μιμητικής εκπαίδευσης και μορφοποίησης ενώ η βελτίωση των δεξιοτήτων επιτυγχάνεται αυτόνομα από τα ρομπότ. Έτσι, στη

δική μας περίπτωση, η χρησιμοποίηση του μοντέλου DMP αποδείχθηκε εξαιρετική για τη περίπτωση εκτέλεσης ανθρώπινων κινήσεων από το ρομποτικό χειριστή WidowX Robot Arm Mark II. Μια από τις ιδιότητες που κατέχει η συγκεκριμένη τεχνική και είναι η πιο σημαντική, είναι ότι μας δίνεται η δυνατότητα να παράγουμε πολλαπλές κινήσεις με μια επιθυμητή ομοιότητα από οποιαδήποτε αρχική και τελική κατάσταση, γεγονός που μας δίνει επιλογές ως προς τη δημιουργία σεναρίων κινήσεων που θέλουμε να εκτελέσει ο ρομποτικός χειριστής. Άλλωστε η συγκεκριμένη ιδιότητα αποτέλεσε ορόσημο στο να επιλέξουμε το συγκεκριμένο μοντέλο κινήσεων για να δημιουργήσουμε τα σενάρια οικιακών εργασιών. Το μοντέλο πρωτογενών δυναμικών εξισώσεων χρίζει περαιτέρω έρευνας ειδικότερα με τον εμπλουτισμό της δυναμικής του συστήματος με τον όρο σύζευξης για τη διαδικασία αποφυγής εμποδίου, το οποίο μπορεί να συμβάλει διαδραστικά στο εργασιακό και κοινωνικό περιβάλλον του ανθρώπου.

Βιβλιογραφία

1. Lay, K., et al. "MORPHA: Communication and interaction with intelligent, anthropomorphic robot assistants." *Tagungsband Statustage Leitprojekte Mensch-Technik-Interaktion in der Wissensgesellschaft* (2001).
2. Ude, A., Gams, A., Asfour, T., & Morimoto, J. (2010). Task-specific generalization of discrete and periodic dynamic movement primitives. *IEEE Transactions on Robotics*, 26(5), 800-815.
3. Hägele, Martin, Walter Schaaf, and Evert Helms. "Robot assistants at manual workplaces: Effective co-operation and safety aspects." *Proceedings of the 33rd ISR (International Symposium on Robotics)*. Vol. 7. 2002.
4. Development of Adaptive Production System to Market Uncertainty—Mobile Robot System. In: *JARA Robot News*, November 1999, Vol. 12, No. 3, p. 1.
5. Schaal, Stefan, Peyman Mohajerin, and Auke Ijspeert. "Dynamics systems vs. optimal control—a unifying view." *Progress in brain research* 165 (2007): 425-445.
6. Ijspeert, Auke Jan, et al. "Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors." *Neural computation* 25.2 (2013): 328-373.
7. Ijspeert, Auke Jan, et al. "Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors." *Neural computation* 25.2 (2013): 328-373.
8. CHI, Mingshan, et al. Learning, Generalization, and Obstacle Avoidance with Dynamic Movement Primitives and Dynamic Potential Fields. *Applied Sciences*, 2019, 9.8: 1535.
9. Ales Ude, Andrej Gams, Tamim Asfour, and Jun Moritomo, "Task Specific Generalization of Discrete and Periodic Dynamic Movement Primitives", *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS*, VOL. 26, NO.5, October 2010.
10. Ijspeert, Auke J., Jun Nakanishi, and Stefan Schaal. "Learning attractor landscapes for learning motor primitives." *Advances in neural information processing systems*. 2003.
11. Ales Ude, Andrej Gams, Tamim Asfour, and Jun Moritomo, "Task Specific Generalization of Discrete and Periodic Dynamic Movement Primitives", *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS*, VOL. 26, NO.5, October 2010.
12. Ude, Aleš, et al. "Task-specific generalization of discrete and periodic dynamic movement primitives." *IEEE Transactions on Robotics* 26.5 (2010): 800-815.
13. Ijspeert, Auke Jan, et al. "Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors." *Neural computation* 25.2 (2013): 328-373.
14. Mohammad Sadeghi, Fereidoon Behnia, "Optimum window length of Savitzky-Golay filters with arbitrary order", Department of Electrical Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran.
15. R. W. Schafer, "What is a Savitzky-Golay Filter?", *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 28, no. 4, pp. 111- 117, Jul. 2011.
16. P.O. Persson, G. Strang "Smoothing by Savitzky-Golay and Legendre filters," *IMA Vol. Math. Systems Theory Biol. Comm. Comp. and Finance*, vol. 134, pp. 301-316, 2003.
17. C. Chinrungrueng, A. Suvichakorn, "Fast edge-preserving noise reduction for ultrasound images", *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, no. 3, pp.849-854, Jun. 2001.
18. I. Wrobel, K. Zietak, "On the Legendre based filters of Persson and Strang", *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 218, No.8,4216- 4233, 2011.

19. M. Halkidi, Y. Batistakis, and M. Vazirgiannis, "On clustering validation techniques," *Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 17, no. 2-3, pp. 107–145, 2001.
20. G. K. Das, H. Mannila, P. Renganatham et al., "Rule discovery from time series," in *Proceedings of the 4th International Conference of Knowledge Discovery and Data Mining*, R. Agrawal, S. E. Paul, and P. S. Gregory, Eds., pp. 16–22, AAAI Press, New York, NY, USA, 1998.
21. D. J. Berndt and J. Clifford, "Finding patterns in time series: a dynamic programming approach," in *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 229–248, AAAI/MIT Press, Cambridge, Mass, USA, 1996.
22. GAO, Shang, et al. A Hybrid Navigation and Image Processing Model with Dynamic Mobile Manipulation. In: 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE, 2019. p. 2175-2180.
23. Asfour, Tamim, et al. "Imitation learning of dual-arm manipulation tasks in humanoid robots." *International Journal of Humanoid Robotics* 5.02 (2008): 183-202.
24. C. Mandery, Ö. Terlemez, M. Do, N. Vahrenkamp και T. Asfour, "The KIT Whole-Body Human Motion Database", *Διεθνές Συνέδριο για την Προχωρημένη Ρομποτική (ICAR)*, σελ. 329 - 336, 2015
25. RILEY, Marcia; UDE, Ales; ATKESON, Christopher G. *Methods for motion generation and interaction with a humanoid robot: Case studies of dancing and catching*. Georgia Institute of Technology, 2000.
26. Karl M. Newell, David E. Vaillancourt, "Dimensional Change in Motor Learning", Department of Kinesiology, The Pennsylvania State University, 146 Recreation Building, University Park, PA 16802, USA.
27. Pastor, P., Kalakrishnan, M., Meier, F., Stulp, F., Buchli, J., Theodorou, E., & Schaal, S. (2013). From dynamic movement primitives to associative skill memories. *Robotics and Autonomous Systems*, 61(4), 351-361.

Διαδικτυακές Αναφορές

A. *<https://motion-database.humanoid.kit.edu/faq/>*

B. *https://motion-database.humanoid.kit.edu/marker_set/*