



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ Μ.Κ. & Α.Ε.

Εργαστήριο Αυτομάτου Ελέγχου

Μεταπτυχιακή Εργασία

**«Αξιολόγηση αδρανειακού αισθητήρα IMU και βελτίωση ανάδρασης
με χρήση Επεκτεταμένου Φίλτρου Κάλμαν (ΕΚΦ)»**

Τσαλίδης Παρασκευάς

Επιβλέπων Καθηγητής: Ε.Γ. Παπαδόπουλος

Αθήνα, 2012

Περίληψη

Στην εργασία αυτή γίνεται αρχικά αξιολόγηση της ποιότητας των μετρήσεων ενός αισθητήρα IMU (Inertial Measurement Unit). Ο συγκεκριμένος αισθητήρας βρίσκεται τοποθετημένος στο κέντρο μάζας ενός τετράποδου ρομπότ. Για το σκοπό της αξιολόγησης του αισθητήρα IMU χρησιμοποιείται ένα σύστημα αναγνώρισης κίνησης, Phase Space Motion Capture, το οποίο παρέχει, έχοντας μεγάλη ακρίβεια, τη δυνατότητα να συγκριθούν με αυτό, τα δεδομένα που προέρχονται από τις μετρήσεις του αισθητήρα.

Στη συνέχεια και αφού έχει αξιολογηθεί ο αισθητήρας IMU ως προς την αξιοπιστία των μετρήσεών του, γίνεται μια προσπάθεια βελτιστοποίησης αυτών, σε πραγματικό χρόνο κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου ελέγχου του ρομπότ. Για το σκοπό αυτό επιλέχθηκε να αναπτυχθεί και να προστεθεί στον αλγόριθμο ελέγχου του τετράποδου ρομπότ ένα φίλτρο Κάλμαν (και συγκεκριμένα μάλιστα ένα Extended Kalman Filter).

Τόσο για την ανάλυση, επεξεργασία και απεικόνιση των δεδομένων από τα διάφορα συστήματα που χρησιμοποιήθηκαν, όσο και για την ανάπτυξη του αλγορίθμου τού Extended Kalman Filter, έγινε χρήση του προγραμματιστικού περιβάλλοντος Matlab σε λειτουργικό σύστημα Windows. Για την απαιτούμενη υλοποίηση των εξισώσεων του συστήματος που μελετήσαμε χρησιμοποιήθηκε το περιβάλλον Simulink του Matlab.

Η αξιολόγηση του αισθητήρα IMU οδήγησε στο συμπέρασμα πως εισάγεται θόρυβος στο σύστημα κατά τη χρήση του αισθητήρα, ο οποίος όμως τελικά δεν καθιστά απαγορευτική τη χρησιμοποίηση του αισθητήρα, για το σκοπό που επιθυμούμε, καθώς υπάρχει ένας κατάλληλος τρόπος ώστε να απαλλαχθούμε από το θόρυβο αυτό.

Κατά την ανάπτυξη του αλγορίθμου EKF, κατέστη σαφές ότι αυτός από μόνος του δεν αρκούσε για επαρκή βελτίωση της εκτίμησης της εκάστοτε μετρούμενης ποσότητας. Για το λόγο αυτό έγινε προσπάθεια περαιτέρω βελτίωσης του

αλγορίθμου και τελικά εφαρμόστηκε μία μέθοδος, η οποία καταφέρνει να μας προσφέρει καλύτερη εκτίμηση της κατάστασης του συστήματος που επιθυμούμε να μελετήσουμε, στην περίπτωση μας του τετράποδου ρομπότ.

Abstract

This thesis contains an initial assessment of the quality of an IMU sensor (Inertial Measurement Unit). This particular sensor is mounted at the center of mass of a four-legged robot. For the purpose of evaluating the IMU sensor, a motion capture system, the Phase Space Motion Capture, was used. This system provides high precision so that the data derived from it, can be compared with the data collected by the IMU sensor.

After having evaluated the IMU sensor, as far as the reliability of its measurements is concerned, an attempt to optimize them is made. This optimization has to take place in real time, whilst the control algorithm of the robot is being executed. To serve this purpose, a Kalman Filter was developed and attached to the robot's control algorithm (more specifically an Extended Kalman Filter).

All of the analysis, processing and visualization of the data collected from the various systems used was done using Matlab programming environment on Windows operating system. In addition to this, the Extended Kalman Filter algorithm was developed using Matlab as well. The system equations were implemented using Simulink, so as to be easily used in Matlab environment.

The evaluation of the IMU sensor, made it clear that there is noise involved while using the sensor. However the IMU sensor can still be used for the purpose we opt for, because of the fact that there is a suitable way to get rid of the measurement noise.

While implementing the EKF algorithm, it was clear that this specific algorithm alone was not enough to make a sufficient estimate of the state. For this reason an extra improvement algorithm was attached to the EKF algorithm. This method made it possible for us to finally get an even better state estimate of the system under study, in this case the quadruped robot.

Αφιερώνεται στην οικογένειά μου.

Πρόλογος

Η παρούσα εργασία έγινε πραγματικότητα χάρη στη συμβολή των ατόμων με τα οποία συνεργάστηκα, της οικογενείας μου και των φίλων μου. Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερω τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Ευάγγελο Παπαδόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα, καθώς και τις σωστές κατευθυντήριες γραμμές σε όλη τη διάρκεια της δουλειάς έως την ολοκλήρωσή της. Ευχαριστώ επίσης ιδιαίτερα τον υποψήφιο διδάκτορα Ιωάννη Κοντολάτη για τη συνεργασία του, τη συμβολή του στην ολοκλήρωση της εργασίας μου καθώς και τις συμβουλές του. Σημαντικό μέρος της εργασίας αυτής δε θα μπορούσε να γίνει πραγματικότητα χωρίς την παρουσία του.

Ευχαριστώ επίσης την οικογένειά μου και τους φίλους μου που ήταν πάντοτε δίπλα μου και με στήριζαν όταν τους χρειαζόμουν, δείχνοντας και την απαραίτητη κατανόηση.

Ευχαριστώ τέλος και όλα τα άτομα της ομάδας από το Εργαστήριο Αυτομάτου Ελέγχου, για τη συμβολή τους στη δημιουργία ενός περιβάλλοντος ιδανικού για εργασία.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη.....	2
Abstract	4
Πρόλογος.....	6
Πίνακας περιεχομένων.....	7
Πίνακας σχημάτων	9
Πίνακας Συντμήσεων.....	12
1. Εισαγωγή.....	13
1.1. Σημασία του θέματος.....	13
1.2. Ανασκόπηση βιβλιογραφίας.....	14
1.3. Στόχος της εργασίας.....	16
1.4. Περιεχόμενα.....	16
2. Αναγνώριση προσανατολισμού στερεού σώματος.....	18
2.1. Περιγραφή προσανατολισμού στερεού σώματος.....	18
2.1.1. Γωνίες Euler (z-y-x)	21
2.1.2. Ζεύγος ισοδύναμης γωνίας-άξονα περιστροφής.....	23
2.1.3. Παράμετροι Euler	24
2.2. Περιγραφή αισθητήρα IMU	25
3. Αξιολόγηση αισθητήρα IMU	29
3.1. Το σύστημα Phase Space	29
3.1.1. Στήσιμο των καμερών του συστήματος	33
3.1.2. Βαθμονόμηση του συστήματος	38
3.2. Συγκριτικά αποτελέσματα.....	40
3.2.1. Κώδικας επεξεργασίας δεδομένων από το σύστημα Phase Space	41

3.2.2.	Αποτελέσματα επεξεργασίας δεδομένων από το σύστημα καταγραφής κίνησης Phase Space	44
3.2.3.	Σύγκριση αποτελεσμάτων	47
4.	Βελτίωση μετρήσεων αισθητήρα IMU	51
4.1.	Φίλτρο Κάλμαν	51
4.1.1.	Διάνυσμα κατάστασης	53
4.1.2.	Δυναμικό μοντέλο	53
4.1.3.	Μοντέλο παρατήρησης	54
4.1.4.	Εξισώσεις	54
4.2.	Extended Kalman Filter	55
4.2.1.	Εξισώσεις Extended Kalman Filter	56
5.	Υλοποίηση φίλτρου Κάλμαν για το τετράποδο ρομπότ	58
5.1.	Το τετράποδο ρομπότ	58
5.2.	Κώδικας Matlab για το Extended Kalman Filter του τετράποδου ρομπότ	62
6.	Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία	79
6.1.	Συμπεράσματα	79
6.2.	Μελλοντική Εργασία	80
7.	Βιβλιογραφία	82

Πίνακας σχημάτων

Σχήμα 1. Το ΣΣ1 έχει διαφορετικό προσανατολισμό ως προς το ΣΣ 2. Τα μοναδιαία τους διανύσματα έχουν σχετική γωνία.	19
Σχήμα 2. Πρώτη περιστροφή του σωματόδετου ΣΣ κατά την περιγραφή του προσανατολισμού του με γωνίες Euler z-y-x.	21
Σχήμα 3. Μετά από κάποια περιστροφή γύρω από τον άξονα k , το σωματόδετο ΣΣ βρίσκεται στη θέση {1}.	23
Σχήμα 4. Διάγραμμα λειτουργίας του αισθητήρα IMU.	27
Σχήμα 5. Ολοκληρωτής για τη λήψη των επιθυμητών μεγεθών από τα σήματα του IMU.....	27
Σχήμα 6. Ο αισθητήρας IMU του τετράποδου ρομπότ.	28
Σχήμα 7. Σχηματική απεικόνιση της λειτουργίας του συστήματος των καμερών.[1]	30
Σχήμα 8. Άποψη των φωτοδιόδων.[1]	31
Σχήμα 9. Ο ελεγκτής των φωτοδιόδων του συστήματος των καμερών.	31
Σχήμα 10. Το Base Station του συστήματος των καμερών.[1].....	32
Σχήμα 11. Ο υπολογιστής-εξυπηρετητής του συστήματος των καμερών.	33
Σχήμα 12. Άποψη του τρόπου στησίματος των καμερών, όπως αυτή φαίνεται έξω από το χώρο ενδιαφέροντος.	34
Σχήμα 13. Άποψη του τρόπου στησίματος των καμερών, όπως αυτή φαίνεται από την πλευρά του χώρου ενδιαφέροντος.....	35
Σχήμα 14. Φωτογραφία της μίας εκ των καμερών του συστήματος.[1]	36
Σχήμα 15. Επίδειξη της ημικυκλικής μορφής τοποθέτησης των καμερών.	36
Σχήμα 16. Κοντινή άποψη δύο καμερών τοποθετημένων σε τρίποδο.....	38
Σχήμα 17. Το calibration wand που χρησιμοποιείται για τη βαθμονόμηση του συστήματος.....	39
Σχήμα 18. Διάταξη στην οποία διακρίνονται τα LED (πορτοκαλί καλώδιο στο αριστερό πλευρό του διαδρόμου) που είναι τοποθετημένα κατά μήκος του κυλιόμενου διαδρόμου, έτσι ώστε να υπολογιστεί η γωνία ανάμεσα στο σύστημα	

συντεταγμένων του συστήματος των καμερών και στο σύστημα συντεταγμένων του τετράποδου ρομπότ.	40
Σχήμα 19. Το σύστημα συντεταγμένων που χρησιμοποιήθηκε κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων.	45
Σχήμα 20. Απεικόνιση μετατόπισης του κέντρου μάζας σε όλους τους άξονες.....	45
Σχήμα 21. Απεικόνιση γωνίας πρόνευσης του τετράποδου ρομπότ.	46
Σχήμα 22. Απεικόνιση γωνίας yaw του τετράποδου ρομπότ.	47
Σχήμα 23. Σύγκριση γωνίας πρόνευσης από αισθητήρα IMU και σύστημα Phase Space.	49
Σχήμα 24. Απόκλιση μέτρησης της γωνίας πρόνευσης από το σύστημα Phase Space σε σχέση με τη μέτρηση από τον αισθητήρα IMU.	49
Σχήμα 25. Λόγος μέτρησης από το IMU προς τη μέτρηση από τις κάμερες.	50
Σχήμα 26. Γράφος ροής λειτουργιών τού φίλτρου Κάλμαν.	52
Σχήμα 27. Το τετράποδο ρομπότ.[1]	60
Σχήμα 28. Γραφική αναπαράσταση του ρομπότ με παρουσίαση των διαφόρων μεγεθών που το περιγράφουν.[5]	61
Σχήμα 29. Μοντέλο Simulink-Matlab των εξισώσεων της δυναμικής του τετράποδου ρομπότ. [MAT]	64
Σχήμα 30. Ο θόρυβος που εισάγεται στη μετρούμενη ποσότητα.	69
Σχήμα 31. Απόδοση του EKF σε ακινησία του ρομπότ.....	69
Σχήμα 32. Αποτέλεσμα εφαρμογής του φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (simulation).	71
Σχήμα 33. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο one pass φίλτρο.	72
Σχήμα 34. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο ten pass φίλτρο.	72
Σχήμα 35. Αποτέλεσμα εφαρμογής του one pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).	74
Σχήμα 36. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο one pass φίλτρο (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).	74
Σχήμα 37. Αποτέλεσμα εφαρμογής του ten pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).	75

Σχήμα 38. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο ten pass φίλτρο (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).....	75
Σχήμα 39. Αποτέλεσμα εφαρμογής του one pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα γ).....	76
Σχήμα 40. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο one pass φίλτρο (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα γ).....	77
Σχήμα 41. Αποτέλεσμα εφαρμογής του ten pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα γ).....	77
Σχήμα 42. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο ten pass φίλτρο (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα γ).....	78

Πίνακας Συντμήσεων

Πίνακας Συντμήσεων	
MoCap	Motion Capture
IMU	Inertial Measurement Unit
INS	Inertial Navigation System
EKF	Extended Kalman Filter
LED	Light Emitting Diode
ΣΣ	Σύστημα Συντεταγμένων
GUI	Guided User Interface
ΕΜΠ	Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

1. Εισαγωγή

1.1. Σημασία του θέματος

Ολοένα και περισσότερο ο τομέας της ρομποτικής πραγματοποιεί άλματα προόδου. Η πρόοδος αυτή μάλιστα προϋποθέτει κατά κανόνα και περισσότερες απαιτήσεις. Σημαντικό ρόλο όσον αφορά σε ένα ρομποτικό σύστημα, διαδραματίζει πάντοτε η αναφορά στη δυνατότητά του να πραγματοποιεί τις ενέργειες για τις οποίες προορίζεται, μεταξύ άλλων, να έχει τη δυνατότητα να πλοηγείται εντελώς αυτόνομα στο χώρο. Ένα χώρο τού οποίου δεν έχει, σε ορισμένες περιπτώσεις, καμία προηγούμενη επίγνωση.

Στην περίπτωση του τετράποδου ρομπότ, αυτονομία σημαίνει δυνατότητα ελεύθερης μετατόπισης στο χώρο στον οποίο βρίσκεται το ρομπότ, χρησιμοποιώντας μόνο τους πόρους που ήδη φέρει στο σώμα του. Πρωτεύοντα ρόλο προς την επίτευξη αυτού του στόχου κατέχει η «γνώση» από την πλευρά τού ρομπότ, της εκάστοτε παραμέτρου της κίνησής του, π.χ. της μετατόπισης του κέντρου μάζας, της γωνίας πρόνευσης κ.ο.κ. Για τη λήψη των συγκεκριμένων δεδομένων κατά τη διάρκεια της κίνησης του ρομπότ χρησιμοποιείται ένας αισθητήρας IMU¹ (Inertial Measurement Unit). Λεπτομέρειες σχετικά με τη λειτουργία του προαναφερθέντος αισθητήρα παρέχονται στη συνέχεια.

Εν τούτοις είναι σημαντικό να αναφερθεί εξ αρχής το δεδομένο σφάλμα, κυρίως λόγω θορύβου, το οποίο εισάγεται σε όλα τα δεδομένα που παρέχει ο αισθητήρας στο συνολικό σύστημα του τετράποδου ρομπότ. Το σφάλμα αυτό συγκεκριμένα είναι προσθετικό, κάτι που σημαίνει ότι κατά το πέρασμα του χρόνου, όλο και περισσότερο οι μετρήσεις του αισθητήρα αποκλίνουν από την πραγματική τιμή του μετρούμενου μεγέθους.

¹ Αποτελεί το βασικότερο τμήμα του ευρύτερου Inertial Navigation System, το οποίο χρησιμοποιείται τόσο στην αεροπλοΐα όσο και στη ναυσιπλοΐα.

1.2. Ανασκόπηση βιβλιογραφίας

Για την εκπόνηση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας έγινε χρήση άντληση γνώσης από βιβλία και δημοσιεύσεις συνεδρίων του αντίστοιχου επιστημονικού ενδιαφέροντος. Ιδιαίτερη βαρύτητα δόθηκε στη βαθύτερη κατανόηση του αλγορίθμου του Kalman Filter. Το Kalman Filter² αποτελεί έναν αλγόριθμο που έχει αναπτυχθεί εδώ και αρκετά χρόνια με αποτέλεσμα να έχουν αναπτυχθεί διάφορες προσεγγίσεις και θεωρίες γύρω από αυτό.

Φυσικά έγινε επίσης σημαντική προσπάθεια για την όσο το δυνατόν καλύτερη κατανόηση του συστήματος των καμερών, το οποίο αποτέλεσε αναπόσπαστο κομμάτι της δουλειάς που πραγματοποιήθηκε. Στον τομέα αυτό συνέβαλε σε μεγάλο βαθμό τόσο η μεταπτυχιακή εργασία του Ηλία Γοναλάκη[1] όσο και το site της κατασκευάστριας εταιρείας του συστήματος των καμερών (documentation, tutorials κτλ)[19].

Επίσης η αναφορά στη μελέτη του προσανατολισμού ενός στερεού σώματος στο χώρο, έγινε με βάση τις σημειώσεις του μαθήματος «Ευφυή συστήματα ελέγχου και ρομποτική»[2], που διδάσκεται στη Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών του ΕΜΠ, καθώς και στο paper “Determination of Rigid-Body Pose from Imprecise Point Position Measurements” των Α. Τεγοπούλου και Ε. Παπαδόπουλου[16].

Σχετικά με την ανάπτυξη του Επεκτεταμένου Φίλτρου Κάλμαν μελετήθηκαν τα βιβλία: “*Applied Optimal Estimation*”, του Gelb[7], “*Stochastic Models Estimation and Control*”, του Maybeck[12], “*Fundamentals of Kalman Filtering: A Practical Approach*”, των Zarchan και Musoff[17] και “*Optimal State Estimation: H-Infinity and Nonlinear Approaches*”, του Simon[15]. Τα συγκεκριμένα συγγράμματα κάνουν μία αρχική εισαγωγή στη θεωρία της εν γένει βέλτιστης εκτίμησης κατάστασης, ενώ συνεχίζουν αναπτύσσοντας αναλυτικά τη μέθοδο του EKF που εφαρμόζεται και

² Το φίλτρο ονομάστηκε έτσι από τον Rudolf E. Kalman που το διατύπωσε το 1960. Παρόλα αυτά ένα παρόμοιο φίλτρο είχε προηγουμένως, το 1958, αναπτύξει ο Peter Swerling. Ο πρώτος που υλοποίησε ένα φίλτρο Κάλμαν είναι ο Stanley F. Schmidt.

στην παρούσα εργασία. Σημαντικές επίσης πληροφορίες σχετικά με την εφαρμογή του EKF συγκεκριμένα σε ρομπότ αντλήθηκαν από τα ακόλουθα papers και σημειώσεις μαθημάτων από πανεπιστήμια του εξωτερικού: “Correcting INS drift in terrain surface measurements” των Chemistruck, Binns, Ferris,[6], “Kalman and Extended Kalman Filters: Concept, Derivation and Properties” του Ribeiro[14], “Sensor Data Fusion for Body State Estimation in a Hexabot Robot With Dynamical Gaits” των Lin και Komsuoglu[11] και “Understanding Extended Kalman Filter” του Huang[9].

Καθώς αποφασίστηκε η ανάπτυξη των απαιτούμενων αλγορίθμων σε περιβάλλον Matlab, μελετήθηκαν ένα σύγγραμμα καθώς και μία διπλωματική εργασία που πραγματεύονται το θέμα αυτό. Συγκεκριμένα: “*Kalman Filtering: Theory and Practice Using Matlab*”, σύγγραμμα των Grewal και Andrews[8] και “Kalman Filtering Implementation with Matlab” διπλωματική εργασία του R. Kleinbauer στο πανεπιστήμιο της Στουτγκάρδης[10].

Φυσικά απαραίτητο συστατικό της εργασίας αυτής αποτελεί το τετράποδο ρομπότ. Έτσι λοιπόν αντλήθηκαν απαραίτητες πληροφορίες από τα εξής: από τη διδακτορική διατριβή του Ν. Χερουβείμ, με τίτλο «*Δυναμική και έλεγχος ρομποτικών συστημάτων με πόδια*», οι εξισώσεις κατάστασης του τετράποδου ρομπότ, από τη διδακτορική διατριβή του Π. Χατζάκου, με τίτλο «*Παραμετρική ανάλυση και συστηματικός σχεδιασμός ρομπότ με πόδια*», πληροφορίες σχετικά με τη μοντελοποίηση του φυσικού συστήματος του ρομπότ, ενώ από το paper των Α. Νικολακάκη, Ι. Κοντολάτη, Ν. Χερουβείμ, Π. Χατζάκου, Ε. Παπαδόπουλου με τίτλο, “Implementation of a quadruped robot pronking/bounding gait using a multipart controller”, πληροφορίες σχετικά με τα φυσικά μεγέθη που διέπουν το ρομπότ ως κατασκευή.

Πληροφορίες τέλος, σχετικά με τον τρόπο λειτουργίας του αισθητήρα IMU, ο οποίος είναι τοποθετημένος στο σώμα του ρομπότ ελήφθησαν από τη μεταπτυχιακή εργασία «Προσδιορισμός Προσανατολισμού Τετράποδου Οχήματος σε Τρεις Διαστάσεις και σε Πραγματικό Χρόνο», του Γ. Σακαλή[3] και από το datasheet του ιδίου του αισθητήρα[20].

1.3. Στόχος της εργασίας

Ο αντικειμενικός στόχος της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας είναι η ανάλυση, η επεξεργασία και ο προσδιορισμός της ποιότητας των μετρήσεων που λαμβάνονται από τον αισθητήρα IMU που είναι τοποθετημένος επάνω στο σώμα ενός τετράποδου ρομπότ. Στη συνέχεια και έχοντας συναίσθηση των σφαλμάτων που εισάγει ο ίδιος ο αισθητήρας στις μετρήσεις του, γίνεται μία προσπάθεια βελτίωσής τους.

Σκοπός είναι να αναπτυχθεί εν τέλει κάποιος κώδικας, ο οποίος θα έχει τη δυνατότητα να βελτιώνει τις εσφαλμένες μετρήσεις του αισθητήρα IMU, έτσι ώστε τελικά οι εκάστοτε ποσότητες να πλησιάζουν στο μέγιστο δυνατό βαθμό τις πραγματικές.

1.4. Περιεχόμενα

Μετά από τα αρχικά εισαγωγικά κεφάλαια, στο Κεφάλαιο 2 εισάγεται το πρόβλημα της αναγνώρισης του προσανατολισμού ενός στερεού σώματος, ενώ ταυτόχρονα αναλύεται η λειτουργία των αισθητήρων IMU.

Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται αρχικά το σύστημα Phase Space, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση του αισθητήρα IMU. Στη συνέχεια του κεφαλαίου παρατίθενται τα αποτελέσματα της αντιπαραβολής των μετρήσεων από το σύστημα Phase Space και από τον αισθητήρα IMU.

Στο Κεφάλαιο 4 διατυπώνεται ο τρόπος με τον οποίο πρόκειται να γίνει η προσπάθεια βελτίωσης των μετρήσεων που προκύπτουν από τον αισθητήρα IMU. Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο γίνεται η πρώτη εκτεταμένη αναφορά στο φίλτρο Κάλμαν που πρόκειται να χρησιμοποιηθεί για την επίτευξη του προαναφερθέντος σκοπού.

Στο Κεφάλαιο 5 αφού παρουσιασθεί αρχικά το ρομποτικό σύστημα, πάνω στο οποίο πρόκειται να εφαρμοσθεί το φίλτρο Κάλμαν, περιγράφεται τελικά ο τρόπος με τον οποίο αυτό αναπτύχθηκε, καθώς και τα αποτελέσματα που προέκυψαν.

Στο Κεφάλαιο 6 έχοντας πλέον φέρει σε πέρας το σκοπό της εργασίας αυτής, εξάγονται τα κύρια συμπεράσματα και προτείνονται θέματα για μελλοντική προέκτασή της.

2. Αναγνώριση προσανατολισμού στερεού σώματος

Στην κινηματική εν γένει, η μελέτη της κίνησης ενός στερεού σώματος περιλαμβάνει τρία βασικά στοιχεία:[16]

- ανάλυση της μετατόπισης
- ανάλυση της ταχύτητας
- ανάλυση της επιτάχυνσης

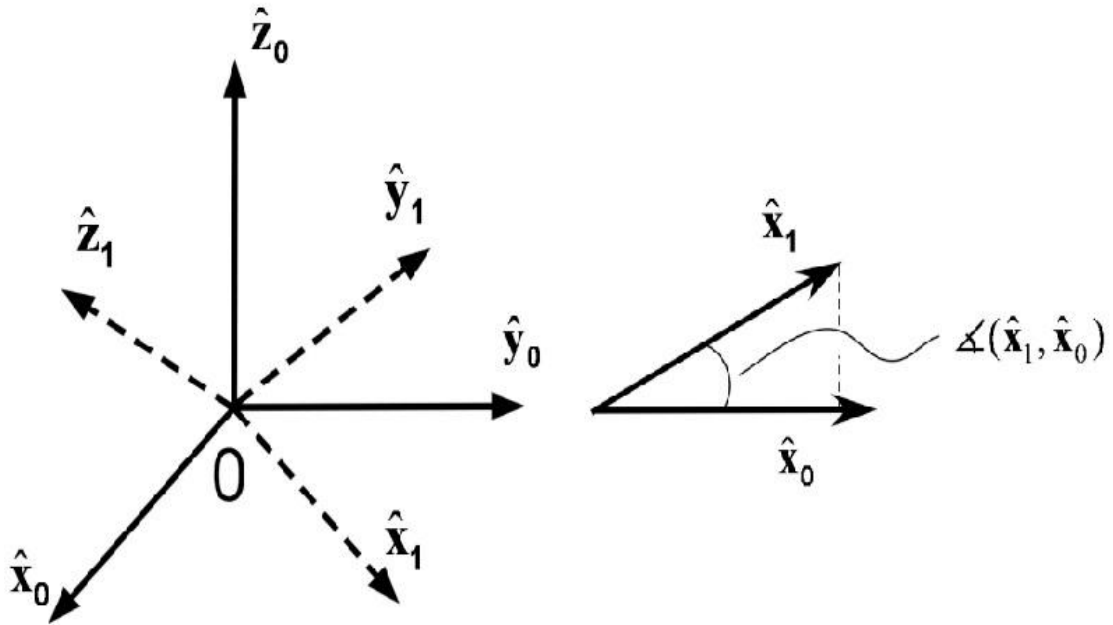
Το συγκεκριμένο θέμα αποτελεί ένα βασικό και αναπόσπαστο κομμάτι της κλασικής μηχανικής, το οποίο επιστρέφει στο προσκήνιο κυρίως λόγω της σύγχρονης τεχνολογικής προόδου.

Ακολουθεί μία σύντομη περιγραφή σχετικά με τον προσδιορισμό του προσανατολισμού ενός στερεού σώματος, η οποία βασίζεται στις σημειώσεις του μαθήματος «Ευφυή συστήματα ελέγχου και ρομποτική» που διδάσκεται στη Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών του ΕΜΠ.

2.1. Περιγραφή προσανατολισμού στερεού σώματος

Για να περιγράψουμε τον προσανατολισμό ενός σώματος: [2]

- Προσαρτούμε ένα σωματόδετο ΣΣ σε αυτό.
- Δίνουμε μια περιγραφή του σωματόδετου ΣΣ ως προς το σύστημα συντεταγμένων.



Σχήμα 1. Το ΣΣ1 έχει διαφορετικό προσανατολισμό ως προς το ΣΣ 2. Τα μοναδιαία τους διανύσματα έχουν σχετική γωνία.

Για να περιγράψουμε τον προσανατολισμό του μοναδιαίου \hat{x}_1 ως προς το ΣΣ{0}, το προβάλλουμε στα μοναδιαία $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{z}_0)$ του ΣΣ{0}. Με αυτό τον τρόπο παίρνουμε τις τρεις συντεταγμένες του μοναδιαίου διανύσματος \hat{x}_1 ως προς το ΣΣ{0} και σχηματίζουμε το διάνυσμα στήλης ${}^0\hat{x}_1$. Επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία με τα υπόλοιπα δύο μοναδιαία διανύσματα του ΣΣ{1}. Το αποτέλεσμα είναι τρεις στήλες κατά τον εξής τρόπο:

$${}^0\hat{x}_1 = \begin{pmatrix} \hat{x}_1^T \hat{x}_0 \\ \hat{x}_1^T \hat{y}_0 \\ \hat{x}_1^T \hat{z}_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\hat{x}_1, \hat{x}_0) \\ \cos(\hat{x}_1, \hat{y}_0) \\ \cos(\hat{x}_1, \hat{z}_0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{11} \\ r_{21} \\ r_{31} \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

$${}^0\hat{y}_1 = \begin{pmatrix} \hat{y}_1^T \hat{x}_0 \\ \hat{y}_1^T \hat{y}_0 \\ \hat{y}_1^T \hat{z}_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\hat{y}_1, \hat{x}_0) \\ \cos(\hat{y}_1, \hat{y}_0) \\ \cos(\hat{y}_1, \hat{z}_0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{12} \\ r_{22} \\ r_{32} \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

$${}^0\hat{z}_1 = \begin{pmatrix} \hat{z}_1^T \hat{x}_0 \\ \hat{z}_1^T \hat{y}_0 \\ \hat{z}_1^T \hat{z}_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\hat{z}_1, \hat{x}_0) \\ \cos(\hat{z}_1, \hat{y}_0) \\ \cos(\hat{z}_1, \hat{z}_0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{13} \\ r_{23} \\ r_{33} \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

- Το σύνολο $\{{}^0\hat{x}_1, {}^0\hat{y}_1, {}^0\hat{z}_1\}$ περιγράφει τον προσανατολισμό του σώματος με το σωματόδετο $\Sigma\Sigma\{1\}$.
- Τα τρία αυτά μοναδιαία διανύσματα, σχηματίζουν έναν (3x3) πίνακα περιστροφής:

$${}^0R_1 = [{}^0\hat{x}_1 \ {}^0\hat{y}_1 \ {}^0\hat{z}_1] = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι για να περιγράψουμε τον προσανατολισμό ενός $\Sigma\Sigma$ ή ενός σώματος. Οι κυριότεροι είναι:

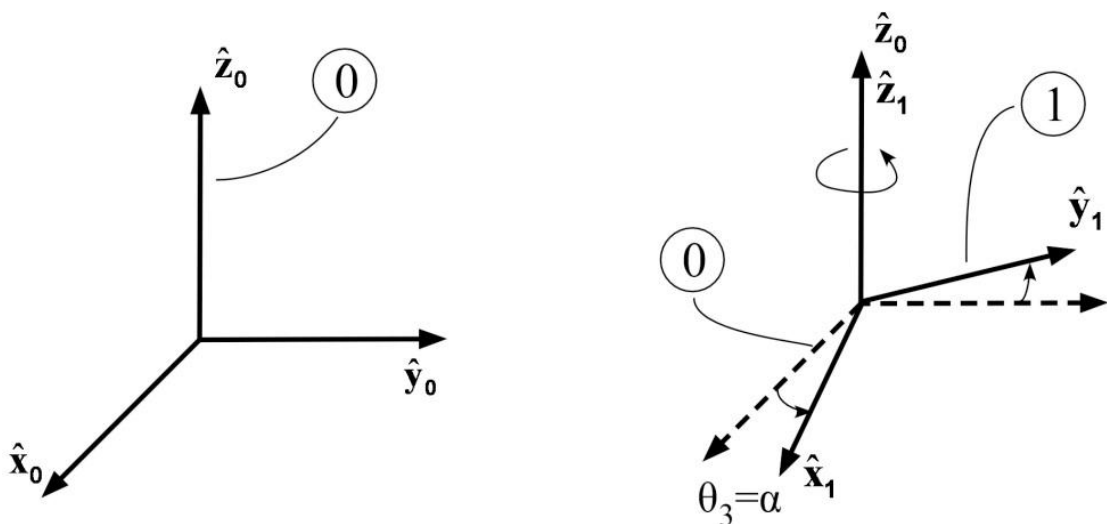
- **Με συνημίτονα κατεύθυνσης.** Απαιτούνται εννέα αριθμοί. Από αυτούς μόνο τρεις είναι ανεξάρτητοι.
- **Με γωνίες Euler.** Απαιτούνται τρεις αριθμοί, οι οποίοι αντιστοιχούν στις γωνίες τριών διαδοχικών στοιχειωδών περιστροφών γύρω από άξονες του (τρέχοντος) σωματόδετου $\Sigma\Sigma$. Οι τρεις γωνίες συμβολίζονται ως $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ ή (γ, β, α) .
- **Από ζεύγος ισοδύναμης γωνίας-άξονα.** Απαιτούνται τέσσερις αριθμοί. Οι τρεις αντιστοιχούν στο μοναδιαίο διάνυσμα του άξονα περιστροφής, $\hat{k} = [k_x, k_y, k_z]^T$ και ο τέταρτος στη γωνία περιστροφής γύρω από τον άξονα αυτό, θ .
- **Από παραμέτρους Euler.** Απαιτούνται τέσσερις αριθμοί, οι οποίοι συνήθως όμως δεν έχουν καθαρή φυσική ερμηνεία. Κατανοούνται έμμεσα, με τη βοήθεια της προηγούμενης περιγραφής.

$$\varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \end{pmatrix} = \hat{k} \sin\left(\frac{\theta}{2}\right), \quad \varepsilon_4 = \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad (2.5)$$

2.1.1. Γωνίες Euler (z-y-x)

Οι γωνίες Euler ορίζονται ως οι γωνίες περιστροφής ενός σώματος γύρω από διαδοχικούς χωρόδεδετους άξονές του. Ανάλογα με τη διαδοχή περιστροφών και την επιλογή αξόνων περιστροφής, μπορούμε να έχουμε δώδεκα τριάδες γωνιών Euler. Από αυτές μελετούμε εδώ τη διαδοχή περιστροφών z-y-x, που είναι γνωστές ως roll-pitch-yaw.

Όπως φαίνεται στο σχήμα που ακολουθεί, η πρώτη περιστροφή γίνεται γύρω από τον άξονα $\hat{z}_0 = \hat{z}_1$. Η δεύτερη περιστροφή γίνεται γύρω από τον άξονα y του σωματόδετου ΣΣ, δηλαδή γύρω από το $\hat{y}_1 = \hat{y}_2$. Η τρίτη περιστροφή γίνεται γύρω από τον άξονα x του σωματόδετου ΣΣ, δηλαδή γύρω από τον \hat{x}_2 .



Σχήμα 2. Πρώτη περιστροφή του σωματόδετου ΣΣ κατά την περιγραφή του προσανατολισμού του με γωνίες Euler z-y-x.

Επομένως η τελική θέση του σωματόδετου ΣΣ προκύπτει από:

- Περιστροφή του $\Sigma\{0\}$ κατά $R_{z_0}(\theta_3)$ έτσι ώστε να πάρουμε τελικά το $\Sigma\{1\}$.
- Περιστροφή του $\Sigma\{1\}$ κατά $R_{y_1}(\theta_2)$ έτσι ώστε να πάρουμε τελικά το $\Sigma\{2\}$.
- Περιστροφή του $\Sigma\{2\}$ κατά $R_{x_2}(\theta_1)$ έτσι ώστε να πάρουμε τελικά το $\Sigma\{3\}$.

Ένα διάνυσμα στο τελικό $\Sigma\{3\}$ φαίνεται από το $\Sigma\{0\}$ ως:

$${}^0 p = {}^0 R_1 R_2 R_3 p = R_{z_0}(\theta_3) R_{y_1}(\theta_2) R_{x_2}(\theta_1) p = {}^0 R_3 p \quad (2.9)$$

$${}^0 R_3(\theta_1, \theta_2, \theta_3) = \begin{pmatrix} c_3 & -s_3 & 0 \\ s_3 & c_3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_2 & 0 & s_2 \\ 0 & 1 & 0 \\ -s_2 & 0 & c_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & s_2 \\ 0 & c_1 & -s_1 \\ 1 & s_1 & c_1 \end{pmatrix} \Rightarrow \quad (2.10)$$

$${}^0 R_3(\theta_1, \theta_2, \theta_3) = \begin{pmatrix} c_3 c_2 & -s_3 c_1 + c_3 s_2 s_1 & s_1 s_3 + c_1 s_2 c_3 \\ s_3 c_2 & c_3 c_1 + s_3 s_2 s_1 & -s_1 c_3 + c_1 s_2 s_3 \\ -s_2 & c_2 s_1 & c_1 c_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Ο παραπάνω πίνακας παρέχει τη σχέση μεταξύ των συνημιτόνων κατεύθυνσης r_{ij} και των γωνιών Euler $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$. Αν τα $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ είναι γνωστά, τότε τα συνημίτονα κατεύθυνσης r_{ij} υπολογίζονται εύκολα ως εξής:

$$\begin{aligned} r_{11} &= c_3 c_2 \\ r_{12} &= -s_3 c_1 + c_3 s_2 s_1 \\ &\dots \end{aligned} \quad (2.12)$$

Αν τα συνημίτονα κατεύθυνσης r_{ij} είναι γνωστά, τότε οι γωνίες Euler υπολογίζονται με αντίστροφη κινηματική. Πραγματικά παρατηρούμε ότι ισχύει το εξής:

$$r_{11}^2 + r_{21}^2 = c_2^2 \quad (2.13)$$

Υποθέτοντας ότι:

$$c_2 > 0 \Leftrightarrow \theta_2 \in \left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right) \quad (2.14)$$

και με χρήση της συνάρτησης $\theta = A \tan 2(\sin \theta, \cos \theta)$, προκύπτει ότι

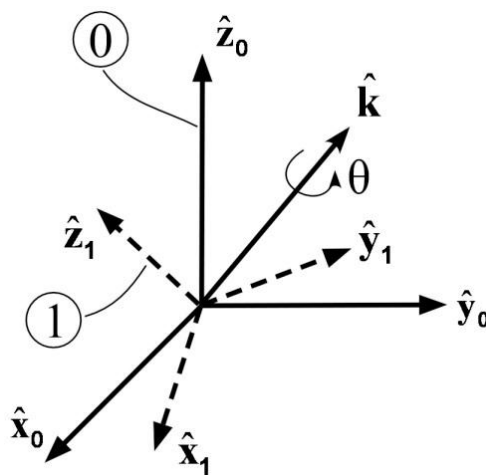
$$\theta_2 = A \tan 2(-r_{31}, \sqrt{r_{11}^2 + r_{21}^2}) \quad (2.15)$$

$$\theta_3 = A \tan 2\left(\frac{r_{21}}{c_2}, \frac{r_{11}}{c_2}\right) \quad (2.16)$$

$$\theta_1 = A \tan 2\left(\frac{r_{31}}{c_2}, \frac{r_{33}}{c_2}\right) \quad (2.17)$$

2.1.2. Ζεύγος ισοδύναμης γωνίας-άξονα περιστροφής

Στην περίπτωση αυτή, η νέα θέση {1} του σωματόδετου ΣΣ προκύπτει από μία περιστροφή του ΣΣ{0} κατά γωνία θ γύρω από κάποιο άξονα $\hat{k} = [k_x, k_y, k_z]^T$.



Σχήμα 3. Μετά από κάποια περιστροφή γύρω από τον άξονα \hat{k} , το σωματόδετο ΣΣ βρίσκεται στη θέση {1}.

Εάν γνωρίζουμε τη γωνία και τον άξονα περιστροφής, τότε ο πίνακας περιστροφής δίδεται από την εξίσωση:

$${}^0R_1 = R_k(\theta) = I_3 \cos \theta + \hat{k}\hat{k}^T (1 - \cos \theta) + \hat{k}^x \sin \theta \quad (2.18)$$

Όπου I_3 είναι ο μοναδιαίος πίνακας 3x3:

$$\hat{k} = [k_x, k_y, k_z]^T \quad (2.19)$$

και όπου:

$$\hat{k}^x = \begin{pmatrix} 0 & -k_z & k_y \\ k_z & 0 & k_x \\ -k_y & k_x & 0 \end{pmatrix} \quad (2.20)$$

Εδώ θα πρέπει να σημειωθεί ότι το μέτρο του μοναδιαίου διανύσματος κατά τον άξονα περιστροφής θα πρέπει πάντοτε να είναι ίσο με ένα:

$$k_x^2 + k_y^2 + k_z^2 = 1 \quad (2.21)$$

2.1.3. Παράμετροι Euler

Αυτές ορίζονται από ένα διάνυσμα $\boldsymbol{\varepsilon}$ και μια παράμετρο ε_4 :

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \end{pmatrix} = \hat{k} \sin\left(\frac{\theta}{2}\right), \quad \varepsilon_4 = \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad (2.22)$$

Εάν είναι γνωστές οι παράμετροι Euler, τότε ο πίνακας περιστροφής δίδεται από την εξίσωση:

$$R_\varepsilon = (2\varepsilon_4 - 1)I_3 + 2\varepsilon_4 \boldsymbol{\varepsilon}^x + 2\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T \quad (2.23)$$

Το διάνυσμα στήλης $[\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4]^T$ λέγεται μοναδιαίο quaternion (unit quaternion). Τα $(\boldsymbol{\varepsilon}, \varepsilon_4)$, λέγονται και τετραγωνικές αναλλοίωτες (quadratic

invariants). Όπως και στην προηγούμενη περίπτωση, έτσι και εδώ υπάρχει ένας περιορισμός μεταξύ των παραμέτρων Euler ο οποίος είναι ο εξής:

$$\varepsilon_1^2 + \varepsilon_2^2 + \varepsilon_3^2 + \varepsilon_4^2 = 1 \quad (2.24)$$

Αν δίδεται ο πίνακας περιστροφής R, τότε οι παράμετροι υπολογίζονται ως εξής:

$$\varepsilon_4 = \frac{1}{2}(1 + r_{11} + r_{22} + r_{33})^{1/2}, \quad 0 \leq \theta \leq \pi \quad (2.25)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \frac{1}{4\varepsilon_4} \begin{pmatrix} r_{32} - r_{23} \\ r_{13} - r_{31} \\ r_{21} - r_{12} \end{pmatrix} \quad (2.26)$$

Αν $\varepsilon_4=0$, τότε

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \hat{k} \quad (2.27)$$

ή ακριβέστερα έχουμε $\pm \hat{k}$. Αυτή η περιγραφή χρησιμοποιείται στην υπολογιστική δυναμική διότι παρουσιάζει τα λιγότερα προβλήματα (ιδιομορφίες).

2.2. Περιγραφή αισθητήρα IMU

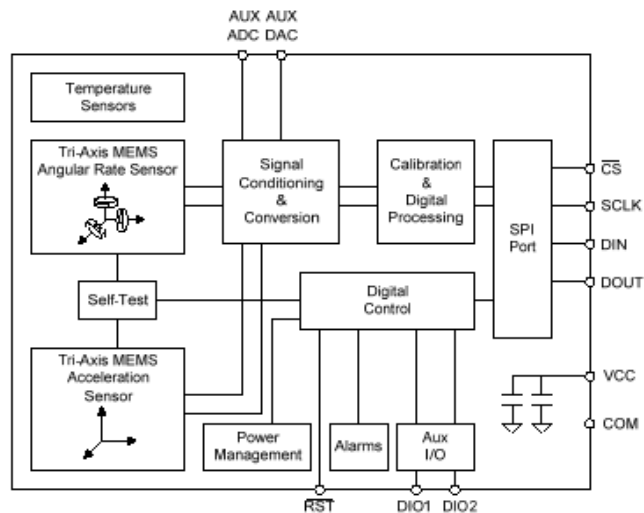
Ο αισθητήρας IMU (Inertial Measurement Unit) είναι μία ηλεκτρονική συσκευή, η οποία έχει τη δυνατότητα αναφοράς της ταχύτητας, του προσανατολισμού, των βαρυτικών δυνάμεων, των γραμμικών επιταχύνσεων και των γωνιακών ταχυτήτων που προσδιορίζουν το σώμα στο οποίο είναι τοποθετημένη. Για την επίτευξη του σκοπού αυτού χρησιμοποιεί έναν συνδυασμό από γυροσκόπια και επιταχυνσιόμετρα. Τέτοιοι αισθητήρες χρησιμοποιούνται σε αεροσκάφη, διαστημόπλοια, δορυφόρους, πυραύλους κτλ.

Η λειτουργία ενός αισθητήρα IMU βασίζεται στον υπολογισμό της επιτάχυνσης σε κάθε άξονα, ο οποίος γίνεται με τη χρήση των επιταχυνσιόμετρων και την ανίχνευση των αλλαγών στον προσανατολισμό στο χώρο (γωνίες roll, pitch, yaw) με τη χρήση των γυροσκοπίων. Τα επιταχυνσιόμετρα (και ομοίως τα γυροσκόπια) τοποθετούνται έτσι ώστε οι άξονες μέτρησής τους να είναι μεταξύ τους ορθογώνιοι (κάθετοι). Τα γυροσκόπια μετρούν το ρυθμό περιστροφής σε σχέση με ένα, τυχαία επιλεγμένο, ορθοκανονικό σύστημα αναφοράς.

Σημαντικό μειονέκτημα της διαδικασίας χρήσης των αισθητήρων IMU είναι το γεγονός ότι κατά κανόνα εισάγεται συσσωρευμένο σφάλμα στις τιμές που προκύπτουν κατόπιν των ολοκληρώσεων που πραγματοποιούνται έτσι ώστε ο χρήστης να λάβει τελικά τα επιθυμητά μεγέθη. Αυτό οδηγεί σε συνεχώς αυξανόμενη απόκλιση της μετρούμενης ποσότητας από την πραγματική (drift).

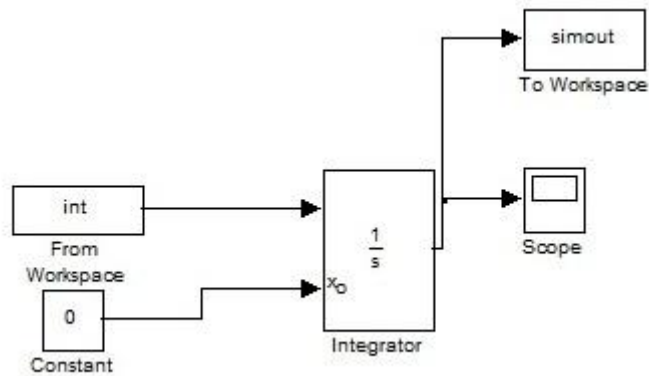
Στη δική μας περίπτωση πρόκειται για τον αισθητήρα ADIS 16354. Ο συγκεκριμένος αισθητήρας ενσωματώνει τρία γυροσκόπια και τρία επιταχυνσιόμετρα, σχηματίζοντας έτσι τους βασικούς 6 βαθμούς ελευθερίας. Τα επιταχυνσιόμετρα είναι προσανατολισμένα κατά μήκος του άξονα περιστροφής καθενός εκ των γυροσκοπίων. Το σήμα εξόδου κάθε αισθητήρα δειγματοληπτείται χρησιμοποιώντας έναν ADC και στη συνέχεια τα ψηφιακά δεδομένα εισάγονται σε ένα κύκλωμα ψηφιακής επεξεργασίας. Το κύκλωμα αυτό εφαρμόζει τους πίνακες διόρθωσης στην έξοδο κάθε αισθητήρα και διαχειρίζεται τη συνάρτηση εισόδου/εξόδου.

Καθώς ο αισθητήρας επιστρέφει γραμμικές επιταχύνσεις και γωνιακές ταχύτητες είναι απαραίτητο να εφαρμόσουμε ολοκληρώσεις για να λάβουμε τα δεδομένα που χρειαζόμαστε σε κάθε περίπτωση. Συγκεκριμένα απαιτείται μία ολοκλήρωση για τη μετάβαση από επιτάχυνση σε ταχύτητα και μία ολοκλήρωση για τη μετάβαση από ταχύτητα σε μετατόπιση.



Σχήμα 4. Διάγραμμα λειτουργίας του αισθητήρα IMU.

Στο σχήμα που παρατίθεται στη συνέχεια απεικονίζεται ένας ολοκληρωτής που αναπτύχθηκε σε Simulink. Ο συγκεκριμένος ολοκληρωτής δέχεται τα δεδομένα της γωνιακής ταχύτητας και τα μετατρέπει σε γωνία.



Σχήμα 5. Ολοκληρωτής για τη λήψη των επιθυμητών μεγεθών από τα σήματα του IMU.

Τα βασικότερα χαρακτηριστικά του αισθητήρα είναι τα εξής: [20]

- τρία γυροσκόπια (ένα για κάθε άξονα) με ψηφιακή ρύθμιση εύρους στις $\pm 75 \text{ deg/s}$, $\pm 150 \text{ deg/s}$, $\pm 300 \text{ deg/s}$ και ανάλυση 14-bit

- τρία επιταχυνσιόμετρα (ένα για κάθε άξονα) με εύρος $\pm 1,7$ g και ανάλυση 14-bit
- bandwidth 350 Hz
- θερμοκρασίες λειτουργίας -40 έως +85 °C
- ψηφιακή δειγματοληψία
- τάση λειτουργίας +4,75 έως 5,25 V



Σχήμα 6. Ο αισθητήρας IMU του τετράποδου ρομπότ.

3. Αξιολόγηση αισθητήρα IMU

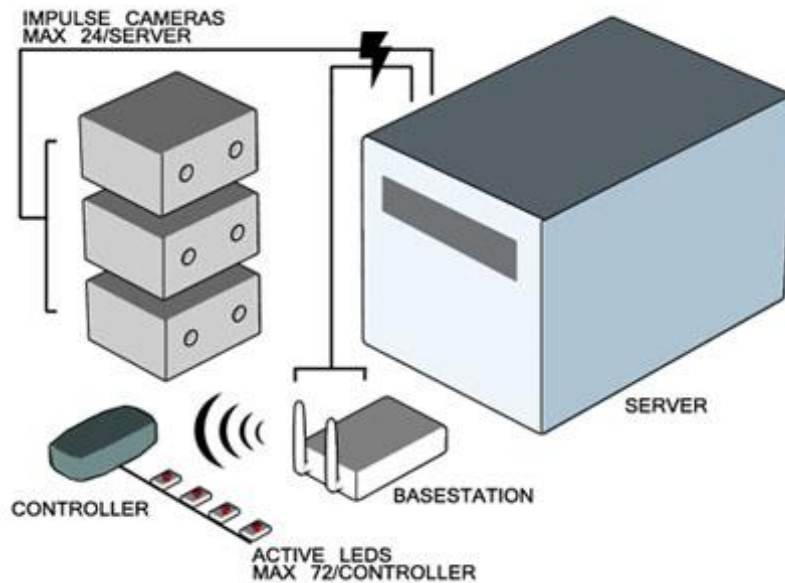
Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, αρχικός σκοπός της δουλειάς που πραγματοποιήθηκε για τη συγκεκριμένη εργασία ήταν η αξιολόγηση της ποιότητας των μετρήσεων που λαμβάνονται από τον αισθητήρα IMU, τον οποίο φέρει στο σώμα του το τετράποδο ρομπότ. Για το σκοπό αυτό έγινε χρήση ενός συστήματος καταγραφής κίνησης (MoCap).

3.1. Το σύστημα Phase Space

Για την αξιολόγηση της ποιότητας των μετρήσεων που προκύπτουν από τη χρήση του αισθητήρα IMU, χρησιμοποιήθηκε το οπτικό σύστημα καταγραφής κίνησης της Phase Space.

Το συγκεκριμένο σύστημα είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο σύστημα καταγραφής κίνησης και χρησιμοποιείται για διάφορους σκοπούς. Ενδεικτικά μπορούμε να αναφέρουμε τη χρήση του συστήματος με σκοπό τη μεταφορά αυτούσιας της κίνησης ενός φυσικού αντικειμένου (π.χ. ακόμη και ενός ανθρώπου) σε μορφή γραφικών που απεικονίζονται τελικά σε υπολογιστή.

Σημαντικό στοιχείο του συστήματος αποτελεί το γεγονός ότι θα μπορούσε να χαρακτηριστεί σχετικά εύκολο στη χρήση, κυρίως όσον αφορά στις προαπαιτούμενες γνώσεις, από την πλευρά του χρήστη, ώστε να καταστεί δυνατή η σωστή λειτουργία του. Εκτός αυτού μάλιστα του γεγονότος το σύστημα συνοδεύεται από εξαιρετικά αναλυτικούς οδηγούς, οι οποίοι μπορούν να καθοδηγήσουν τον ενδιαφερόμενο χρήστη στη δυνατότητα πλήρους αξιοποίησής του.



Σχήμα 7. Σχηματική απεικόνιση της λειτουργίας του συστήματος των καμερών.[1]

Το σύστημα Phase Space αποτελείται από έναν αριθμό καμερών, στην περίπτωση μας χρησιμοποιήθηκαν 6, οι οποίες έχουν τη δυνατότητα να αναγνωρίζουν κατά μοναδικό τρόπο και με μεγάλη ακρίβεια, 0,5mm, συγκεκριμένους ενεργούς δείκτες LED (η διαφοροποίησή τους γίνεται από τη διαφορετική συχνότητα στην οποία εκπέμπει ο καθένας).

Τα LEDs αυτά τροφοδοτούνται από PWM σήματα ώστε να αναβοσβήνουν κατά μοναδικό τρόπο το κάθε ένα και έτσι να αναγνωρίζεται η ταυτότητα τους από το σύστημα κάθε χρονική στιγμή. Οι δείκτες ακτινοβολούν στο ορατό φάσμα – κόκκινο φως έντονης φωτεινότητας. Κάθε δείκτης αποτελείται από ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα που αποτελείται από μια φωτοδίοδο και ένα μικροεπεξεργαστή (micro processor) που ρυθμίζει την συχνότητα και το πλάτος του σήματος τροφοδοσίας.



Σχήμα 8. Άποψη των φωτοδιόδων.[1]

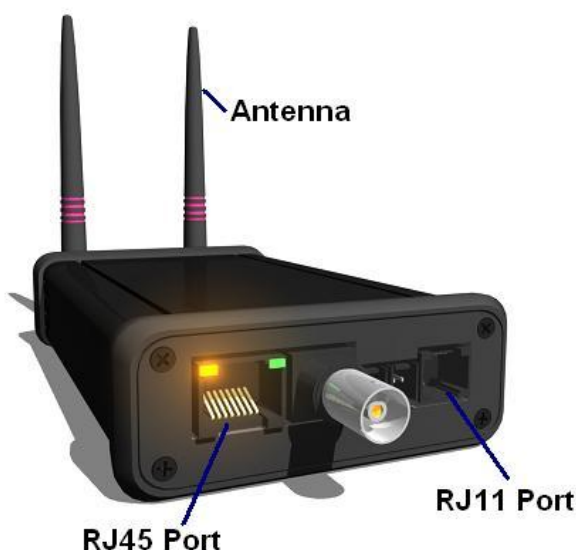
Οι φωτοδιόδοι τροφοδοτούνται από έναν ελεγκτή (controller), ο οποίος επικοινωνεί με τον εξυπηρετητή (server) του συστήματος μέσω WiFi, έτσι ώστε να επιστρέφονται στον εξυπηρετητή οι απαραίτητες πληροφορίες για τον προσδιορισμό της θέσης των δεικτών.



Σχήμα 9. Ο ελεγκτής των φωτοδιόδων του συστήματος των καμερών.

Το σύστημα συνδέεται μέσω καλωδίου Ethernet με το Base Station και μέσω αυτού τελικά με έναν υπολογιστή-εξυπηρετητή στον οποίο γίνεται η περαιτέρω επεξεργασία των δεδομένων. Επίσης δίδεται στο χρήστη η δυνατότητα μέσω αυτού

του υπολογιστή να παρακολουθεί τις διάφορες λειτουργίες του συστήματος των καμερών μέσα από διάφορα GUI που είναι διαθέσιμα.



Σχήμα 10. Το Base Station του συστήματος των καμερών.[1]

Στη συνέχεια αναφέρονται περιληπτικά οι απαιτούμενες ενέργειες για το στήσιμο και την ορθή χρήση του συστήματος καταγραφής κίνησης Phase Space. Το στήσιμο και η ορθή χρήση του συστήματος των καμερών είναι δύο παράμετροι που πρέπει να λαμβάνονται πολύ σοβαρά υπόψη κατά την προσπάθεια σωστής λειτουργίας του συστήματος. Όχι μόνο είναι απαραίτητες για την αξιοποίηση του ίδιου του συστήματος, αλλά επηρεάζουν και σε μεγάλο βαθμό την ποιότητα της λειτουργίας του. Ένα λάθος στήσιμο των καμερών ή μία λανθασμένη βαθμονόμησή του οδηγούν σε εξαιρετικά προβληματική απόδοση του συστήματος και συνεπώς σε αδυναμία αξιοποίησης όσων αυτό προσφέρει. Συγκεκριμένα κατά τη διάρκεια διεξαγωγής των πειραμάτων υπήρξε περίπτωση κατά την οποία δεν είχε πραγματοποιηθεί σωστή βαθμονόμηση του συστήματος. Το σφάλμα τότε είχε αγγίξει τα 30cm, ενώ το σύστημα των καμερών παρέχει ονομαστική ακρίβεια των μετρήσεών του, της τάξεως των 0,5mm. Για περισσότερες πληροφορίες ο

ενδιαφερόμενος μπορεί να ανατρέξει στη Μεταπτυχιακή Εργασία του Ηλία Γοναλάκη. [1]



Σχήμα 11. Ο υπολογιστής-εξυπηρετητής του συστήματος των καμερών.

3.1.1. Στήσιμο των καμερών του συστήματος

Οι κάμερες του συστήματος Phase Space είναι το μέσο με το οποίο γίνεται η καταγραφή της εκάστοτε κίνησης στο χώρο που αυτές καλύπτουν. Σύμφωνα με τις οδηγίες του κατασκευαστή, οι κάμερες πρέπει να τοποθετούνται σε απόσταση 1-6 m από το σημείο ενδιαφέροντος. Μετά από τη διεξαγωγή διαφόρων πειραμάτων διαπιστώθηκε ότι η απόσταση στην οποία το σύστημα είχε τη βέλτιστη απόδοση ήταν στα 2,3 m από το χώρο ενδιαφέροντος. Ως χώρος ενδιαφέροντος χαρακτηρίζεται ο χώρος στον οποίο συμβαίνει το μεγαλύτερο κομμάτι των κινήσεων που επιθυμούμε να καταγράψουμε με το σύστημα.



Σχήμα 12. Άποψη του τρόπου στησίματος των καμερών, όπως αυτή φαίνεται έξω από το χώρο ενδιαφέροντος.

Για μεγαλύτερη ακρίβεια, η απόσταση τοποθέτησης μετρούνταν με τη χρήση μιας μετρητικής συσκευής απόστασης με laser, που εξυπηρετούσε αυτόν ακριβώς το σκοπό. Τα κυριότερα πειράματα πραγματοποιήθηκαν επάνω στον κυλιόμενο διάδρομο που διαθέτει το εργαστήριο. Για να μετρηθεί η απόσταση των καμερών από το χώρο στον οποίο επρόκειτο να κινηθεί το ρομπότ, δηλαδή στο μέσο περίπου του διαδρόμου, τοποθετούνταν μία λεία επιφάνεια κάθετα στο οριζόντιο επίπεδο του διαδρόμου. Επάνω στη συγκεκριμένη επιφάνεια γινόταν η πρόσπτωση της δέσμης laser και έτσι μετρούνταν η επιθυμητή απόσταση.



Σχήμα 13. Άποψη του τρόπου στησίματος των καμερών, όπως αυτή φαίνεται από την πλευρά του χώρου ενδιαφέροντος.

Δε δόθηκε τυχαία τόσο μεγάλη βαρύτητα όσον αφορά στην ακρίβεια μέτρησης της απόστασης των καμερών από το χώρο ενδιαφέροντος. Μέσα από τη διεξαγωγή πειραμάτων διαπιστώθηκε ότι η απόσταση αυτή επηρεάζει σε σημαντικό βαθμό τα εξαγόμενα αποτελέσματα. Η απόκλιση μερικών εκατοστών από την ιδανική απόσταση, ακόμα και μίας μόνο κάμερας, διαπιστώθηκε ότι οδηγούσε σε εξαγωγή εσφαλμένων αποτελεσμάτων κατά τη διεξαγωγή πειραμάτων με το τετράποδο ρομπότ.

Το γεγονός αυτό είναι φυσιολογικό αν αναλογιστεί κανείς κάτι που έχει αναφερθεί προηγουμένως. Ότι δηλαδή ο προσδιορισμός της θέσης του κάθε δείκτη δε γίνεται από μία μόνο κάμερα αλλά από τουλάχιστον 3 (στην ιδανική περίπτωση σύμφωνα με τον κατασκευαστή από 4).



Σχήμα 14. Φωτογραφία της μίας εκ των καμερών του συστήματος.[1]

Οι κάμερες ήταν τοποθετημένες περιμετρικά του χώρου ενδιαφέροντος, σχηματίζοντας ένα ημικύκλιο στο πλάι του διαδρόμου και στηριγμένες επάνω σε τρίποδες. Οι εν λόγω τρίποδες εξασφάλιζαν το γεγονός ότι οι κάμερες ήταν τοποθετημένες στο ίδιο ύψος, γεγονός που διαπιστώθηκε πως ήταν σημαντικό για τη βέλτιστη απόδοση του συστήματος.



Σχήμα 15. Επίδειξη της ημικυκλικής μορφής τοποθέτησης των καμερών.

Έχουν γίνει διάφορες προσεγγίσεις από χρήστες του συστήματος όσον αφορά συγκεκριμένα στο ύψος των καμερών κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων. Υπάρχουν διαφορετικές απόψεις σχετικά με τον τρόπο τοποθέτησης των καμερών αναφορικά με το ύψος τους.

Ερευνητές από διάφορα πανεπιστήμια του κόσμου προτείνουν ξεχωριστούς τρόπους όσον αφορά στην τοποθέτηση των καμερών στο χώρο. Κατά κύριο λόγο οι τρόποι αυτοί διαφέρουν μεταξύ τους στο ύψος που έχει η κάθε κάμερα που χρησιμοποιείται σε σχέση με τις υπόλοιπες.

Για παράδειγμα, τοποθέτηση των καμερών με κλιμακωτά αυξανόμενο ύψος μεταξύ τους, τοποθέτηση των καμερών εναλλάξ ψηλότερα και χαμηλότερα η μία σε σχέση με την άλλη, καθώς και τοποθέτηση όλων των καμερών στο ίδιο ύψος. Έγινε δοκιμή και αξιολόγηση όλων των πιθανών και προτεινόμενων τεχνικών τοποθέτησης των καμερών καθ' ύψος.

Τελικά διαπιστώθηκε ότι η διάταξη που προσφέρει την καλύτερη κάλυψη του χώρου ενδιαφέροντος και συνεπώς την εξαγωγή ποιοτικότερων αποτελεσμάτων είναι αυτή με όλες τις κάμερες να είναι στραμμένες προς το χώρο ενδιαφέροντος έχοντας το ίδιο ύψος. Το πλεονέκτημα αυτής της τοποθέτησης ήταν εξαιρετικά μεγάλο καθώς η διαφορά σε σχέση με τις άλλες άγγιζε τιμές έως και υποδεκαπλάσιου σφάλματος μέτρησης σε απόλυτες τιμές.

Συγκεκριμένα ο τρόπος στησίματος που επιλέχθηκε, έδωσε στο σύστημα τη δυνατότητα να αγγίζει την ονομαστική τιμή ακρίβειας στις μετρήσεις (δηλαδή ακρίβεια 0,5mm). Αντίθετα στις δοκιμές που έγιναν με τους δύο άλλους τρόπους στησίματος το σφάλμα άγγιξε σε ορισμένες περιπτώσεις ακόμα και την τιμή των 5mm (δέκα φορές μεγαλύτερη από την ονομαστική).



Σχήμα 16. Κοντινή άποψη δύο καμερών τοποθετημένων σε τρίποδο.

3.1.2. Βαθμονόμηση του συστήματος

Πολύ σημαντικό ρόλο στη βέλτιστη απόδοση του συστήματος των καμερών διαδραματίζει η ορθή και τακτική βαθμονόμηση (calibration). Συγκεκριμένα κρίνεται απαραίτητο να γίνεται βαθμονόμηση του συστήματος κάθε 3-4 ώρες χρησιμοποιήσής του.

Ταυτόχρονα πρέπει να δίδεται μεγάλη βαρύτητα στην ορθότητα της βαθμονόμησης. Καταρχάς θα πρέπει να δοθεί προσοχή στο γεγονός ότι πρέπει ανά πάσα στιγμή ο εκάστοτε δείκτης LED που χρησιμοποιείται για την καταγραφή της κίνησης, να αναγνωρίζεται τουλάχιστον από 3 κάμερες (4 για βέλτιστη απόδοση). Η βαθμονόμηση του συστήματος των καμερών πραγματοποιείται με τη χρήση της ράβδου βαθμονόμησης (calibration wand), που απεικονίζεται στην παρακάτω φωτογραφία και η οποία περιλαμβάνει 8 δείκτες LED διαφορετικής συχνότητας. Για να επιτευχθεί η βαθμονόμηση πρέπει ο χρήστης κάνοντας χρήση της ράβδου

βαθμονόμησης, να τη μετακινήσει στο χώρο ενδιαφέροντος και να καλύψει με τις κινήσεις του τουλάχιστον το 80% αυτού του χώρου.



Σχήμα 17. Το calibration wand που χρησιμοποιείται για τη βαθμονόμηση του συστήματος.

Μετά το πέρας της απαραίτητης για τη λειτουργία του συστήματος, βαθμονόμησης, πραγματοποιούνται μία μέτρηση με τη χρήση δεικτών LED έτσι ώστε να καταστεί γνωστή η γωνία ανάμεσα στο σύστημα συντεταγμένων του συστήματος των καμερών και στο σύστημα συντεταγμένων του τετράποδου ρομπότ.

Η διαδικασία αυτή ισχύει στην περίπτωσή μας γιατί με το σύστημα των καμερών μελετήθηκε η κίνηση του ρομπότ σε ένα επίπεδο και συγκεκριμένα σε αυτό που είναι κάθετο στην επιφάνεια του κυλιόμενου διαδρόμου. Φυσικά στη γενική περίπτωση οι γωνίες που πρέπει να υπολογιστούν για τη μετάβαση από το σύστημα συντεταγμένων των καμερών, σε αυτό του ρομπότ, είναι τρεις.



Σχήμα 18. Διάταξη στην οποία διακρίνονται τα LED (πορτοκαλί καλώδιο στο αριστερό πλευρό του διαδρόμου) που είναι τοποθετημένα κατά μήκος του κυλιόμενου διαδρόμου, έτσι ώστε να υπολογιστεί η γωνία ανάμεσα στο σύστημα συντεταγμένων του συστήματος των καμερών και στο σύστημα συντεταγμένων του τετράποδο ρομπότ.

Η παραπάνω διαδικασία είναι απαραίτητη και γίνεται μία φορά μετά από κάθε βαθμονόμηση. Με τον τρόπο αυτό αποφεύγουμε την ανάγκη αλλαγής συστήματος συντεταγμένων μετά από κάθε πείραμα έτσι ώστε να γίνει αναγωγή του συστήματος συντεταγμένων των καμερών στο αντίστοιχο που χρησιμοποιείται από το τετράποδο ρομπότ.

3.2. Συγκριτικά αποτελέσματα

Για τις ανάγκες της αξιολόγησης του αισθητήρα IMU αναπτύχθηκε κώδικας σε περιβάλλον Matlab. Ο συγκεκριμένος κώδικας έχει ως σκοπό την επεξεργασία των δεδομένων που λαμβάνονται κατά τη διάρκεια ενός πειράματος από το σύστημα της Phase Space, έτσι ώστε να λαμβάνουν μορφή που καθιστά δυνατή την

παρατήρησή τους. Ταυτόχρονα κατασκευάζονται τα διαγράμματα που προκύπτουν από τα δεδομένα που έχουν συλλεχθεί από το IMU κατά τη διεξαγωγή του ίδιου πειράματος. Εν τέλει καθίσταται δυνατή η οπτική και ποσοτική σύγκριση των παρατηρούμενων μεγεθών.

3.2.1. Κώδικας επεξεργασίας δεδομένων από το σύστημα Phase Space

Στη συνέχεια παρατίθεται ο παραπάνω αναφερόμενος κώδικας. Αρχικά γίνεται η εισαγωγή του απαραίτητου αρχείου, το οποίο περιέχει τα προς επεξεργασία δεδομένα. Το αρχείο αυτό λαμβάνεται σε μορφή “.txt” από τον κώδικα καταγραφής των μετρήσεων του συστήματος των καμερών και χρησιμοποιείται ως έχει. Στη συνέχεια αρχικοποιούνται οι διάφορες μεταβλητές και πίνακες που πρόκειται να χρησιμοποιηθούν κατόπιν. Στο σημείο αυτό κρίνεται σημαντικό να σημειωθεί ότι είναι άκρως απαραίτητη η προσαρμογή του κώδικα επεξεργασίας των δεδομένων στα στοιχεία του εκάστοτε πειράματος. Ειδικότερα πρέπει να ληφθεί υπόψη η χρονική διάρκεια του πειράματος καθώς επηρεάζει τις διαστάσεις των διαφόρων πινάκων. Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, το σύστημα συντεταγμένων που χρησιμοποιεί το σύστημα του τετράποδου ρομπότ είναι διαφορετικό από το σύστημα συντεταγμένων των καμερών. Για το λόγο αυτό είναι σημαντικό να υπολογισθούν εξ αρχής οι παράμετροι αλλαγής συστήματος συντεταγμένων. Έτσι θα δοθεί η δυνατότητα στον κώδικα να πραγματοποιήσει την, απαραίτητη για τη διεξαγωγή της σύγκρισης των αποτελεσμάτων από το σύστημα των καμερών με αυτά από τον αισθητήρα IMU, αλλαγή συστήματος συντεταγμένων.

Σε περίπτωση μη πραγματοποίησης της προαναφερθείσας αλλαγής συστήματος συντεταγμένων, θα ήταν δύσκολη η εξαγωγή συμπερασμάτων με ακρίβεια, όσον αφορά στη σύγκριση των αποτελεσμάτων που επιθυμούμε, ανάμεσα στον αισθητήρα IMU και στον σύστημα των καμερών.

```
cod=input('Input new coordinates center point, X axis:');  
filename=input('Input the filename:', 's');  
fid=fopen(filename, 'r');  
A =zeros(4998,1);
```


Κατασκευάζονται διαγράμματα των μετατοπίσεων σε όλους τους άξονες, της γωνίας πρόνευσης και της γωνίας yaw. Ειδικά η γωνία πρόνευσης διαδραματίζει εξαιρετικά σημαντικό ρόλο στην όλη κίνηση και λειτουργία του ρομπότ καθώς αποτελεί βασική μεταβλητή ελέγχου από την οποία επηρεάζονται και όλες οι παράμετροι που διέπουν την κίνηση του τετράποδου ρομπότ στο χώρο κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων.

```
%kataskevi ton apaitoumenon diagrammaton
hold
plot(data(:,1),data(:,71),'r')
plot(data(:,1),data(:,72),'g')
plot(data(:,1),data(:,11),'b')
title ('Centre of Mass Coordinates Plot')
plot_1=legend ('X axis', 'Z axis', 'Y axis');
set(plot_1,'Location','EastOutside')
xlabel ('Time(s)')
ylabel ('Distance(mm)')
grid
figure
plot(data(:,1),data(:,68))
title('Pitch Angle Plot');
xlabel ('Time(s)')
ylabel ('Pitch Angle(deg)')
grid
figure
plot(data(:,1),data(:,70))
title('Yaw Angle Plot');
xlabel ('Time(s)')
ylabel ('Yaw Angle(deg)')
grid
figure
plot(data(:,71),data(:,11))
title('Centre of Mass movement x-y');
xlabel ('X axis(mm)')
ylabel ('Y axis(mm)')
grid
figure
hold
plot(data(:,1),data(:,68),'g')
plot(data(:,1),data(:,11),'b')
title ('Y axis and Pitch angle plot')
plot_2=legend ('Pitch', 'Y axis');
set(plot_2,'Location','EastOutside')
xlabel ('Time(s)')
```

```
ylabel ('Distance (mm) /Angle (deg) ' )  
grid
```

3.2.2. Αποτελέσματα επεξεργασίας δεδομένων από το σύστημα καταγραφής κίνησης Phase Space

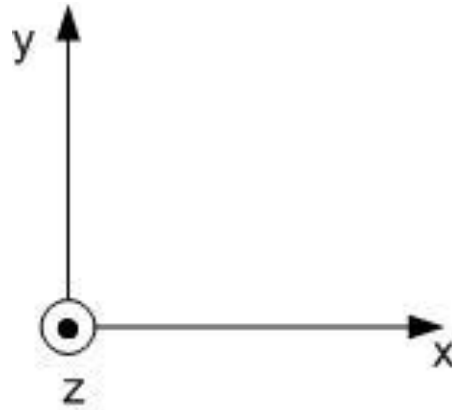
Πριν γίνει οποιαδήποτε σύγκριση ανάμεσα στις μετρήσεις του αισθητήρα IMU και σε αυτές από το σύστημα Phase Space, θα γίνει μία παράθεση μόνο των αποτελεσμάτων συστήματος MoCap, που προέκυψαν από ένα τυχαίο πείραμα με το τετράποδο ρομπότ, το οποίο βέβαια περιελάμβανε ικανοποιητικό αριθμό διασκελισμών (gaits).

Στο συγκεκριμένο πείραμα, από το οποίο προέρχονται τα διαγράμματα που ακολουθούν, το ρομπότ κατάφερε να πραγματοποιήσει τέσσερις αναπηδήσεις. Στο πρώτο διάγραμμα απεικονίζεται η κίνηση που καταγράφηκε όσον αφορά στο κέντρο μάζας του ρομπότ σε κάθε άξονα. Με πράσινο χρώμα απεικονίζεται η μετατόπιση στον άξονα z, με κόκκινο χρώμα η μετατόπιση στον άξονα x, ενώ τέλος με μπλε χρώμα η μετατόπιση του κέντρου μάζας στον άξονα y.

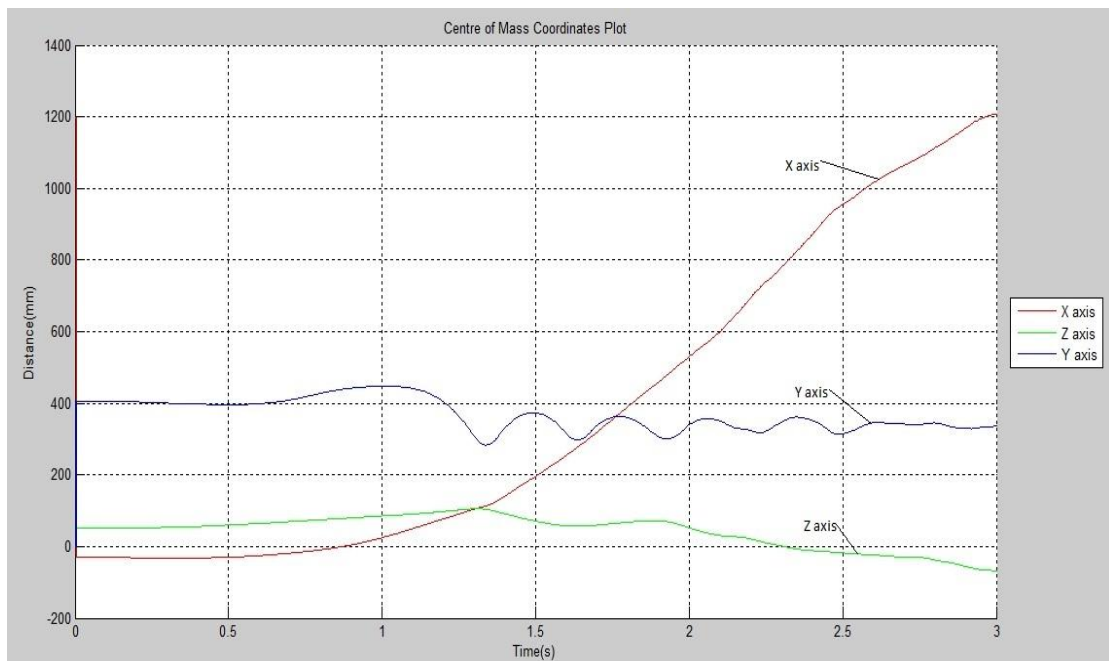
Ως σύστημα συντεταγμένων του τετράποδου ρομπότ έχει οριστεί εξ αρχής ένα ορθοκανονικό σύστημα συντεταγμένων στο οποίο κατακόρυφος άξονας είναι ο y. Η σύμβαση αυτή συμβάλει στο να είναι πιο εύκολη η μελέτη ενός πειράματος όταν μας ενδιαφέρει μόνο το επίπεδο που είναι κάθετο στο επίπεδο επάνω στο οποίο πραγματοποιείται η κίνηση του ρομπότ.

Στο σύστημα συντεταγμένων, συνεπώς, που χρησιμοποιήθηκε κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων, ως κατακόρυφος άξονας θεωρήθηκε ο y (όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα). Για το λόγο αυτό οι αναπηδήσεις που πραγματοποιεί το ρομπότ στο εκάστοτε πείραμα απεικονίζονται ως μετατόπιση στον εν λόγω άξονα. Λόγω αυτού του γεγονότος μπορεί κανείς πολύ εύκολα να διακρίνει, μέσα από ένα διάγραμμα που απεικονίζει τις μετατοπίσεις του κέντρου μάζας του ρομπότ, τον αριθμό των αναπηδήσεων που αυτό έχει πραγματοποιήσει

σε κάποιο συγκεκριμένο πείραμα. Οι αναπηδήσεις εμφανίζονται σε ένα τέτοιο διάγραμμα ως μία χαρακτηριστική μορφή εν είδη κύματος.



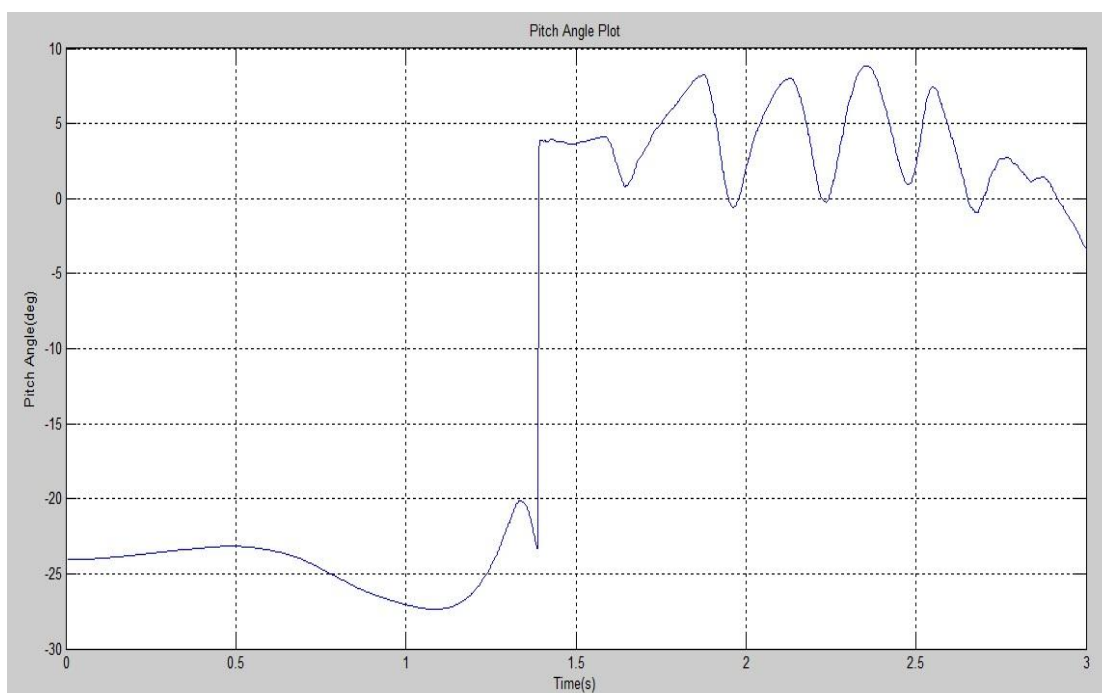
Σχήμα 19. Το σύστημα συντεταγμένων που χρησιμοποιήθηκε κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων.



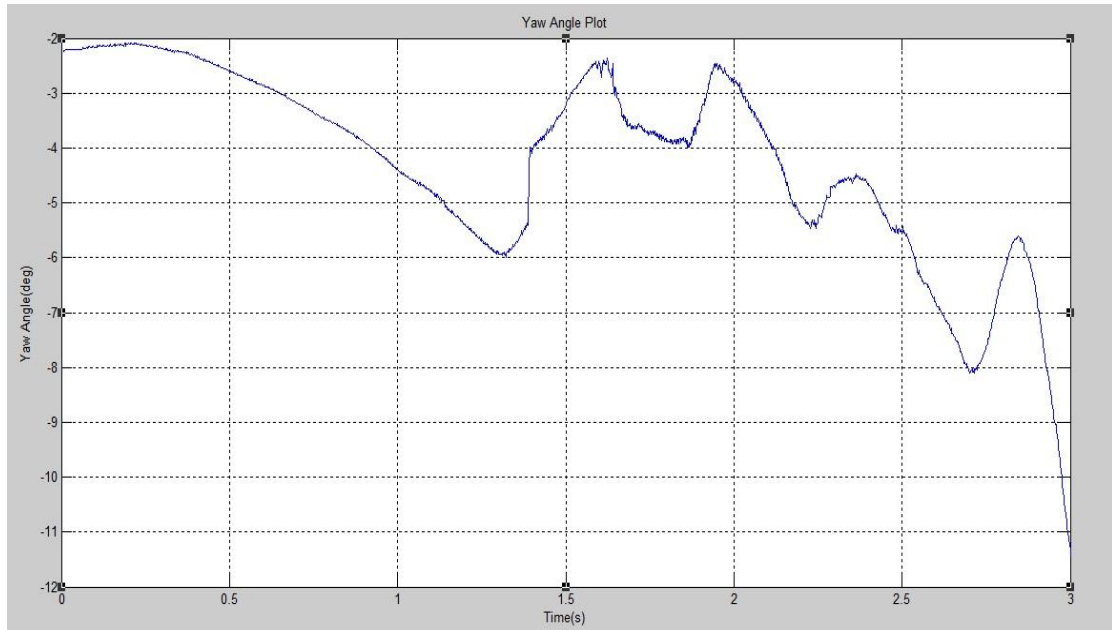
Σχήμα 20. Απεικόνιση μετατόπισης του κέντρου μάζας σε όλους τους άξονες.

Μετά την αλλαγή συστήματος συντεταγμένων, έτσι ώστε να ταυτιστεί το ΣΣ του ρομπότ με το ΣΣ των καμερών, διακρίνεται το κέντρο μάζας να εκκινεί από την τιμή μηδέν όσον αφορά στους άξονες x και z (συμπεριλαμβανομένου και του αντίστοιχου σφάλματος μέτρησης). Επιπροσθέτως αναφορικά με τον άξονα y, το πείραμα φαίνεται πως ξεκινά από το ύψος των 400mm. Αυτό οφείλεται στον τρόπο εκκίνησης του ρομπότ για τη διεξαγωγή του εκάστοτε πειράματος.

Συγκεκριμένα για να γίνει η έναρξη της κίνησης του τετράποδου ρομπότ, αυτό χρειάζεται την παροχή ενέργειας. Αυτή παρέχεται από το χρήστη που διεξάγει το πείραμα, καθώς αφήνει το ρομπότ να προσγειωθεί από ύψος 40 περίπου εκατοστών (απόσταση του κέντρου μάζας από το έδαφος). Με τον τρόπο αυτό δίδεται στο ρομπότ η δυνατότητα εκκίνησης κατά τη διεξαγωγή κάποιου πειράματος.



Σχήμα 21. Απεικόνιση γωνίας πρόνευσης του τετράποδου ρομπότ.



Σχήμα 22. Απεικόνιση γωνίας yaw του τετράποδου ρομπότ.

3.2.3. Σύγκριση αποτελεσμάτων

Στη συνέχεια παρατίθενται διαγράμματα, τα οποία απεικονίζουν σε αντιπαραβολή τα αποτελέσματα των μετρήσεων, σε κοινά πειράματα, τόσο από το σύστημα Phase Space, όσο και από τον αισθητήρα IMU, καθώς και την τελική διαφορά που προκύπτει όσον αφορά στη μέτρηση της γωνίας πρόνευσης από καθένα από τα δύο συστήματα.

Κατά τη διάρκεια διεξαγωγής των πειραμάτων, το ρομπότ είχε ετεροχρονισμένη εκκίνηση σε σχέση με το σύστημα των καμερών. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να υπάρχει μία χρονική μετατόπιση (time shift) στα αντίστοιχα διαγράμματα των αποτελεσμάτων που προέκυψαν. Για το λόγο αυτό και για μεγαλύτερη ακρίβεια, κατά την οπτική κυρίως απεικόνιση, παρουσιάζονται τα διαγράμματα των αποτελεσμάτων σε διαφορετικά ορθοκανονικά συστήματα αξόνων. Για να υπάρχει όμως και μία αίσθηση της διαφοράς ανάμεσα στις μετρήσεις των δύο συστημάτων γίνεται και μία παράθεση αντίστοιχων διαγραμμάτων.

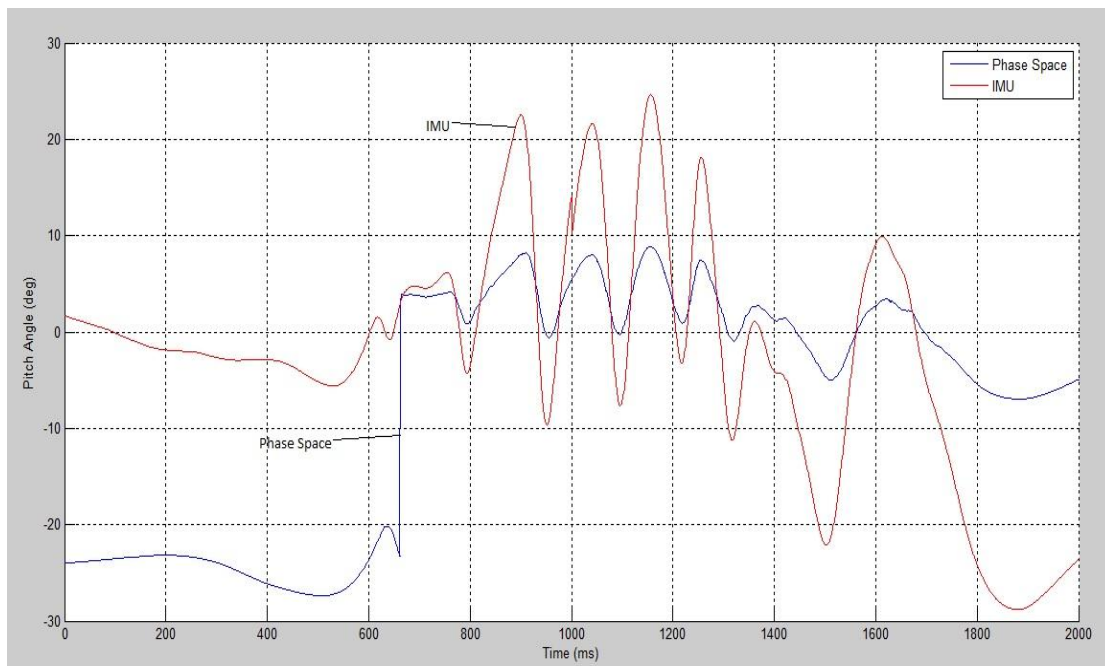
Τα διαγράμματα έχουν πραγματοποιηθεί σε περιβάλλον Matlab χρησιμοποιώντας μετρήσεις από διάφορα πειράματα που έγιναν στο εργαστήριο και συγκεκριμένα επάνω στον κυλιόμενο διάδρομο και με μηδενική κλίση του διαδρόμου.

Η γωνία πρόνευσης είναι πρωτίστης σημασίας για την κίνηση του τετράποδου ρομπότ εν γένει. Από αυτήν εξαρτώνται οι τιμές που λαμβάνουν οι διάφορες παράμετροι που διέπουν την κίνηση του ρομπότ έτσι ώστε αυτό να έχει τη δυνατότητα εκτέλεσης των διαφόρων πειραμάτων που περιλαμβάνουν συγκεκριμένες κινήσεις από αυτό. Λόγω λοιπόν της τόσο μεγάλης σημασίας για την κίνηση του ρομπότ δίδεται τόσο μεγάλη βαρύτητα καθώς και τόσο μεγάλη προσοχή στη μελέτη της γωνίας πρόνευσης και στη γνώση αυτή με όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ακρίβεια.

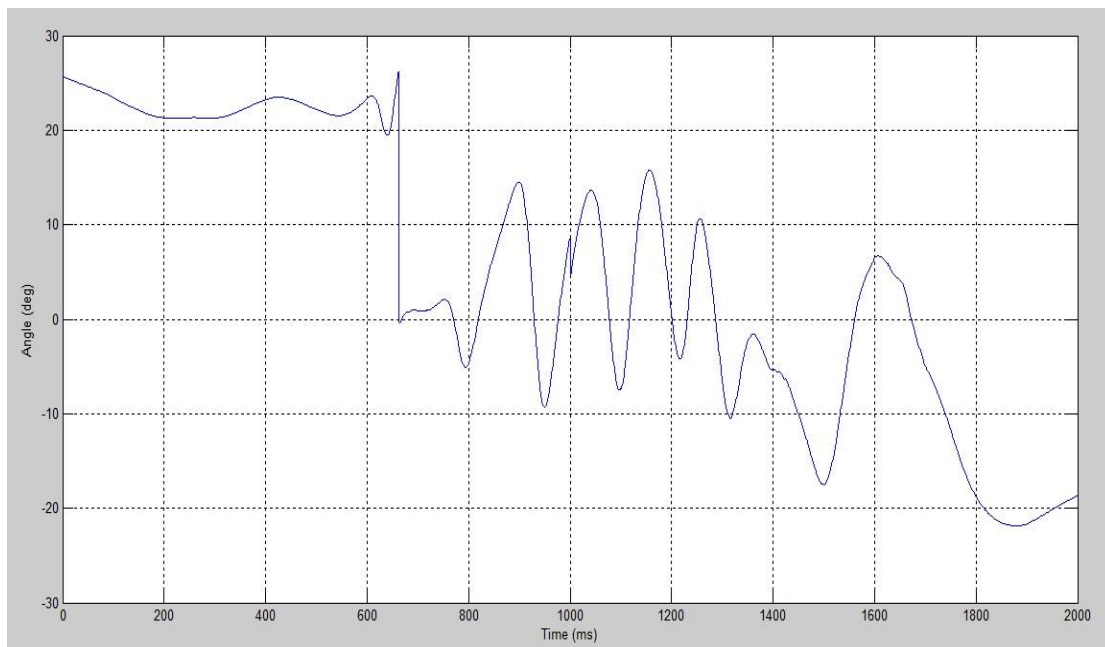
Στο πείραμα από το οποίο προέρχονται τα παρακάτω διαγράμματα, το ρομπότ πραγματοποίησε τέσσερις αναπηδήσεις πριν φτάσει στο τέλος η κίνησή του λόγω απώλειας ισορροπίας. Οι αναπηδήσεις διακρίνονται ξεκάθαρα στο κοινό διάγραμμα και για τα δύο συστήματα. Το πρώτο διάγραμμα απεικονίζει μία αντιπαραβολή της γωνίας πρόνευσης (pitch angle) του σώματος του ρομπότ, κατά τη διάρκεια του πειράματος όπως αυτή επιστρέφεται από καθένα από τα δύο συστήματα. απεικονίζουν τη γωνία πρόνευσης (pitch angle) του σώματος του ρομπότ κατά τη διάρκεια του πειράματος. Εν συνεχεία, το σχ. 24 απεικονίζει τη διαφορά που προκύπτει για τη μέτρηση της γωνίας πρόνευσης από το κάθε σύστημα.

Παρατηρείται ότι η τιμή της γωνίας πρόνευσης έτσι όπως προκύπτει από τον αισθητήρα IMU, έχει τρεις περίπου φορές μεγαλύτερη τιμή σε σχέση με την αντίστοιχη τιμή που προκύπτει από την καταγραφή του ίδιου πειράματος με το σύστημα καμερών Phase Space. Συγκεκριμένα ο λόγος ανάμεσα στα δύο σήματα έχει τιμή που κυμαίνεται κοντά στο 2.67, χωρίς να παρουσιάζει κάποια συγκεκριμένη μονοτονία. Η διαφορά αυτή οφείλεται εκ φύσεως στο θόρυβο που εισάγεται στις μετρήσεις λόγω των ολοκληρώσεων που πραγματοποιούμε,

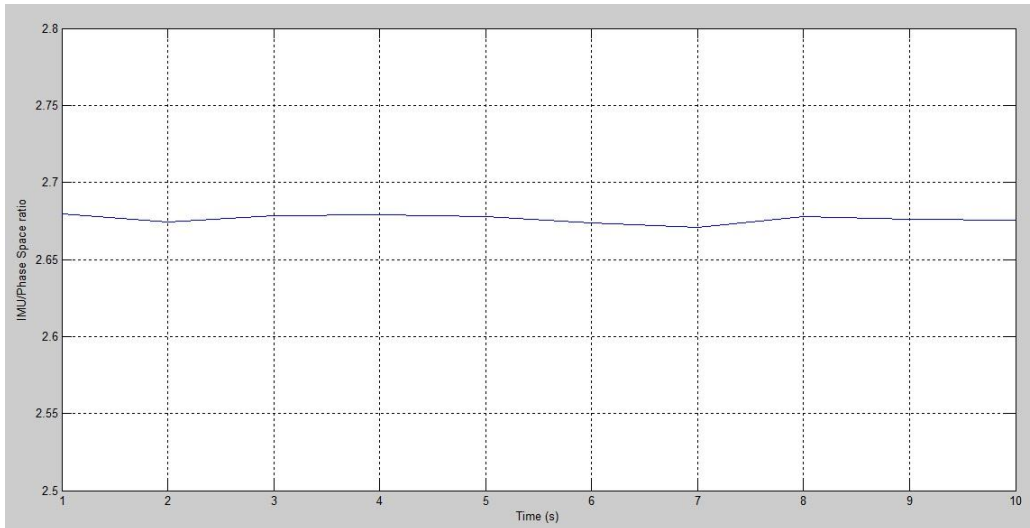
αναγκαστικά, στα σήματα του αισθητήρα για να λάβουμε τα μεγέθη που μας ενδιαφέρουν.



Σχήμα 23. Σύγκριση γωνίας πρόνευσης από αισθητήρα IMU και σύστημα Phase Space.



Σχήμα 24. Απόκλιση μέτρησης της γωνίας πρόνευσης από το σύστημα Phase Space σε σχέση με τη μέτρηση από τον αισθητήρα IMU.



Σχήμα 25. Λόγος μέτρησης από το IMU προς τη μέτρηση από τις κάμερες.

4. Βελτίωση μετρήσεων αισθητήρα IMU

Έχοντας ως δεδομένο πλέον, όπως προκύπτει από τη σύγκριση των τιμών που λαμβάνουμε από τον αισθητήρα IMU, με αυτές από το σύστημα Phase Space, το γεγονός ότι οι μετρήσεις του αισθητήρα IMU περιλαμβάνουν θόρυβο και είναι βέβαιο ότι πρόκειται να επηρεάζουν αρνητικά την όλη λειτουργία του ρομπότ, κρίνεται απαραίτητο να βελτιωθούν στο μεγαλύτερο δυνατό βαθμό απομακρύνοντας τον εν λόγω θόρυβο.

Για την επίτευξη του σκοπού αυτού πρόκειται να υλοποιηθεί ο αλγόριθμος ενός φίλτρου, το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως από το 1960 για τη βελτίωση της πλοήγησης στερεών σωμάτων (π.χ. οχημάτων) στο χώρο. Ο εν λόγω αλγόριθμος ονομάζεται φίλτρο Κάλμαν.

4.1. Φίλτρο Κάλμαν

Το φίλτρο Κάλμαν (Kalman Filter) είναι ένα επαναληπτικό φίλτρο πρόβλεψης, το οποίο βασίζεται σε τεχνικές των εξισώσεων κατάστασης και σε επαναληπτικούς αλγορίθμους. Εκτιμά την κατάσταση ενός δυναμικού συστήματος, χρησιμοποιώντας τιμές που λαμβάνονται από αισθητήρες και περιλαμβάνουν κάποιο θόρυβο, απαλλάσσοντάς τις από το θόρυβο αυτό χρησιμοποιώντας τη μέθοδο προσέγγισης ελαχίστων τετραγώνων. Η εκτίμηση συγκρίνεται με τη μετρούμενη τιμή και η μεταξύ τους διαφορά είναι γνωστή ως Κέρδος Κάλμαν (Kalman Gain), το οποίο στη συνέχεια επιστρέφεται στο μοντέλο για περαιτέρω βελτίωση των επόμενων εκτιμήσεων. Μάλιστα κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου δημιουργείται ένας πίνακας συμμεταβλητότητας για τις εκτιμήσεις, ο οποίος αποτελεί μέχρι αξιολόγησης της αβεβαιότητας κάθε εκτίμησης. Εν γένει το EKF χρησιμοποιεί τελικά τις εκτιμήσεις που παρουσιάζουν μικρότερη αβεβαιότητα. Η μέθοδος αυτή οδηγεί

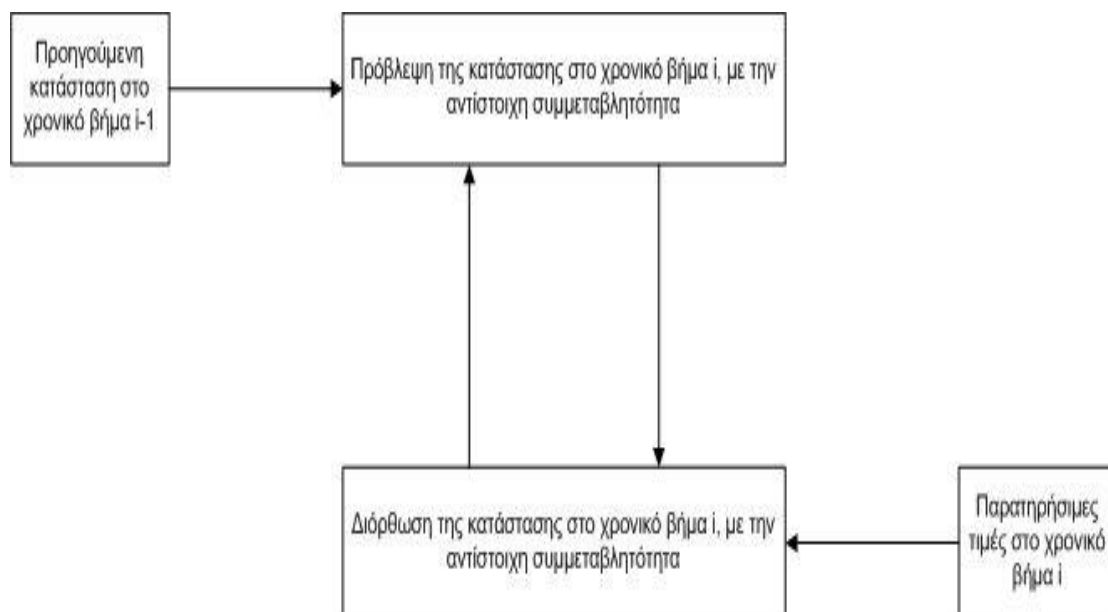
σε εκτιμήσεις που τείνουν εν γένει να είναι πιο κοντά στις πραγματικές, αλλά άγνωστες, τιμές.

Συνοπτικά το φίλτρο Κάλμαν απαρτίζεται από τα παρακάτω δύο βήματα:

- την πρόβλεψη
- τη διόρθωση

Στο πρώτο βήμα πραγματοποιείται πρόβλεψη της κατάστασης με βάση το δυναμικό μοντέλο του συστήματος. Στο δεύτερο βήμα η κατάσταση διορθώνεται χρησιμοποιώντας το μοντέλο παρατήρησης, έτσι ώστε η συμμεταβλητότητα (covariance) του σφάλματος της εκτίμησης να μειώνεται στο ελάχιστο. Από αυτή την άποψη θα μπορούσε να θεωρηθεί ότι το φίλτρο Κάλμαν πραγματοποιεί μία ιδεατή εκτίμηση της πραγματικής κατάστασης του συστήματος.

Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε χρονικό βήμα, έχοντας ως αρχική τιμή, αυτή του προηγούμενου χρονικού βήματος.



Σχήμα 26. Γράφος ροής λειτουργιών τού φίλτρου Κάλμαν.

Τα βασικά στοιχεία ενός φίλτρου Κάλμαν είναι: το διάνυσμα κατάστασης, το δυναμικό μοντέλο και το μοντέλο παρατήρησης. Περισσότερες λεπτομέρειες

σχετικά με αυτά αναφέρονται παρακάτω. Στην περίπτωση μας γίνεται υλοποίηση ενός βέλτιστου (optimal) φίλτρου Κάλμαν.

4.1.1. Διάνυσμα κατάστασης

Το διάνυσμα κατάστασης είναι ένα ελάχιστο σύνολο μεταβλητών που περιγράφουν πλήρως την κατάσταση του συστήματος. Περιγράφει την κατάσταση του δυναμικού συστήματος. Γενικά, οι μεταβλητές του διανύσματος κατάστασης δεν μπορούν να υπολογισθούν άμεσα, αλλά μπορούν να συναχθούν από τιμές που είναι μετρήσιμες.

Στοιχεία του διανύσματος κατάστασης μπορούν για παράδειγμα να είναι η θέση, η ταχύτητα, η γωνία προσανατολισμού κτλ.

Το διάνυσμα κατάστασης έχει ταυτόχρονα δύο τιμές. Την τιμή *a priori*, η οποία είναι η προβλεπόμενη τιμή και την τιμή *a posteriori*, που είναι η διορθωμένη τιμή.

4.1.2. Δυναμικό μοντέλο

Το δυναμικό μοντέλο περιγράφει τη μετατροπή του διανύσματος κατάστασης με το πέρασμα του χρόνου. Μπορεί συνήθως να περιγραφεί από ένα σύστημα διαφορικών εξισώσεων.

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \frac{d}{dt} \mathbf{x}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{w}(t)) \quad (4.1)$$

Στην περίπτωση γραμμικού συστήματος μπορεί πιο εύκολα να παρασταθεί ως:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}\mathbf{x}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{w}(t) \quad (4.2)$$

όπου F είναι ο δυναμικός πίνακας, ο οποίος είναι σταθερός, $\mathbf{x}(t)$ είναι το διάνυσμα κατάστασης και $\mathbf{w}(t)$ είναι ο δυναμικός θόρυβος που συνήθως θεωρείται ότι αποτελεί λευκό θόρυβο με πίνακα συμμεταβλητότητας $\mathbf{Q}(t)$.

4.1.3. Μοντέλο παρατήρησης

Το μοντέλο παρατήρησης εκφράζει τη σχέση ανάμεσα στην κατάσταση και τις εκάστοτε μετρήσεις. Στην περίπτωση γραμμικού συστήματος μπορεί να περιγραφεί από ένα σύστημα γραμμικών εξισώσεων, οι οποίες εξαρτώνται από τις μεταβλητές κατάστασης.

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t), \mathbf{v}(t)) \quad (4.3)$$

Η διανυσματική μορφή του συστήματος είναι:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{H}\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \quad (4.4)$$

όπου $\mathbf{y}(t)$ είναι το διάνυσμα των παρατηρήσεων τη χρονική στιγμή t , \mathbf{H} είναι ο πίνακας παρατήρησης και $\mathbf{v}(t)$ είναι ο θόρυβος που προκύπτει από τις μετρήσεις, με πίνακα συμμεταβλητότητας $\mathbf{R}(t)$. Όπως ο δυναμικός πίνακας, έτσι και ο πίνακας παρατήρησης \mathbf{H} σε ένα γραμμικό σύστημα είναι επίσης σταθερός.

4.1.4. Εξισώσεις

Για ένα τυχαίο γραμμικό φυσικό σύστημα, οι εξισώσεις που απαρτίζουν το φίλτρο Κάλμαν συνοψίζονται στις παρακάτω [7]:

Σύστημα:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{w}(t) \quad (4.5)$$

Μέτρηση:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \quad (4.6)$$

Εκτίμηση κατάστασης:

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}(t)\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}(t)[\mathbf{y}(t) - \mathbf{H}(t)] \quad (4.7)$$

Συμμεταβλητότητα σφάλματος:

$$\dot{\mathbf{P}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{P}(t) + \mathbf{P}(t)\mathbf{F}^T(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{Q}(t)\mathbf{G}^T(t) - \mathbf{K}(t)\mathbf{R}(t)\mathbf{K}^T(t) \quad (4.8)$$

Ο λόγος χρήσης του πίνακα συμμεταβλητότητας είναι το γεγονός ότι το ΕΚΦ «εμπιστεύεται» σε μεγαλύτερο βαθμό τις τιμές-εκτιμήσεις με μικρότερη αβεβαιότητα. Ο πίνακας αυτός λοιπόν είναι ένα μέσο για να διαχωριστούν οι εκτιμήσεις με τη μικρότερη αβεβαιότητα, οι οποίες πρόκειται να χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια εκτέλεσης του αλγορίθμου.

Πίνακας κέρδους Κάλμαν:

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t)\mathbf{H}^T(t)\mathbf{R}^{-1}(t) \quad (4.9)$$

Όπως έχει αναφερθεί και προηγουμένως, κατά την εφαρμογή του ΕΚΦ, η εκτίμηση συγκρίνεται με τη μετρούμενη τιμή, από τους αισθητήρες και η μεταξύ τους διαφορά είναι γνωστή ως Κέρδος Κάλμαν (Kalman Gain), το οποίο στη συνέχεια επιστρέφεται στο μοντέλο για περαιτέρω βελτίωση των επόμενων εκτιμήσεων

4.2. Extended Kalman Filter

Στην περίπτωσή μας το δυναμικό μοντέλο του ρομπότ είναι μη γραμμικό. Μία προσέγγιση για μη γραμμικά προβλήματα είναι το ονομαζόμενο Extended Kalman Filter³. Για πρώτη φορά το Extended Kalman Filter εφαρμόστηκε για να λύσει το πρόβλημα της πλοήγησης στο πρόγραμμα Apollo για την επανδρωμένη εξερεύνηση της Σελήνης.

Η ειδοποιός διαφορά του Extended Kalman Filter σε σχέση με το Kalman Filter έγκειται στο γεγονός ότι το πρώτο χρησιμοποιείται σε μη γραμμικά μοντέλα ενώ το δεύτερο σε γραμμικά. Εν τούτοις και το Extended Kalman Filter απαιτεί γραμμικοποίηση του συστήματος γύρω από κάποιο σημείο λειτουργίας, έτσι ώστε

³ Ο συγκεκριμένος τύπος φίλτρου δημιουργήθηκε από τον Stanley F. Schmidt.

να καταστεί δυνατό να επιτελέσει το σκοπό του. Συνεπώς γίνεται εύκολα κατανοητό πως η αντίστοιχη γραμμικοποίηση αποτελεί το κλειδί για την επιτυχημένη ανάπτυξη και λειτουργία ενός EKF.

Η προαναφερόμενη γραμμικοποίηση για το EKF πραγματοποιείται γύρω από την παρούσα, σε κάθε χρονική στιγμή, εκτίμηση \hat{x}_k κάνοντας χρήση του αναπτύγματος σε σειρά Taylor πρώτης τάξεως. Έτσι μπορεί τελικά το σύστημά μας να περιγραφεί από συνεχώς διαφορίσιμες συναρτήσεις.

Ένα μειονέκτημα του συγκεκριμένου φίλτρου για την περίπτωση των μη γραμμικών συστημάτων είναι ότι απαιτεί πολύ πιο χρονοβόρους υπολογισμούς. Η υλοποίηση για γραμμικά συστήματα μπορεί να πραγματοποιηθεί με προϋπολογισμό του δυναμικού πίνακα F , του πίνακα μετάβασης Φ και του πίνακα παρατήρησης H . Στα μη γραμμικά συστήματα όμως, οι πίνακες αυτοί είναι συναρτήσεις της κατάστασης και συνεπώς αλλάζουν σε κάθε χρονικό βήμα και για το λόγο αυτό δεν μπορούν να υπολογιστούν από πριν.

4.2.1. Εξισώσεις Extended Kalman Filter

Στη συνέχεια παρατίθενται οι εξισώσεις επάνω στις οποίες βασίστηκε η ανάπτυξη του Extended Kalman Filter που ήταν απαραίτητο για την επίτευξη του στόχου της παρούσας εργασίας. Όπως έχει αναφερθεί και προηγουμένως, υπάρχουν αρκετές θεωρίες που έχουν αναπτυχθεί σχετικά με το φίλτρο Κάλμαν και ακόμη και ειδικά για το Extended Kalman Filter αναλόγως με την εκάστοτε εφαρμογή. Για παράδειγμα εφαρμογή παρόμοιων φίλτρων γίνεται στο ραδιόφωνο, στον ηλεκτρονικό εξοπλισμό τηλεπικοινωνιών, στα αεροσκάφη και στα διαστημόπλοια.

Σημαντικό ρόλο στη σωστή λειτουργία του συγκεκριμένου φίλτρου εν γένει διαδραματίζει η επιλογή του κέρδους K του φίλτρου. Το εν λόγω κέρδος υπολογίζεται σε κάθε εκτέλεση του αλγορίθμου που έχει αναπτυχθεί για το φίλτρο έτσι ώστε να προσφέρει τις απαραίτητες προϋποθέσεις για την επίτευξη του στόχου που πρέπει να επιτελέσει το EKF.

Ακολουθούν οι εξισώσεις του EKF: [9],[11],[12],[14],[15],[17]

Σύστημα:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), t) + \mathbf{w}(t) \quad (4.10)$$

Μέτρηση:

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t), t) + \mathbf{v}(t) \quad (4.11)$$

Εκτίμηση Κατάστασης:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(t), t) + \mathbf{K}(t)[\mathbf{z}(t) - \hat{\mathbf{z}}(t)] \quad (4.12)$$

Συμμεταβλητότητα Σφάλματος:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{P}}(t) = & \mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}(t), t)\mathbf{P}(t) + \mathbf{P}(t)\mathbf{F}^T(\hat{\mathbf{x}}(t), t) + \mathbf{Q}(t) - \\ & - \mathbf{P}(t)\mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}(t), t)\mathbf{R}^{-1}(t)\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}(t), t)\mathbf{P}(t) \end{aligned} \quad (4.13)$$

Κέρδος:

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t)\mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}(t), t)\mathbf{R}^{-1}(t) \quad (4.14)$$

όπου:

$$\mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}(t), t) = \frac{\partial \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(t), t)}{\partial \hat{\mathbf{x}}(t)} \quad (4.15)$$

$$\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}(t), t) = \frac{\partial \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(t), t)}{\partial \hat{\mathbf{x}}(t)} \quad (4.16)$$

5. Υλοποίηση φίλτρου Κάλμαν για το τετράποδο ρομπότ

Σημείο εκκίνησης για τη δημιουργία ενός φίλτρου Κάλμαν που θα είναι προσαρμοσμένο στο τετράποδο ρομπότ, στο οποίο επρόκειτο να χρησιμοποιηθεί, αποτέλεσαν οι εξισώσεις της δυναμικής του συστήματος. Με δεδομένη τη μη γραμμικότητα των εξισώσεων αυτών, κατέστη εξ αρχής φανερή η ανάγκη υιοθέτησης ενός Extended Kalman Filter.

Για την ανάπτυξη του απαιτούμενου κώδικα για το Extended Kalman Filter που είναι προσαρμοσμένο στο τετράποδο ρομπότ, έγινε χρήση του περιβάλλοντος Matlab.

5.1. Το τετράποδο ρομπότ

Οι εξισώσεις της δυναμικής του τετράποδου ρομπότ παρατίθενται στη συνέχεια[5]:

$$m_{bx}\ddot{x} + 2K\gamma_b(L-l_b) = -2\frac{\tau}{L} - mg_x \quad (5.1)$$

$$m\ddot{y} + 2b\ddot{y} + 2Ky = -mg_y + 2KL\cos\left(\frac{\gamma_{sum,td}}{2} - \frac{\dot{x}t}{L}\right) \quad (5.2)$$

$$I_i\ddot{\theta} + 2d^2b\dot{\theta} + 2d^2K\theta = -2\tau + 2KL\sin\left(\frac{\gamma_{sum,td}}{2} - \frac{\dot{x}t}{L}\right)\sin\left(\frac{\gamma_{dif,td}}{2}\right) \quad (5.3)$$

Όπου:

$$m_{bx} = m + \frac{2I_m n^2}{L^2} \quad (5.4)$$

και

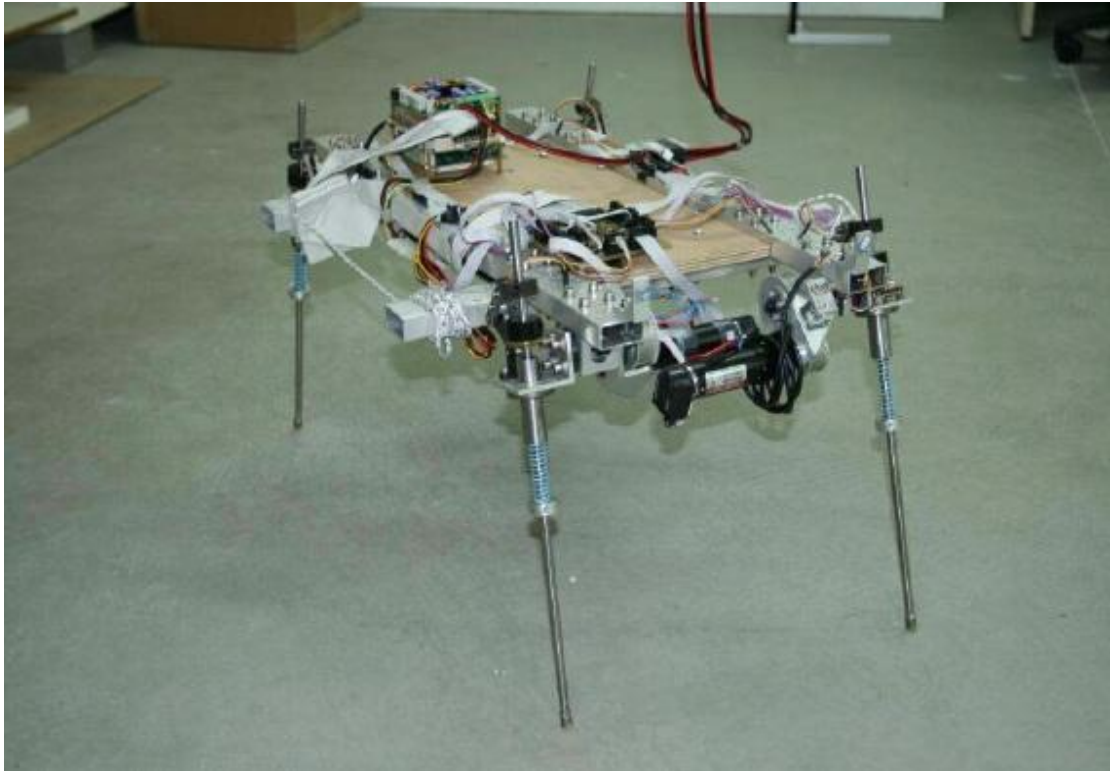
$$I_r = I + 2I_m n^2 \quad (5.5)$$

ενώ $\gamma_{sum,td}$ και $\gamma_{dif,td}$ είναι το άθροισμα και η διαφορά, αντίστοιχα, των γωνιών των ποδιών κατά τη φάση εδάφους.

Στον πίνακα που έπεται περιλαμβάνονται τα μεγέθη, τα σύμβολα, καθώς και οι τιμές των μεγεθών που διέπουν το σύστημα του τετράποδου ρομπότ.

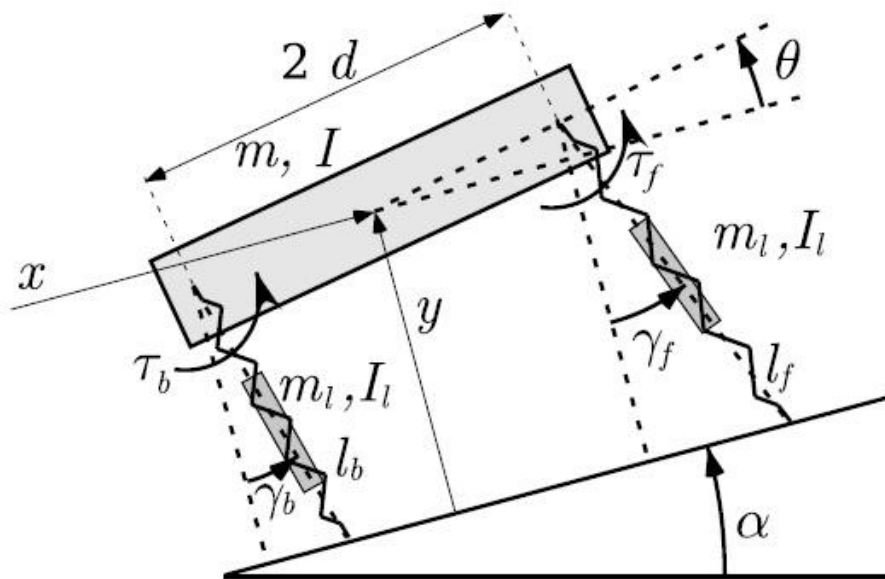
Πίνακας 1. Παράθεση μεγεθών των εξισώσεων του ρομπότ. [13]

Μέγεθος	Σύμβολο	Τιμή
Μάζα ρομπότ	m	11 Kg
Σταθερά ελατηρίου ποδιού	K	3349 N/m
Ιξώδης τριβή ποδιού	b	15 Ns/m
Ελεύθερο μήκος ποδιού	L	0,33 m
Απόσταση αρθρώσεων	2d	0,54 m
Αδράνεια σώματος	I	2,917 Kg ^m ²
Μάζα σφονδύλου	m _w	6 Kg
Αδράνεια σφονδύλου	I _w	0,15 Kg ^m ²
Αδράνεια δρομέα κινητήρα	I _m	3,33 × 10 ⁻⁶ Kg ^m ²
Μείωση	n	51
Διάρκεια φάσης εδάφους	t	0,525 s
Μετατόπιση κατά τον άξονα x	x	m
Μετατόπιση κατά τον άξονα y	y	M
Γωνία pitch	θ	Μοίρες



Σχήμα 27. Το τετράποδο ρομπότ.[1]

Στην παραπάνω εικόνα απεικονίζεται μία άποψη από το τετράποδο ρομπότ στο χώρο του εργαστηρίου. Διακρίνονται οι αρθρώσεις των εμπρός ποδιών, είναι η ένωση του πλαισίου των ποδιών με το σώμα του ρομπότ, καθώς και οι κινητήρες, κυλινδρικό σχήμα μαύρου χρώματος ανάμεσα στα εμπρός πόδια του ρομπότ, καθώς και ένα κομμάτι των ηλεκτρονικών του κυκλωμάτων, επάνω στο σώμα του ρομπότ (υπολογιστής στο επάνω μέρος, καλώδια, καλωδιωταινίες κ.ο.κ.). Επίσης στο σχήμα που ακολουθεί εμφανίζονται τα διάφορα μεγέθη που περιγράφουν το ρομπότ.



Σχήμα 28. Γραφική αναπαράσταση του ρομπότ με παρουσίαση των διαφόρων μεγεθών που το περιγράφουν.[5]

Για να καταφέρει το Extended Kalman Filter να επιτελέσει το σκοπό του, να κάνει εκτίμηση-πρόβλεψη της εκάστοτε επόμενης κατάστασης, είναι απαραίτητο να έχει μία πλήρη «επίγνωση» του συστήματος. Η ανάγκη αυτή ικανοποιείται με την τοποθέτηση των εξισώσεων κίνησης του τετράποδου ρομπότ, στο αντίστοιχα κατάλληλο σημείο του κώδικα που αναπτύσσεται και αποτελεί τελικά στην ουσία το EKF.

Όπως έχει αναφερθεί και προηγουμένως, το EKF εφαρμόζεται σε συστήματα με μη γραμμικές εξισώσεις κατάστασης, απαιτεί όμως για την εφαρμογή του, την πραγματοποίηση μίας γραμμικοποίησης των εξισώσεων του συστήματος γύρω από κάποιο σημείο λειτουργίας του εκάστοτε συστήματος.

Το περιβάλλον Simulink του Matlab, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη του αλγορίθμου του EKF διευκολύνει σε εξαιρετικά μεγάλο βαθμό τη συγκεκριμένη διαδικασία. Πέρα από τη διευκόλυνση που προσφέρει στην πραγματοποίηση των σύνθετων μαθηματικών πράξεων, δίνει και τη δυνατότητα

γρήγορης και εύκολης γραμμικοποίησης των εξισώσεών μας γύρω από το σημείο λειτουργίας που μας ενδιαφέρει.

Για περισσότερες πληροφορίες σχετικά με το τετράποδο ρομπότ ο αναγνώστης μπορεί να ανατρέξει στις διδακτορικές διατριβές των Χατζάκου Π. και Χερουβείμ Ν. Δ. [4],[5]

5.2. Κώδικας Matlab για το Extended Kalman Filter του τετράποδου ρομπότ

Αρχικά είναι απαραίτητη η κατασκευή των αντίστοιχων αρχείων, τα οποία προκύπτουν από τα δεδομένα που συλλέγονται από το σύστημα ελέγχου του τετράποδου ρομπότ. Συγκεκριμένα στα δεδομένα αυτά συμπεριλαμβάνονται στοιχεία της κίνησης που πραγματοποιεί το ρομπότ στο εκάστοτε πείραμα (μετατόπιση κέντρου μάζας, γωνία πρόνευσης κ.ο.κ.).

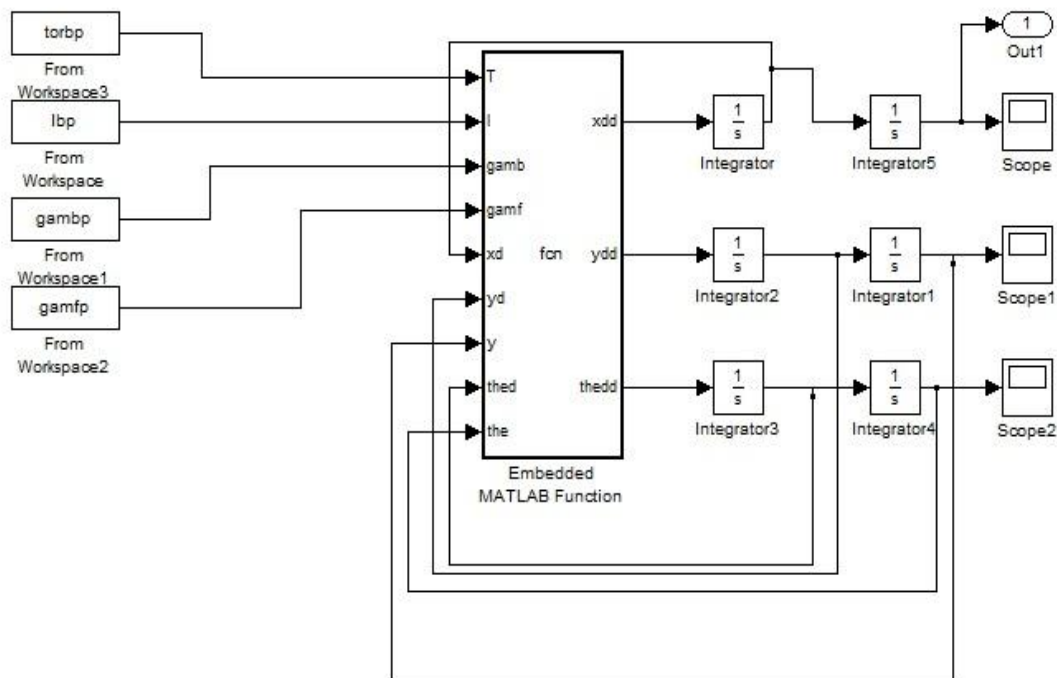
```
%kataskevi ton aparaititon arxeion
for i=1:1:21621
    ztorbp(i,1)=i;
    ztorbp(i,2)=torbp(1,i);
    zlbp(i,1)=i;
    zlbp(i,2)=lbp(1,i);
    zgampfp(i,1)=i;
    zgampfp(i,2)=gampfp(1,i);
    zgampbp(i,1)=i;
    zgampbp(i,2)=gampbp(1,i);
    zxp(i,1)=i;
    zxp(i,2)=xp(1,i);
end
```

Όπως έχει αναφερθεί προηγουμένως οι εξισώσεις της δυναμικής του συστήματος του τετράποδου ρομπότ είναι μη γραμμικές. Για την εφαρμογή και λειτουργία του αλγορίθμου του Extended Kalman Filter, ο οποίος αναπτύχθηκε για τις ανάγκες της εργασίας, είναι απαραίτητη η γραμμικοποίηση των εξισώσεων γύρω

από ένα επιλεγμένο σημείο λειτουργίας. Αυτός ήταν ένας από τους βασικότερους λόγους για τους οποίους έγινε χρήση του Simulink, καθώς καθιστά τη συγκεκριμένη διαδικασία συγκριτικά απλά και πολύ γρήγορη. Ο παρακάτω κώδικας αναπτύχθηκε έτσι ώστε να φέρνει το σύστημα στη μορφή που απαιτείται έτσι ώστε να εφαρμοστεί το EKF.

```
%grammikopoiisi tou mh grammikou systimatos dynamikis tou tetrapodou  
[A,B,C,D,]=linmod('EKF_quadruped')  
C=[1 0 0 0 0 0];  
D=0;  
sys=ss(A,B,C,D);
```

Για τη μοντελοποίηση των εξισώσεων της δυναμικής του συστήματος του τετράποδου ρομπότ χρησιμοποιήθηκε το Simulink του Matlab. Η διαδικασία αυτή είναι απαραίτητη διότι το φίλτρο θα πρέπει να έχει «επίγνωση» του συστήματος πάνω στο οποίο πρόκειται να εφαρμοστεί. Το αντίστοιχο μοντέλο παρατίθεται πιο κάτω. Διακρίνονται οι διάφορες ποσότητες που αποτελούν τις εισόδους του συστήματός μας, ενώ έχουμε τη δυνατότητα παρακολούθησης των διαφόρων παραμέτρων εξόδου του συστήματος κατά βούληση. Συγκεκριμένα με τη σειρά που εμφανίζονται από επάνω προς τα κάτω στο σχήμα, αποτελούν εισόδους στο σύστημά μας: οι ροπές των κινητήρων των πίσω ποδιών, τα μήκη των πίσω ποδιών, οι γωνίες των πίσω ποδιών και οι γωνίες των εμπρός ποδιών. Επιπροσθέτως τα μεγέθη που παρακολουθούνται στην έξοδο με τη σειρά που εμφανίζονται από πάνω προς τα κάτω στους τρεις παλμογράφους που έχουν τοποθετηθεί, είναι: η μετατόπιση του κέντρου μάζας κατά τους άξονες x και y , καθώς και η γωνία πρόνευσης. Συγκεκριμένα το μοντέλο που ακολουθεί, εστιάζει στη μετατόπιση του κέντρου μάζας του τετράποδου ρομπότ, γι' αυτό και έχει τοποθετηθεί ένα block εξόδου, το οποίο καταγράφει τις τιμές που μας ενδιαφέρουν για περαιτέρω ανάλυση και επεξεργασία.



Σχήμα 29. Μοντέλο Simulink-Matlab των εξισώσεων της δυναμικής του τετράποδου ρομπότ. [MAT]

Στη συνέχεια παρατίθεται ο κώδικας που αποτελεί την υλοποίηση ενός Extended Kalman Filter προσαρμοσμένου στη δυναμική του συστήματος του τετράποδου ρομπότ. Συγκεκριμένα εισάγεται στο σύστημα θόρυβος, ενώ υπολογίζονται οι *a priori* και *a posteriori* καταστάσεις που οδηγούν τελικά στην εκτίμηση της εκάστοτε κατάστασης του συστήματος, ενώ ως πραγματική τιμή σε κάθε περίπτωση, λαμβάνεται η τιμή που προκύπτει από τις μη γραμμικές εξισώσεις κατάστασης του συστήματος.

Αναφορικά με το θόρυβο που εισάγεται στο σύστημα, έχει διαπιστωθεί ότι τείνει εν γένει να είναι λευκός θόρυβος. Επίσης το πλάτος του εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον τύπο της κίνησης που εκτελεί το τετράποδο ρομπότ στο εκάστοτε πείραμα. Όπως είναι φυσικό όλες αυτές οι παράμετροι λαμβάνονται υπόψη αναφορικά με το θόρυβο που εισάγεται κάθε φορά στο σύστημα για τις

περιπτώσεις που επιθυμούμε να δοκιμάσουμε κάτω από κάποιες συνθήκες την αποδοτικότητα του αλγορίθμου του EKF που αναπτύχθηκε.

Στον πίνακα που ακολουθεί διακρίνεται ο κώδικας που αναπτύχθηκε για το EKF σε περιβάλλον Matlab. Ξεκινώντας η εκτέλεση του αλγορίθμου γίνεται η εισαγωγή του θορύβου που πρόκειται αυτός να αντιμετωπίσει. Θεωρούμε ότι ο αναφερόμενος θόρυβος είναι λευκός. Μεταξύ άλλων ο κώδικας που ακολουθεί αποτελεί αναπαράσταση των εξισώσεων (4.12)-(4.14) που απαρτίζουν κατά κύριο λόγο ένα EKF.

Σκοπός λοιπόν του κώδικα αυτού είναι η εκτίμηση της κατάστασης του συστήματος η οποία μας ενδιαφέρει. Για να υλοποίηση η εκτίμηση αυτή πρέπει επίσης να υπολογιστεί η συμμεταβλητότητα του σφάλματος που διέπει τις μετρήσεις των διαφόρων μεγεθών του συστήματος καθώς φυσικά και το κέρδος K του ίδιου του EKF. Συγκεκριμένα ο σωστός υπολογισμός του κέρδους K του EKF είναι νευραλγικής σημασίας για την ορθή απόδοσή του. [6],[8],[10]

```
for q=1:10
%u=step(A,B,C,D)
%eisagogi thorivou katastasis kai metrisis
Qi=randn(21621,1);
Ri=randn(21621,1);
%ylopoiisi Extended Kalman Filter
P=eye(6);
for i=2:1:21621
    xpre=[zxp(i-1,2) 0 0 0 0 0]';
    xapr=A*xpre;
    Q=0.1*Qi(i-1,1);
    Papr=A*P*A'+Q;
    yres=zxp(i,2)-C*xapr;
    R=0.02*Ri(i-1,1);
    Sres=C*Papr*C'+R;
    K=Papr*C'*1/Sres;
    xapo=xapr+K*yres;
    Papo=(eye(6)-K*C)*Papr;
    k(i-1,1)=xapo(1,1);
    m(i-1,1)=R;
    Ri(i-1,1)=R;
    Ak=inv(A)*(eye(6)-Q*inv(Papo));
    Kk=inv(A)*Q*inv(Papo);
    xsm=Ak*xapo+Kk*xapo;
```

```
n(i-1,1)=xsm(1,1);  
avg(i-1,q)=k(i-1,1);  
end
```

```
end
```

Για μείωση του σφάλματος που αναπόφευκτα περιλαμβάνει η εφαρμογή του Extended Kalman Filter στο τετράποδο, χρησιμοποιείται η τεχνική του statistical averaging. Η μέθοδος αυτή έχει ως σκοπό να δώσει τη δυνατότητα καλύτερης προσέγγισης της πραγματικής τιμής του μετρούμενου μεγέθους.

Συγκεκριμένα λειτουργεί με τον εξής τρόπο. Για κάθε τιμή του μετρούμενου μεγέθους γίνονται περισσότερες από μία εκτιμήσεις. Στη συνέχεια λαμβάνεται ο μέσος όρος των τιμών αυτών και η εκτιμώμενη τιμή που προκύπτει μετά από τη διαδικασία αυτή, πλησιάζει σε μεγαλύτερο βαθμό την πραγματική.

Φυσικά υπάρχει ένα ανώτατο όριο όσον αφορά στον αριθμό των εκτιμήσεων που λαμβάνουμε υπόψη για κάθε τιμή του μετρούμενου μεγέθους. Υπάρχει επίσης και ένα ανώτατο όριο στην ακρίβεια που μπορούμε να επιτύχουμε. Δεν υπάρχει δηλαδή η δυνατότητα χρήσης απεριόριστων εκτιμήσεων έως ότου επιτύχουμε την τέλεια προσέγγιση. Συγκεκριμένα ο μέσος όρος του σφάλματος για τη μία επανάληψη είναι 5,9mm, για τις 3 επαναλήψεις 5,7mm, για τις 7 επαναλήψεις 5,4mm, ενώ τέλος για την περίπτωση των 10 επαναλήψεων το μέσο σφάλμα της εκτίμησης είναι 4,5mm.

Στην περίπτωσή μας για παράδειγμα, παρατηρήθηκε ότι η βέλτιστη εκτίμηση της πραγματικής τιμής του μετρούμενου μεγέθους λαμβάνεται με τη χρήση κατά μέσο όρο δέκα εκτιμώμενων τιμών που λαμβάνονται από το φίλτρο Κάλμαν. Ενώ επίσης περαιτέρω αύξηση του αριθμού των επαναλήψεων δε συνέβαλε στην αύξηση της ακρίβειας. Αυτή λοιπόν η διαπίστωση χρησιμοποιήθηκε με σκοπό τη βελτίωση των τιμών που λαμβάνονται ως εκτιμήσεις από το φίλτρο Κάλμαν που αναπτύχθηκε.

```
for z=1:21620
```

```
opt(z,1)=(avg(z,1)+avg(z,2)+avg(z,3)+avg(z,4)+avg(z,5)+avg(z,6
```

```

) +avg(z, 7) +avg(z, 8) +avg(z, 9) +avg(z, 10) ) /10;
error(z, 1) =zxp(z, 2) -opt(z, 1) ;
end

```

Για την παρατήρηση των αποτελεσμάτων από τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν, κατασκευάζονται, από τον παρακάτω κώδικα, τα απαραίτητα διαγράμματα. Συγκεκριμένα παρουσιάζεται η απόκριση του φίλτρου Κάλμαν σε σχέση με την πραγματική κατάσταση του συστήματος, ενώ επίσης παρατίθενται διαγράμματα του υπάρχοντος θορύβου καθώς και του σφάλματος της εκτίμησης, που πραγματοποιείται από το φίλτρο Κάλμαν, σε σχέση με την εκάστοτε πραγματική τιμή της κατάστασης του υπό μελέτη συστήματος.

Ιδιαίτερης αναφοράς χρίζει το γεγονός ότι ταυτόχρονα με την εφαρμογή του Extended Kalman Filter, εφαρμόζεται και ένας αλγόριθμος για την περαιτέρω βελτίωση των τιμών που προκύπτουν από το ίδιο το φίλτρο.

```

%kataskevi ton aparaititon diagrammaton
figure
hold
plot(k(:,1), 'b')
plot(opt(:,1), 'g')
plot(zxp(:,2), 'r')
title('Kalman Filter Plot')
plot_1=legend('One Pass Kalman', 'Estimated Value(10
pass)', 'Real Value');
set(plot_1, 'Location', 'EastOutside')
xlabel('Time (ms)')
ylabel('Distance (m)')
grid
figure
hold
plot(m(:,1), 'b')
title('Measurement Noise')
xlabel('Time (ms)')
ylabel('Distance (m)')
grid
figure
plot(error, 'm')
title('Error Plot')
xlabel('Time (ms)')
ylabel('Distance (m)')
grid

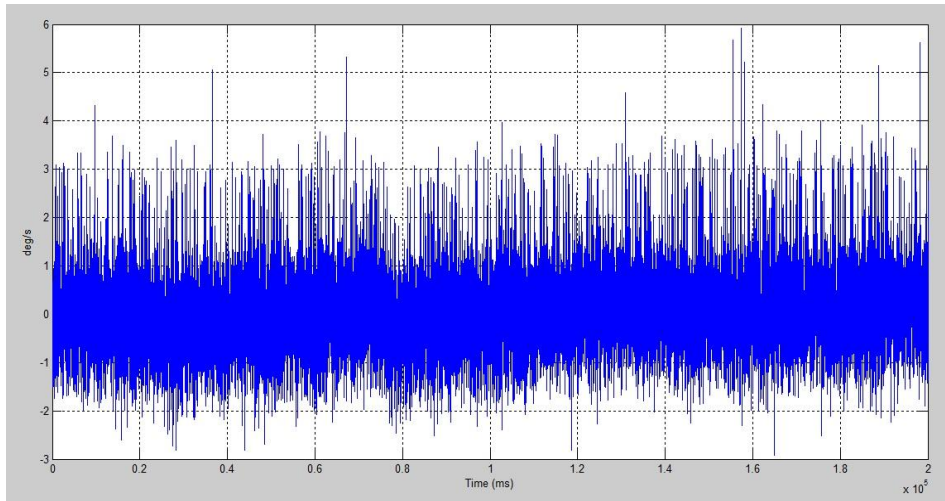
```

Παρατίθενται στη συνέχεια, με τη σειρά που αναφέρονται εδώ, ο πίνακας συμμεταβλητότητας που προκύπτει από τον αλγόριθμο που αναπτύχθηκε, καθώς και ο πίνακας του κέρδους Κάλμαν για ένα συγκεκριμένο πείραμα εκτίμησης της γωνίας πρόνευσης.

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2772 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3.7152 \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

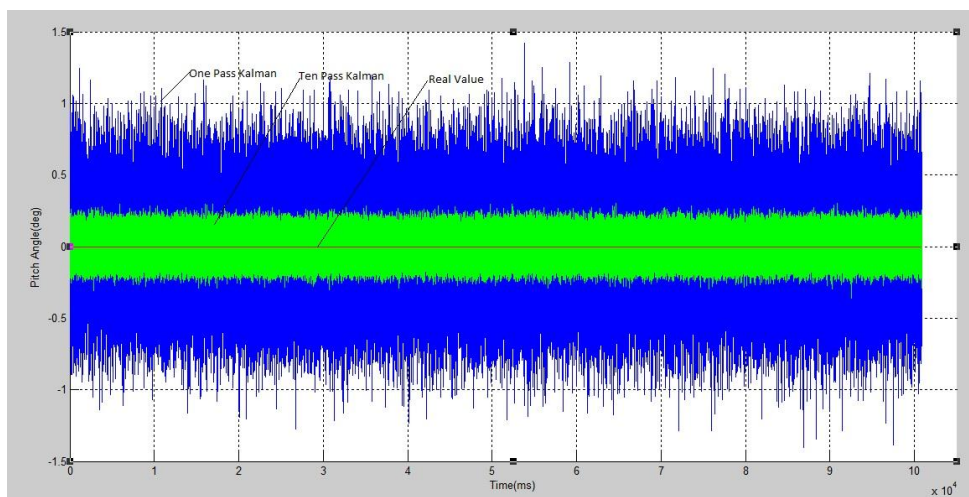
$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} 1.0105 \\ 0.0414 \\ 0.0414 \\ 0.0414 \\ 0.0414 \\ 0.0414 \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

Ιδιαίτερα σημαντικό προφανώς, μιας και αυτός είναι η αιτία που καταβάλλεται όλη αυτή η προσπάθεια, είναι να αναφερθούμε και στο θόρυβο της διεργασίας. Παρακάτω παρατίθεται το διάγραμμα του θορύβου ενός πειράματος. Ο θόρυβος έτσι όπως προκύπτει μετά το πέρασμά του από ένα φίλτρο Butterworth, τείνει, εν γένει, να είναι λευκός. Παρατηρήθηκε όμως κατά τη διάρκεια διεξαγωγής των διαφόρων πειραμάτων με το τετράποδο ρομπότ πως εξαρτάται σε ιδιαίτερα μεγάλο βαθμό από το είδος της κίνησης του ρομπότ. Πιο συγκεκριμένα ο θόρυβος και συνεπώς και η διαταραχή που προκαλεί στο σύστημά μας, αυξάνονται ανάλογα με το πόσο σύνθετη είναι η κίνηση που πραγματοποιεί το ρομπότ σε κάθε πείραμα (κατά αδιευκρίνιστη, προς το παρόν, ποσότητα).



Σχήμα 30. Ο θόρυβος που εισάγεται στη μετρούμενη ποσότητα.

Με βάση τον παραπάνω θόρυβο που έχει υπολογιστή ότι εισάγεται στις μετρήσεις, αρχικά αναπαρίσταται η απόδοση του EKF στην περίπτωση που το ρομπότ είναι ακίνητο για σχετικά μεγάλο χρονικό διάστημα. Συγκεκριμένα στο πείραμα από το οποίο προέρχεται το παρακάτω διάγραμμα, το ρομπότ παρέμεινε ακίνητο, με τον αισθητήρα IMU να καταγράφει, για δέκα λεπτά. Το σφάλμα κυμαίνεται στις 0.7 μοίρες για το one pass φίλτρο και στις 0.2 μοίρες για το ten pass φίλτρο.

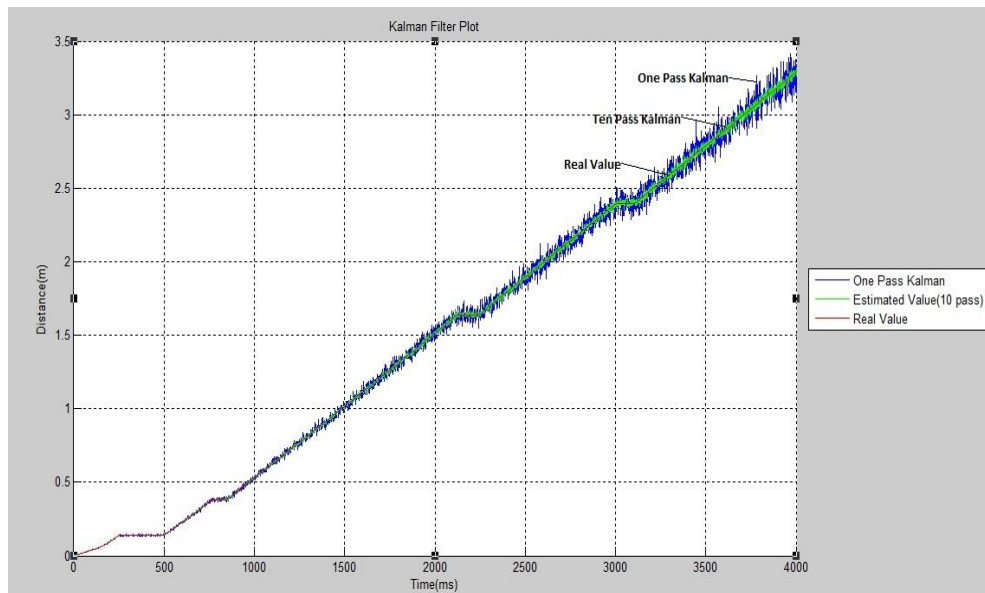


Σχήμα 31. Απόδοση του EKF σε ακινησία του ρομπότ.

Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζονται τα αποτελέσματα εφαρμογής του υλοποιημένου φίλτρου σε ένα συγκεκριμένο πείραμα προσομοίωσης κίνησης του κέντρου μάζας του τετράποδου ρομπότ κατά τον άξονα x. Με κόκκινο χρώμα διακρίνεται η πραγματική κίνηση του ρομπότ, με μπλε η εκτιμώμενη από το φίλτρο Κάλμαν, ενώ με πράσινο η εκτίμηση της θέσης του ρομπότ μετά και την εφαρμογή του αλγόριθμου βελτίωσης.

Για την παρουσίαση ακριβέστερων στοιχείων της αποτελεσματικότητας του συστήματος που αναπτύχθηκε, προτιμήθηκαν για αρχή μετρήσεις που ελήφθησαν από το πρόγραμμα προσομοίωσης της κίνησης του τετράποδου ρομπότ. Ο λόγος είναι ότι αποτελούν πολύ πιο αξιόπιστα μεγέθη, ως προς το κατά πόσο ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα, σε σχέση με αυτά που λαμβάνονταν από τα πραγματικά πειράματα με το ρομπότ, κυρίως λόγω των δυσκολιών διεξαγωγής των πειραμάτων, αλλά και της αδυναμίας επίτευξης επαναληψιμότητας αυτών.

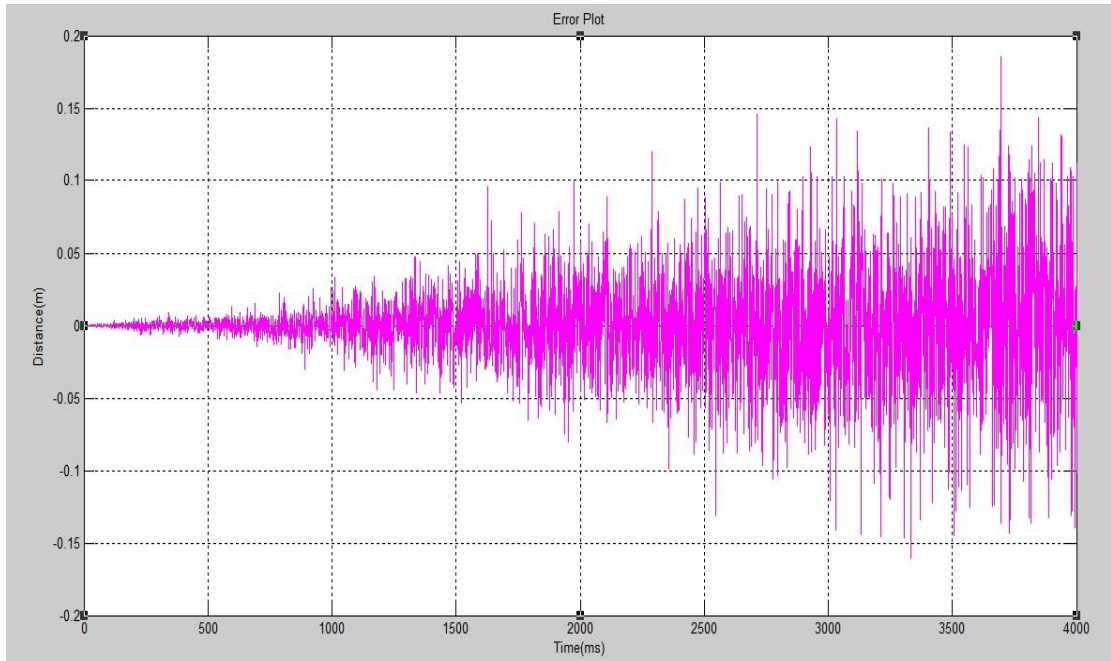
Όλες οι διεργασίες ξεκινούν και ολοκληρώνονται ταυτόχρονα. Έτσι είναι δυνατή η παρουσίαση των αποτελεσμάτων σε κοινό ορθοκανονικό σύστημα αξόνων. Με αυτό τον τρόπο καθίσταται ευκολότερη και αποτελεσματικότερη η σύγκριση, ακόμη και οπτικά, ανάμεσα στην πραγματική τιμή του μεγέθους που μας ενδιαφέρει, στην εκτιμώμενη τιμή από το φίλτρο Κάλμαν και στη βελτιωμένη τιμή της.



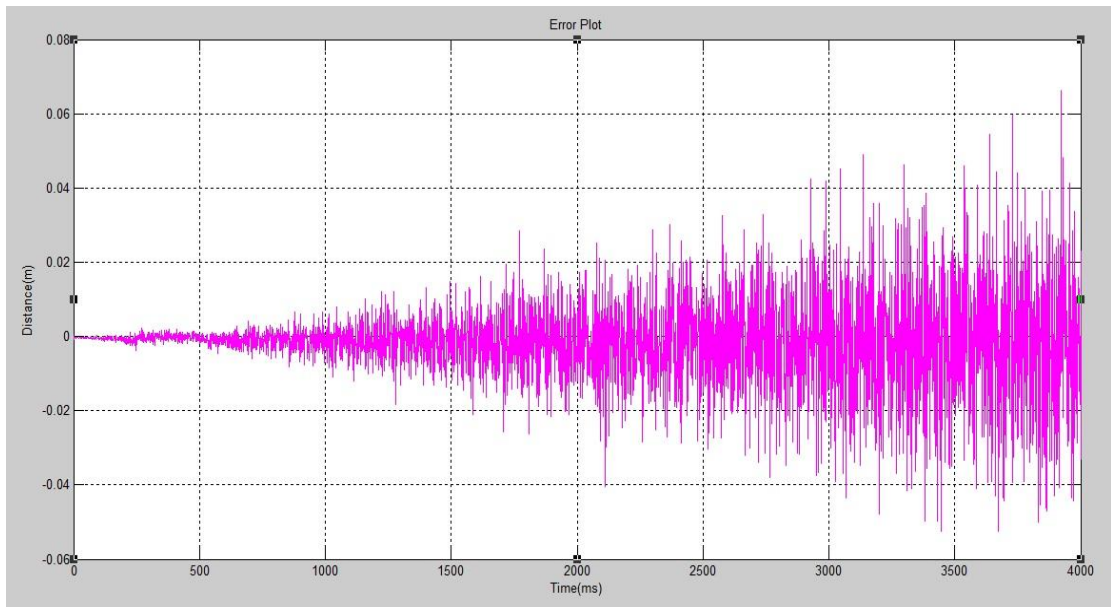
Σχήμα 32. Αποτέλεσμα εφαρμογής του φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (simulation).

Είναι φανερή η βελτίωση που προσφέρει στα αποτελέσματα του αλγορίθμου (παρουσιάζονται με μπλε χρώμα στο διάγραμμα) του EKF η εφαρμογή της μεθόδου του Statistical Averaging (παρουσιάζονται με πράσινο χρώμα στο διάγραμμα).

Εν συνεχεία στο παρακάτω διάγραμμα γίνεται παρουσίαση του σφάλματος της διεργασίας εκτίμησης της κατάστασης, της διαφοράς δηλαδή ανάμεσα στην εκτιμώμενη και στην πραγματική τιμή της κατάστασης. Όπως είναι φυσιολογικό εφόσον ο θόρυβος που δημιουργείται είναι προσθετικός, το σφάλμα αυξάνεται με το πέρασμα του χρόνου. Σημαντικό λοιπόν στοιχείο της όλης διεργασίας είναι να οριστούν από τον εκάστοτε χρήστη τα ανεκτά όρια του σφάλματος. Τα όρια αυτά είναι για τα οποία θα θεωρούμε κάθε στιγμή πως οι τιμές που λαμβάνουμε είναι αξιόπιστες μόνο εφόσον αυτές βρίσκονται μέσα σε αυτά. Σε αντίθετη περίπτωση γίνεται επανεκκίνηση του αλγορίθμου του EKF, έτσι ώστε να αρχίσουν και πάλι οι τιμές να κυμαίνονται ανάμεσα στα επιτρεπτά όρια που έχουμε θέσει για το σφάλμα, ανάλογα με το εκάστοτε πείραμα.



Σχήμα 33. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο one pass φίλτρο.



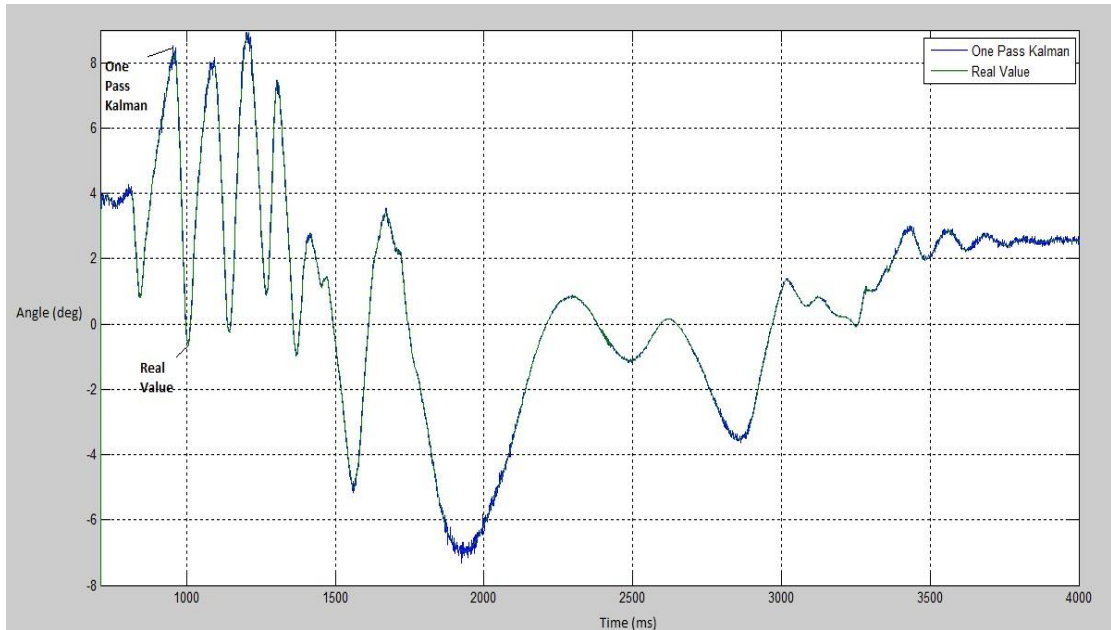
Σχήμα 34. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο ten pass φίλτρο.

Κάνοντας σύγκριση της, γνωστής, πραγματικής τιμής της εκάστοτε κατάστασης με την αντίστοιχη εκτιμώμενη από το EKF, φτάνουμε στο συμπέρασμα πως, για το συγκεκριμένο πείραμα του οποίου τα αποτελέσματα παρατίθενται στη συγκεκριμένη παράγραφο, το μέσο σφάλμα της μέτρησης μετά και την εφαρμογή του EKF περιορίζεται στο 1% επί της πραγματικής τιμής.

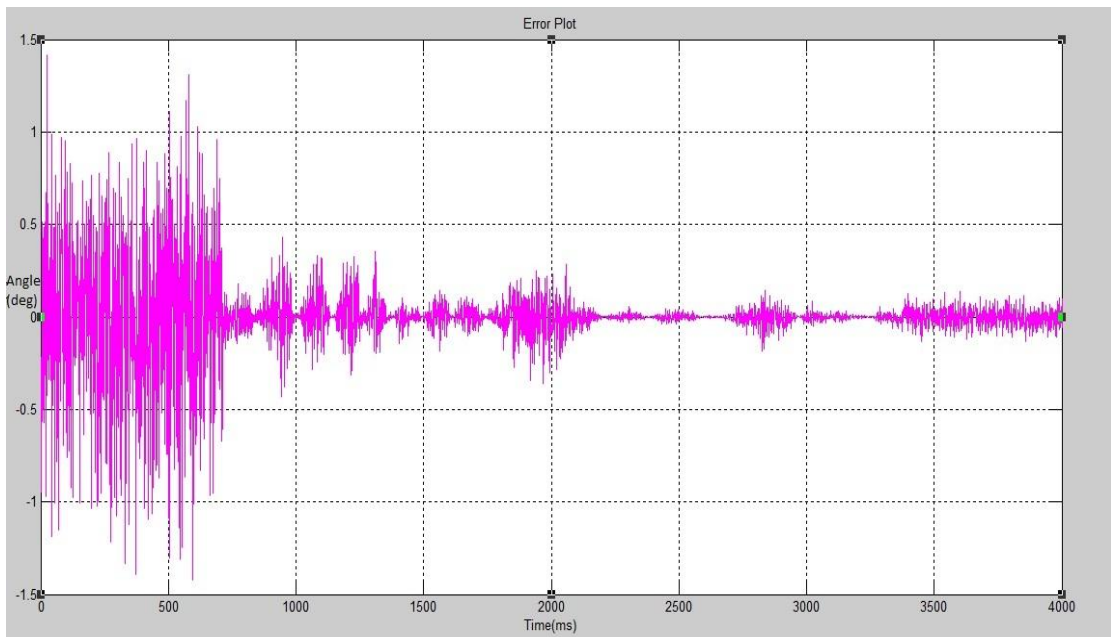
Στη συνέχεια παρατίθενται τα αντίστοιχα διαγράμματα της εκτίμησης της γωνίας πρόνευσης από την εφαρμογή του φίλτρου σε δεδομένα που ελήφθησαν από ένα πείραμα που πραγματοποιήθηκε με το ρομπότ στο εργαστήριο.

Στο εν λόγω πείραμα το ρομπότ, ξεκινώντας από ένα προεπιλεγμένο σημείο του κυλιόμενου διαδρόμου του εργαστηρίου, πραγματοποίησε τέσσερις διασκελισμούς πριν χάσει την ισορροπία του. Στην περίπτωση αυτού του πειράματος τα αποτελέσματα του one pass φίλτρου σε αντιπαραβολή με την πραγματική τιμή της εκάστοτε κατάστασης παρατίθενται σε ξεχωριστά συστήματα συντεταγμένων καθώς η μεταξύ τους διαφορά είναι εξαιρετικά μικρή, καθιστώντας έτσι δυσδιάκριτες τις τρεις γραφικές παραστάσεις στην περίπτωση που θα αναπαρίσταντο σε κοινούς άξονες.

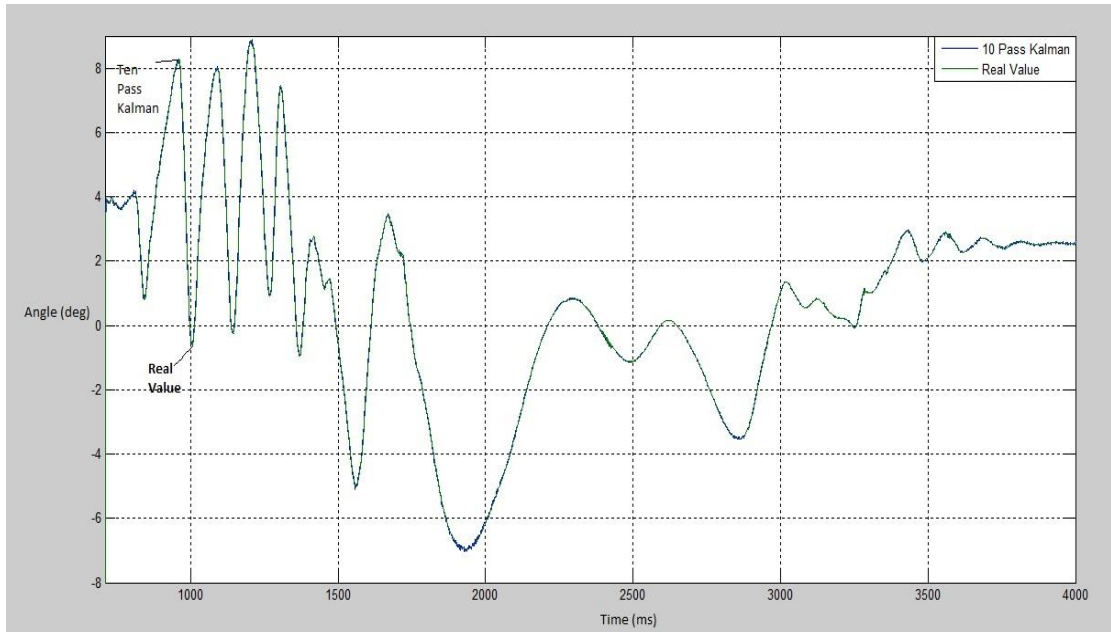
Μετά από κάθε διάγραμμα παρατίθεται το αντίστοιχο διάγραμμα απόκλισης από την πραγματική τιμή. Παρατηρείται ότι στην περίπτωση της μίας εκτίμησης από το φίλτρο EKF το μέσο σφάλμα είναι 0.3 μοίρες, ενώ στην περίπτωση των δέκα εκτιμήσεων το σφάλμα μειώνεται στις 0.1 μοίρες. Φυσικά δεν είναι απαραίτητο να εφαρμόζεται σε κάθε περίπτωση ο αλγόριθμος των δέκα εκτιμήσεων για το φίλτρο. Αυτό εξαρτάται καθαρά από την ανοχή μας στο σφάλμα εκτίμησης.



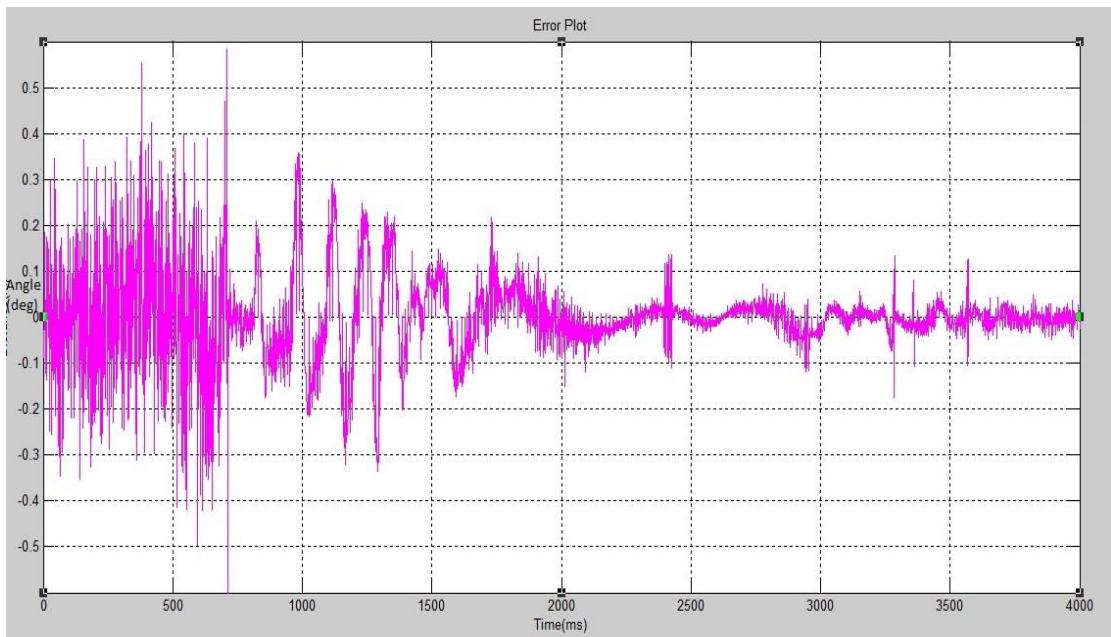
Σχήμα 35. Αποτέλεσμα εφαρμογής του one pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).



Σχήμα 36. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο one pass φίλτρο (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).



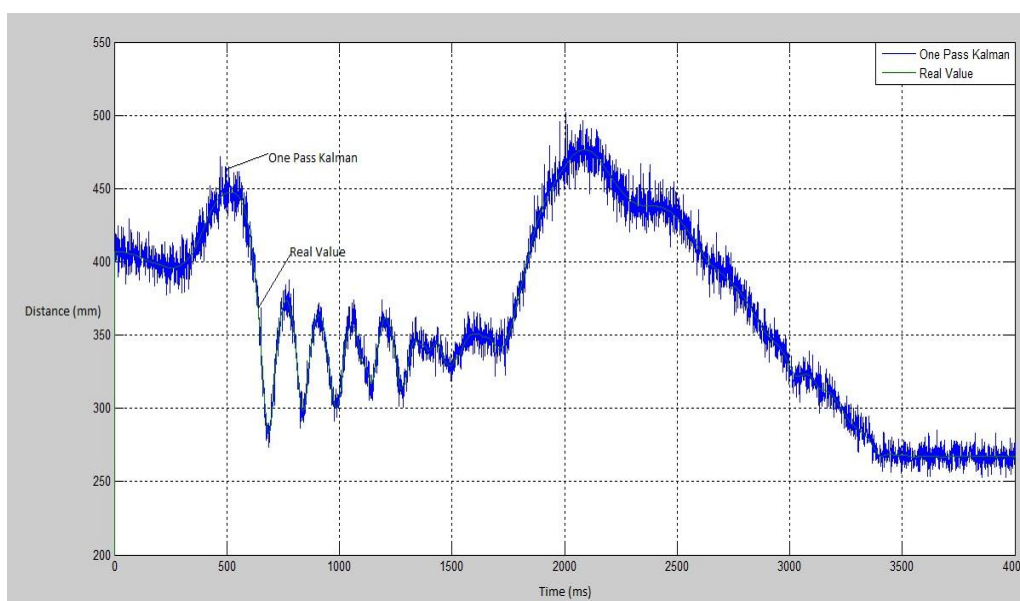
Σχήμα 37. Αποτέλεσμα εφαρμογής του ten pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).



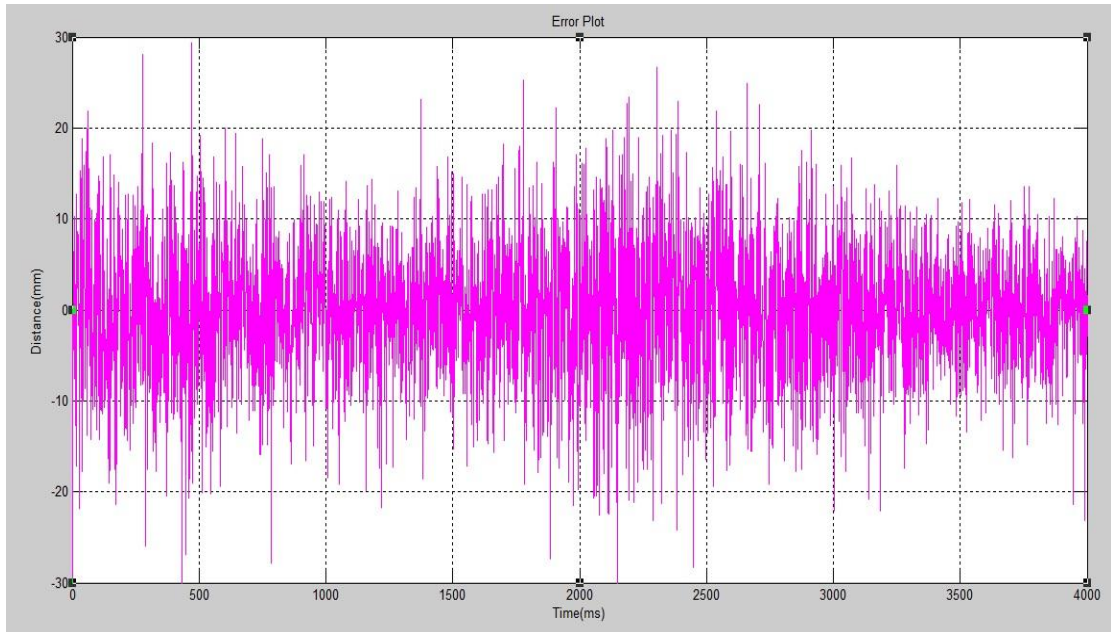
Σχήμα 38. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο ten pass φίλτρο (Εκτίμηση γωνίας πρόνευσης).

Τα σχήματα που ακολουθούν προέρχονται από πείραμα για εκτίμηση της μετατόπισης κατά τον άξονα y . Το ρομπότ έχει και πάλι πραγματοποιήσει 4 διασκελισμούς ξεκινώντας από ένα προεπιλεγμένο σημείο του κυλιόμενου διαδρόμου του εργαστηρίου, πριν χάσει την ισορροπία του. Και στην περίπτωση αυτού του πειράματος τα αποτελέσματα του one pass φίλτρου σε αντιπαραβολή με την πραγματική τιμή της εκάστοτε κατάστασης παρατίθενται σε ξεχωριστά συστήματα συντεταγμένων καθώς η μεταξύ τους διαφορά είναι εξαιρετικά μικρή, καθιστώντας έτσι δυσδιάκριτες τις τρεις γραφικές παραστάσεις στην περίπτωση που θα αναπαρίσταντο σε κοινούς άξονες.

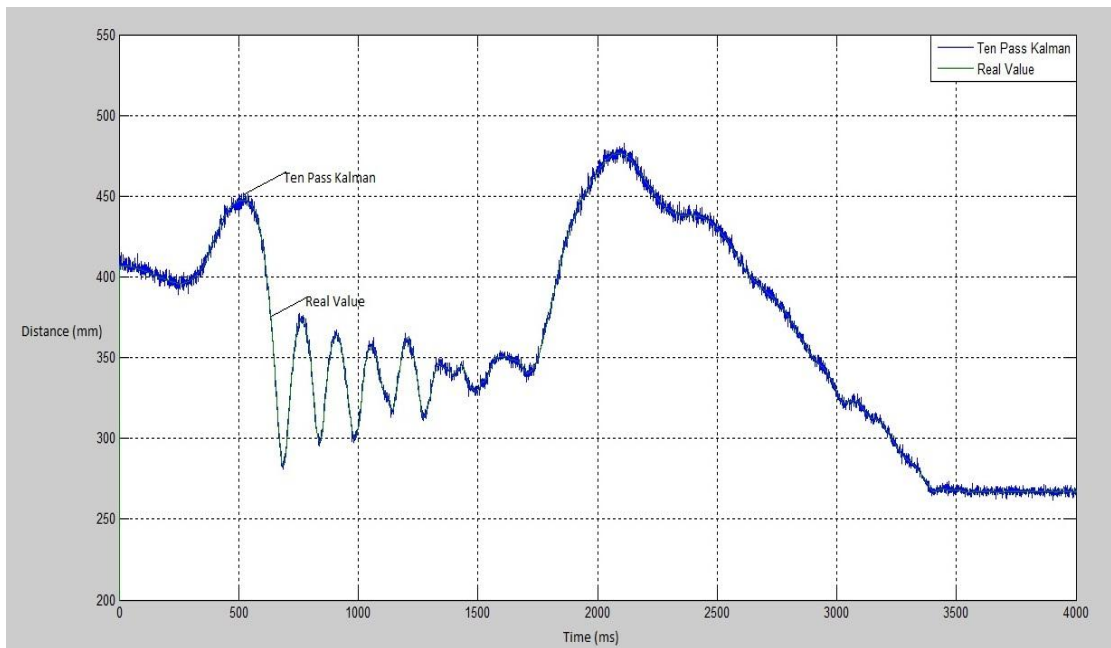
Παρατηρείται ότι στην περίπτωση της μίας εκτίμησης από το φίλτρο EKF το μέσο σφάλμα είναι 6mm, ενώ στην περίπτωση των δέκα εκτιμήσεων το σφάλμα μειώνεται στα 4,5mm. Φυσικά δεν είναι απαραίτητο να εφαρμόζεται σε κάθε περίπτωση ο αλγόριθμος των δέκα εκτιμήσεων για το φίλτρο. Αυτό εξαρτάται καθαρά από την ανοχή μας στο σφάλμα εκτίμησης.



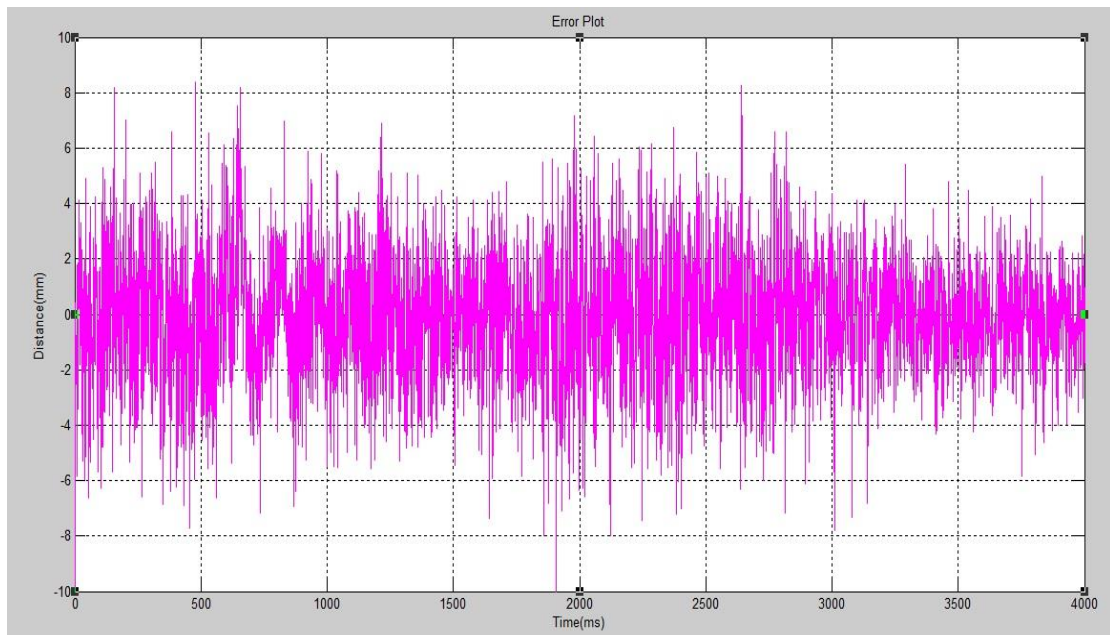
Σχήμα 39. Αποτέλεσμα εφαρμογής του one pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα y).



Σχήμα 40. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο one pass φίλτρο (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα γ).



Σχήμα 41. Αποτέλεσμα εφαρμογής του ten pass φίλτρου Κάλμαν σε κίνηση του ρομπότ (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα γ).



Σχήμα 42. Απόκλιση εκτιμώμενης τιμής από την πραγματική στο 10th pass φίλτρο (Εκτίμηση μετατόπισης κατά τον άξονα γ).

6. Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

6.1. Συμπεράσματα

Σκοπός της εργασίας ήταν κατά πρώτο λόγο η αξιολόγηση ενός αισθητήρα IMU με τη χρήση ενός συστήματος καμερών με δυνατότητα καταγραφής κίνησης και κατά δεύτερο η ανάπτυξη ενός μέσου απαλλαγής του συστήματος του τετράποδου ρομπότ, στο οποίο χρησιμοποιείται ο αισθητήρας IMU, από το συσσωρευόμενο σφάλμα καθ' όλη τη διάρκεια λειτουργίας του αισθητήρα.

Το σύστημα Phase Space για καταγραφή κίνησης προσφέρει ονομαστική ακρίβεια μέτρησης της τάξεως του μισού χιλιοστού, ακρίβεια την οποία πλησιάζει σε μεγάλο βαθμό και στην πραγματικότητα. Φυσικά απαραίτητη προϋπόθεση για την επίτευξη τόσο υψηλής ακρίβειας είναι η καλή γνώση των ιδιοτήτων του συστήματος καθώς και του τρόπου χρήσης του.

Μετά από μελέτη προηγούμενων εργασιών που πραγματοποιήθηκαν σχετικά με το σύστημα των καμερών καθώς του αναλυτικού οδηγού χρήσης του συστήματος, τα παραπάνω κατέστησαν δυνατά. Έτσι το σύστημα των καμερών διαδραμάτισε σημαντικό ρόλο στον καθορισμό της ποιότητας των μετρήσεων του αισθητήρα κάτω από διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας, καθώς και στη διαμόρφωση άποψης για την εν γένει συμπεριφορά του.

Στον τομέα του φιλτραρίσματος των μετρήσεων που προέρχονται από τον αισθητήρα IMU και στην προσπάθεια «καθαρισμού» τους από το θόρυβο που αυτές περιλαμβάνουν, είναι βέβαιο πως υπάρχουν περιθώρια βελτίωσης του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε για το σκοπό αυτό. Εξάλλου το φίλτρο Κάλμαν διατυπώθηκε πριν από πέντε περίπου δεκαετίες και συνεχίζει ακόμα και σήμερα να επιδέχεται βελτιώσεων.

Μία πρώτη βελτίωση της εκτίμησης της κατάστασης του συστήματος επιτεύχθηκε υλοποιώντας παράλληλα με τον αλγόριθμο EKF, έναν επιπλέον

αλγόριθμο, ο οποίος αύξησε την παρεχόμενη ακρίβεια του συστήματος που αναπτύχθηκε.

6.2. Μελλοντική Εργασία

Στον τομέα της χρησιμοποίησης του συστήματος των καμερών, θα είναι σημαντική για τη μελλοντική χρήση του σε σχέση με το ρομπότ, η πραγματοποίηση μίας μελέτης τοποθέτησης των καμερών σε σταθερές θέσεις, π.χ. μέσω στηριγμάτων. Η κίνηση αυτή θα αυξάνει την ακρίβεια του συστήματος χωρίς ταυτόχρονα να μειώνει τη φορητότητά του. Επίσης θα έχει σημαντική συμβολή στο να είναι πλέον η βαθμονόμηση του συστήματος απαραίτητη σε όχι τόσο κοντινά μεταξύ τους χρονικά διαστήματα.

Επιπροσθέτως είναι απαραίτητο να εισαχθεί στον υπολογιστή του τετράποδου ρομπότ ο κώδικας που έχει αναπτυχθεί, έτσι ώστε να είναι δυνατή η αξιοποίηση των αποτελεσμάτων του σε πραγματικό χρόνο και όχι μόνο σε κατόπιν επεξεργασία (post processing).

Σημαντικό ρόλο, τέλος, θα διαδραματίσει σε οποιαδήποτε μελέτη προς την ίδια κατεύθυνση, η εξακρίβωση με το βέλτιστο δυνατό τρόπο του θορύβου τον οποίο εισάγει στις μετρήσεις ο αισθητήρας IMU, καθώς και ο προσδιορισμός της πηγής ή/και των πηγών αυτού.

Ο θόρυβος αποτελεί, δυστυχώς, αναπόσπαστο κομμάτι οποιουδήποτε αισθητήρα IMU, επηρεάζοντας έτσι άμεσα και αναπόφευκτα το εκάστοτε σύστημα στο οποίο χρησιμοποιείται.

Στην περίπτωση του τετράποδου ρομπότ, ο θόρυβος αυτός, αφού περαστεί από ένα φίλτρο Butterworth, πλησιάζει πολύ κοντά στο να θεωρηθεί λευκός θόρυβος. Έχει διαπιστωθεί εν τούτοις ότι λαμβάνει διαφορετικές τιμές ανάλογα με τις συνθήκες διεξαγωγής του εκάστοτε πειράματος. Λόγω της φύσης του θορύβου και του τρόπου διεξαγωγή των πειραμάτων δεν έχει καταστεί ακόμη δυνατό να

μελετηθεί πλήρως ο εν λόγω θόρυβος, κυρίως διότι δεν υπάρχει κάποιο αξιόπιστο μέτρο σύγκρισης. Επί παραδείγματι ο θόρυβος του αισθητήρα IMU είναι διαφορετικός όταν το ρομπότ είναι ακίνητο ή εκτελεί απλούστερες κινήσεις, σε σχέση με τις περιπτώσεις που εκτελεί κάποιον αριθμό αναπηδήσεων και το κέντρο μάζας του μετακινείται στο χώρο.

7. Βιβλιογραφία

- [1] Γοναλάκης Η., «Υλοποίηση πειραματικών εφαρμογών καταγραφής και ανάλυσης κίνησης σώματος στο χώρο σε πραγματικό χρόνο μέσω οπτικού συστήματος», Μεταπτυχιακή Εργασία, Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ, Αθήνα, 2009.
- [2] Παπαδόπουλος Ε., “Θέση και προσανατολισμός”, Σημειώσεις μαθήματος «Ευφυή συστήματα ελέγχου και ρομποτική», Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ, Αθήνα, 2004.
- [3] Σακαλής Γ., «Προσδιορισμός Προσανατολισμού Τετράποδου Οχήματος σε Τρεις Διαστάσεις και σε Πραγματικό Χρόνο», Μεταπτυχιακή Εργασία, Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ, Αθήνα, 2008.
- [4] Χατζάκος Π., «Παραμετρική ανάλυση και συστηματικός σχεδιασμός ρομπότ με πόδια», Διδακτορική διατριβή, Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ, Αθήνα, 2009.
- [5] Χερουβείμ Ν. Δ., «Δυναμική και έλεγχος ρομποτικών συστημάτων με πόδια», Διδακτορική διατριβή, Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών ΕΜΠ, Αθήνα, 2009.
- [6] Chemistruck H. M., Binns R., Ferris J. B., “Correcting INS drift in terrain surface measurements”, *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, Vol. 133, March, 2011.
- [7] Gelb A., ed., “*Applied Optimal Estimation*”, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1974.
- [8] Grewal M. S., Andrews A. P., “*Kalman Filtering: Theory and Practice Using Matlab*”, John Wiley & Sons INC., Hoboken, New Jersey, 2008.
- [9] Huang Sh., “Understanding Extended Kalman Filter”, ARC Centre of Excellence for Autonomous Systems (CAS) Faculty of Engineering and Information Technology, University of Technology, Sydney, Australia, April, 2010.

- [10] Kleinbauer R., "Kalman Filtering Implementation with Matlab", Universität Stuttgart, Helsinki, Finland, November, 2004.
- [11] Lin P., Komsuoglu H., Koditschek D., "Sensor Data Fusion for Body State Estimation in a Hexabot Robot With Dynamical Gaits", *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 22, No. 5, October, 2006.
- [12] Maybeck P. S., "Stochastic Models Estimation and Control", Academic Press INC., London, 1982
- [13] Nikolakakis A., Kontolatis I., Cherouvim N., Chatzakos P., Papadopoulos E., "Implementation of a quadruped robot pronking/bounding gait using a multipart controller", *Proceedings of the ASME 2010 Dynamic Systems and Control Conference*, Cambridge, Massachusetts, USA, September 12-15, 2010, pp. 1-5.
- [14] Ribeiro M. I., "Kalman and Extended Kalman Filters: Concept, Derivation and Properties", Institute for Systems and Robotics, Lisbon, Portugal, February 2004.
- [15] Simon D., "Optimal State Estimation: H-Infinity and Nonlinear Approaches", John Wiley & Sons INC., Hoboken, New Jersey, 2006.
- [16] Tegopoulou A., Papadopoulos E., "Determination of Rigid-Body Pose from Imprecise Point Position Measurements", *Proceedings of the 2011 International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS '11)*, San Francisco, CA, USA, September, 2011.
- [17] Zarchan P., Musoff H., "Fundamentals of Kalman Filtering: A Practical Approach", American Institute of Aeronautics and Astronautics, USA, April, 2005.
- [18] <http://www.mathworks.com>
- [19] <http://phasespace.com/>
- [20] ADIS16354 datasheet.