



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ & ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

Εντοπισμός θέσης αυτόνομα κινούμενου
ρομπότ σε πραγματικό χρόνο με
φίλτρα σωματιδίων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θεοδώρα Ν. Καραλή

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Σ. Τζαφέστας

Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2009



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ & ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

Εντοπισμός θέσης αυτόνομα κινούμενου
ρομπότ σε πραγματικό χρόνο με
φίλτρα σωματιδίων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θεοδώρα Ν. Καραλή

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Σ. Τζαφέστας

Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2009



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ & ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

Εντοπισμός θέσης αυτόνομα κινούμενου
ρομπότ σε πραγματικό χρόνο με
φίλτρα σωματιδίων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θεοδώρα Ν. Καραλή

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Σ. Τζαφέστας

Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την Οκτωβρίου 2009.

.....
Κωνσταντίνος Τζαφέστας

.....
Τρύφων Κουσιουρής

.....
Μαράτος Νικόλαος

Επ. καθηγητής Ε.Μ.Π.

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2009

.....

Θεοδώρα Ν. Καραλή

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

Copyright © Θεοδώρα Ν. Καραλή, 2009.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας ασχοληθήκαμε με το πρόβλημα καθολικού εντοπισμού θέσης (global localization) ενός αυτόνομα κινούμενου ρομπότ με χρήση τεχνικών φίλτρων σωματιδίων (particle filters). Το πρόβλημα αφορά στον προσδιορισμό της θέσης του ρομπότ καθώς αυτό κινείται σε γνωστό περιβάλλον όταν όμως δεν είναι γνωστή η αρχική του θέση.

Ο εντοπισμός θέσης ενός κινούμενου ρομπότ, που είναι ένα από τα κύρια προβλήματα που πρέπει να λυθούν ώστε να μπορεί το κινούμενο ρομπότ να πλοηγηθεί και να εξερευνήσει αυτόνομα ένα τυπικό εσωτερικό χώρο, περιλαμβάνει την εκτίμηση θέσης (θέση σε δισδιάστατο χώρο και προσανατολισμός) του ρομπότ σύμφωνα με τις μετρήσεις των αισθητήρων του και του γνωστού χάρτη του περιβάλλοντος. Στο πρόβλημα καθολικού εντοπισμού θέσης, η αρχική θέση του ρομπότ δεν είναι γνωστή και θα καθοριστεί από το μηδέν μετά από μια σειρά κινήσεων.

Τα τελευταία χρόνια, τεχνικές βασισμένες σε φίλτρα σωματιδίων έχουν χρησιμοποιηθεί με μεγάλη επιτυχία σε πολλούς τομείς, ιδιαίτερα στον καθολικό εντοπισμό θέσης κινούμενων ρομπότ. Τα φίλτρα σωματιδίων επιτυγχάνουν το στόχο αυτό χρησιμοποιώντας ανακριβή (στοχαστικά, μη Γκαουσιανά) μοντέλα για τους μηχανισμούς κίνησης και τους αισθητήρες του ρομπότ, αναπαριστώντας την τρέχουσα κατανομή πιθανότητας κατάστασης προσεγγιστικά με κάποια τυχαία δείγματα στο χώρο κατάστασης.

Μετά από μία σύντομη ανασκόπηση των βασικών εννοιών και μεθόδων που σχετίζονται με τον εντοπισμό θέσης αυτόνομα κινούμενων ρομπότ και των προτάσεων της σύγχρονης βιβλιογραφίας για την αποδοτική και όσο το δυνατόν πιο ακριβή επίλυση του προβλήματος, προτείνεται μια μέθοδος αλγοριθμικής υλοποίησης. Η μέθοδος αυτή μειώνει το υπολογιστικό κόστος ενώ στοχεύει σε ικανοποιητική ακρίβεια. Στη συνέχεια η μέθοδος αυτή υλοποιήθηκε σε επίπεδο προσομοίωσης, με τη χρήση του πακέτου λογισμικού προσομοίωσης κινούμενων ρομπότ Webots. Η τροποποιημένη μέθοδος που προτείνεται χρησιμοποιεί ένα μικρό αριθμό particles τα οποία έχουν μεγάλη κινητικότητα ώστε να εντοπίζουν τη θέση του ρομπότ. Η κινητικότητα των particles σταδιακά φθίνει για να εξισωθεί το εκτιμώμενο στοχαστικό σφάλμα οδομετρίας του ρομπότ με αυτό στο πιθανοτικό μοντέλο κίνησης των particles. Παρουσιάζεται συγκριτική μελέτη του απλού φίλτρο σωματιδίων και της προτεινόμενης προσαρμοστικής μεθόδου, για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων προσαρμογής.

Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν τα συγκριτικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα κάθε μοντέλου εκτίμησης εφαρμοζόμενου στον καθολικό εντοπισμό θέσης του ρομπότ, και καταδεικνύουν μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Αυτόνομα κινούμενα ρομπότ, βέλτιστη καθολική εκτίμηση θέσης κινούμενου ρομπότ, φίλτρα σωματιδίων, επαναδειγματοληψία, στοχαστικά μοντέλα οδομετρίας

SUMMARY

In the present diploma thesis we deal with the problem of global localization of an autonomous mobile robot using particle filters. The objective of this problem is to determine the robot state from scratch while the robot moves in a known environment but with an unknown initial position.

Mobile robot localization, which is one of the most fundamental problems that have to be solved before a mobile robot can navigate and explore autonomously in ordinary indoor environment, involves the estimation of the pose (position and orientation) of the robot based on its sensor measurements and a prior map of the environment. In global localization problems, the initial state of the robot is unknown and it will be determined from scratch after a series of motions.

Over the last years, particle filters have been applied with great success in many fields, especially in mobile robot global localization. The method, which can accommodate inaccurate (stochastic) robot motion models and imperfect sensors, represents the current state probability distribution approximated by some random samples.

After a short review of the basic concepts and methods related to the problem of mobile robot localization and a presentation of the modern bibliography proposals on efficient and robust localization, we present an alternative localization method. With limited computational resources, we aim to achieve satisfying accuracy. We simulate the proposed method using the mobile robot simulation platform Webots. The proposed method uses a limited number of particles with relatively high mobility, in order to obtain a robot pose estimate. This mobility is gradually reduced so that the stochastic error in the particles' movement becomes almost the same as the error assumed in the probabilistic robot motion model. We present comparisons between the classic particle filter and the proposed adaptive method and comparative results for various alternatives (adaptation parameters variants) of the proposed method.

Simulation results show the comparative advantages and disadvantages of each method as applied to the mobile robot global localization problem, highlighting future research directions in such methodological frameworks.

KEY WORDS

Autonomous mobile robots, robot global localization, particle filters, resampling stochastic odometry models

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Κωνσταντίνο Τζαφέστα, για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο πρόσωπο μου δίνοντας μου την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα ιδιαίτερα ενδιαφέρον θέμα και για την αμέριστη βοήθεια και συμπαράστασή του σε όλες τις φάσεις εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	14
1.1 Ιστορικά στοιχεία και ορισμοί.....	14
1.2 Είδη ρομπότ.....	15
1.3 Κινούμενα ρομπότ.....	18
1.3.1 Μηχανισμοί κίνησης στο χώρο κινούμενων ρομπότ.....	19
1.3.2 Αισθητήρες κινούμενου ρομπότ	20
1.3.3 Εντοπισμός θέσης κινούμενου ρομπότ	21
1.4 Στόχοι διπλωματικής εργασίας.....	25
1.5 Δομή εργασίας.....	26
Κεφάλαιο 2: Πιθανοτικός Εντοπισμός Θέσης Ρομπότ	28
2.1 Πιθανοτικές μέθοδοι.....	28
2.1.1. Bayes filter	28
2.1.2 Γκαουσιανά φίλτρα	30
2.1.3 Μη παραμετρικά φίλτρα	32
2.2 Φίλτρο σωματιδίων	33
2.2.1 Περιορισμένη υπολογιστική ισχύς	36
2.2.2 Cluster particle filter (CPF)	37
2.2.3 Προσαρμοστικό φίλτρο σωματιδίων	39
2.2.4 Προσαρμοστικό φίλτρο σωματιδίων πραγματικού χρόνου	40
2.2.5 Προσαρμοστικό φίλτρο σωματιδίων πραγματικού χρόνου	41
2.3 Σύνοψη κεφαλαίου	33
Κεφάλαιο 3: Τροποποιημένη μέθοδος προσαρμοστικού φίλτρου σωματιδίων	44
3.1 Γενικά.....	44
3.2 Μοντέλο κίνησης	46
3.3 Μοντέλο αισθητήρα.....	47
3.4 Μοντέλο παρατήρησης	47
3.5 Επαναδειγματοληψία.....	49
3.6 Προτεινόμενη τροποποίηση μεθόδου φίλτρο σωματιδίων.....	52
3.7 Αλγόριθμος εφαρμογής.....	53
Κεφάλαιο 4: Προσομοίωση και πειραματικά αποτελέσματα	57

4.1 Προσομοίωση.....	57
4.1.1 Webots.....	57
4.1.2 Μοντελοποίηση και προσομοίωση του ρομπότ Pioneer 2-DX™.....	57
4.1.3 Μοντελοποίηση του περιβάλλοντος προσομοίωσης.....	60
4.1.4 Σφάλμα μοντέλου οδομετρίας.....	60
4.1.5 Μοντελοποίηση δειγμάτων.....	61
4.2 Παρουσίαση πειραματικών αποτελεσμάτων.....	62
Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα	79
Βιβλιογραφία.....	81

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο, αναφερόμαστε γενικά στα ρομπότ, σε διάφορα είδη κινούμενων ρομπότ καθώς και στο μηχανισμό κίνησης των κινούμενων ρομπότ και τα είδη των αισθητήρων που χρησιμοποιούνται για την αντίληψη του περιβάλλοντος. Γίνεται επίσης μια εισαγωγή στον εντοπισμό θέσης των κινούμενων ρομπότ. Περιγράφονται διαφορετικές τεχνικές και προβλήματα. Τέλος, παραθέτουμε τους στόχους και τη δομή της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

1.1 Ιστορικά στοιχεία και ορισμοί

Οι ιστορίες για φανταστικούς βοηθούς και συντρόφους και οι προσπάθειες για τη δημιουργία τους έχουν μακρά ιστορία αλλά πλήρως αυτόνομες μηχανές δεν εμφανίστηκαν πριν από τον 20^ο αιώνα. Η εισαγωγή της έννοιας των ρομπότ έγινε το 1921 από τον Τσέχο θεατρικό συγγραφέα Karel Capek με το θεατρικό έργο «Rossum's Universal Robots».



Εικόνα 1.1: Σκηνή από το έργο Rossum's Universal Robots που δείχνει τρία ρομπότ.

Στο τελευταίο ο συγγραφέας φαντάζεται ένα μηχανικό κατασκεύασμα, το οποίο και ονομάζει ρομπότ από την τσέχικη λέξη *robo*ta για την καταναγκαστική εργασία.

Τα ρομπότ χρησιμοποιούνται στην βιομηχανία από το 1961. Το πρώτο βιομηχανικό ρομπότ ήταν το Unimate, ένας βραχίονας που χρησιμοποιούνταν στη συγκόλληση αυτοκινήτων και την μετακίνηση καυτών χυτών κύβων .



Εικόνα 1.2: Το πρώτο Unimate.

Σύμφωνα με το Robot Institute of America, ως ρομπότ μπορούμε να ορίσουμε ένα μηχανισμό σχεδιασμένο ώστε, μέσω προγραμματιζόμενων κινήσεων, να μεταφέρει υλικά, τεμάχια, εργαλεία ή ειδικευμένες συσκευές με σκοπό την επιτέλεση

ποικιλίας εργασιών. Σήμερα τα βιομηχανικά ρομπότ χρησιμοποιούνται ευρέως σε εργασίες που είναι επαναλαμβανόμενες και που απαιτούν ακρίβεια, όπως η συγκόλληση αυτοκινήτων ή η τοποθέτηση συστατικών σε ηλεκτρονικές πλακέτες.

Ένας ρομποτικός μηχανισμός περιλαμβάνει συνήθως τις ακόλουθες συνιστώσες:

- Ένα μηχανολογικό υποσύστημα, το οποίο ενσωματώνει τη δυνατότητα του ρομπότ για εκτέλεση έργου. Το υποσύστημα αυτό αποτελείται από μηχανισμούς που επιτρέπουν στο ρομπότ να κινείται όπως αρθρώσεις, συστήματα μετάδοσης κίνησης, επενεργητές-κινητήρες, οδηγούς κλπ..
- Ένα υποσύστημα αίσθησης, μέσω του οποίου το ρομπότ συγκεντρώνει πληροφορίες για την κατάσταση στην οποία βρίσκονται τόσο το ίδιο όσο και το περιβάλλον. Το υποσύστημα αυτό εκτός των άλλων είναι υπεύθυνο για την αποδοχή των εξωτερικών εντολών, την επεξεργασία τους, τη μετάφρασή τους σε ηλεκτρική ισχύ που θα δοθεί στους κινητήρες του ρομπότ, καθώς επίσης και για την παραγωγή σημάτων εξόδου που θα πληροφορούν για την κατάσταση του συστήματος. Στο υποσύστημα αίσθησης περιλαμβάνονται όργανα μετρήσεως, αισθήσεως, ηλεκτρονικά στοιχεία κλπ..
- Ένα σύστημα ελέγχου, το οποίο συνδυάζει κατάλληλα την αίσθηση με τη δράση, έτσι ώστε το ρομπότ να λειτουργεί αποτελεσματικά και με τον επιθυμητό τρόπο. Ο ελεγκτής του ρομπότ επιβλέπει και συντονίζει ολόκληρο το σύστημα, για τη σχεδίαση και υλοποίησή του δε απαιτείται ο συνδυασμός γνώσεων από πολλές γνωστικές περιοχές, όπως είναι ο αυτόματος έλεγχος, η τεχνητή νοημοσύνη, η επιστήμη των υπολογιστών κλπ..

1.2 Είδη ρομπότ

Κατά την πολυετή εξέλιξη της επιστήμης της ρομποτικής προέκυψαν διάφορα είδη ρομποτικών μηχανισμών, οι οποίοι διαφέρουν σημαντικά στη μορφή, αποτελούνται όμως από αντίστοιχα επιμέρους υποσυστήματα. Τα τελευταία είναι αυτά που αναφέραμε παραπάνω, δηλαδή το μηχανολογικό υποσύστημα, το υποσύστημα αίσθησης και το σύστημα ελέγχου.

Τα σπουδαιότερα είδη ρομπότ είναι τα παρακάτω:

- **Ρομπότ σταθερής βάσης:** τα ρομπότ αυτά αποτελούνται από διαδοχικά στερεά σώματα (σύνδεσμοι) που συνδέονται μέσω αρθρώσεων σχηματίζοντας μια κινηματική αλυσίδα. Η αλυσίδα αυτή έχει το ένα της άκρο (βάση) σταθερά συνδεδεμένο με κάποιο σημείο του περιβάλλοντος χώρου. Η μορφή αυτή ρομπότ είναι η παραδοσιακή μορφή ενός βιομηχανικού ρομποτικού βραχίονα, και περιλαμβάνει το βραχίονα, τον καρπό και το εργαλείο.



Εικόνα 1.3: Εργοστασιακός ρομποτικός βραχίονας.

- **Κινούμενα ρομπότ:** ως κινητά ρομπότ χαρακτηρίζονται όλα εκείνα τα ρομπότ που έχουν τη δυνατότητα να μετακινήσουν όλα τα σημεία του μηχανισμού τους. Η δυνατότητα αυτή προσφέρεται από ειδικά συστήματα προώθησης, τα οποία μπορεί να είναι είτε απλά (όπως τροχοί) είτε πολύπλοκα (όπως jet, προπέλες, μηχανικά πόδια). Τα κινούμενα ρομπότ διακρίνονται σε επιμέρους κατηγορίες ανάλογα με το βαθμό αυτονομίας τους. Έτσι έχουμε:
 - AGVs: τα AGVs (Automatic Guided Vehicles) έχουν περιορισμένη αυτονομία κίνησης, δεδομένου ότι η τροχιά τους είναι προκαθορισμένη μέσω καλωδίων στο έδαφος ή πομπών στον περιβάλλοντα χώρο.
 - Αυτόνομα Έντροχα Ρομπότ: τα ρομπότ αυτά λειτουργούν με αρκετά υψηλό βαθμό αυτονομίας. Πιο συγκεκριμένα μπορούν και λειτουργούν χωρίς συνεχή εξωτερική επίβλεψη και είναι ικανά να εκτελούν εργασίες αυτόνομα δεχόμενα μόνο ορισμένες υψηλού επιπέδου εντολές.



Εικόνα 1.4: Αυτόματα οδηγούμενη μηχανή που μεταφέρει ιατρικά εφόδια και αρχεία.



Εικόνα 1.5: Αυτόνομο έντροχο ρομπότ με αισθητήρα laser.

- Βαδίζοντα Ρομπότ: τα ρομπότ αυτά χρησιμοποιούν μηχανικά πόδια για την κίνησή τους και όχι συμβατικούς τροχούς όπως στις προηγούμενες δύο κατηγορίες. Τα κυριότερα πλεονεκτήματα της συγκεκριμένης υλοποίησης είναι η μεγάλη δυνατότητα αποφυγής εμποδίων και η ικανότητα αναρρίχησης σε ανώμαλα εδάφη και μη επίπεδες επιφάνειες. Από τα πιο συνηθισμένα ρομπότ αυτής της κατηγορίας είναι τα δίποδα ενώ δεν αποκλείονται και εφαρμογές με περισσότερα από δύο πόδια, π.χ. ρομπότ που μοιάζουν και κινούνται όπως οι αράχνες.



Εικόνα 1.6: Το ρομπότ iCub , σχεδιασμένο από το RobotCub Consortium.

- ROVs: τα ROVs (Remotely Operated Vehicles) ανήκουν στην κατηγορία των μη επανδρωμένων υποβρύχιων ρομπότ. Όπως υποδηλώνει το όνομά τους δεν έχουν μεγάλο βαθμό αυτονομίας, μιας και είναι συνδεδεμένα με το μητρικό πλοίο μέσω καλωδίου, το οποίο και καλύπτει τις ανάγκες του ρομπότ σε ενέργεια και επικοινωνίες. Τα ρομπότ αυτού του τύπου έχουν σχήμα κουτιού και κινούνται γενικά σε χαμηλές ταχύτητες.
- AUVs: τα AUVs (Autonomous Underwater Vehicles), αντίθετα με τα ROVs, είναι πλήρως αυτόνομα και κατά συνέπεια δεν έχουν την ανάγκη καλωδίου. Για τις ανάγκες τροφοδοσίας (ενέργεια) χρησιμοποιούνται ειδικές μπαταρίες, κάτι όμως που θέτει και περιορισμούς στη

λειτουργία των ρομπότ αυτών. Τα AUVs έχουν σχήμα τορπιλών και μπορούν να κινούνται με αρκετά μεγάλες ταχύτητες.

- Εναέρια ρομπότ: πρόκειται για μη επανδρωμένα υπτάμενα ρομπότ, όπως ελικόπτερα και αεροπλάνα. Τα ρομπότ αυτά έχουν διαρκώς αυξανόμενες εφαρμογές, όμως εξαιτίας της μειωμένης ακόμα σταθερότητας και ασφάλειας στη συμπεριφορά τους χρησιμοποιούνται για στρατιωτικούς σκοπούς.



Εικόνα 1.7: RQ-4 Global Hawk, μη επανδρωμένο εναέριο όχημα.

1.3 Κινούμενα ρομπότ

Η δυνατότητα κίνησης επεκτείνει σημαντικά την χρήση των ρομπότ. Μπορούν πια να χρησιμοποιηθούν για μεταφορά, εξερεύνηση, ξενάγηση, επιθεώρηση κτλ.. Πολύ γνωστές είναι οι εφαρμογές σαν οικιακοί βοηθοί, στον τομέα της διασκέδασης και στη βοήθεια ατόμων με αναπηρίες.



Εικόνα 1.8: Roomba, μια οικιακή ηλεκτρική σκούπα.

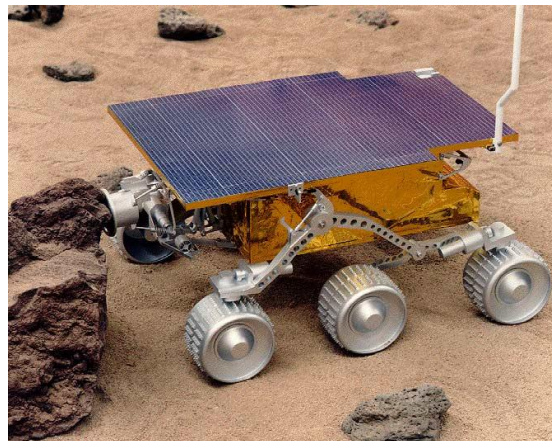


Εικόνα 1.9: TORIO, ένα ανδρικού τύπου ρομπότ που μπορεί να παίζει πινγκ-πονγκ.

Έχουν ερευνηθεί διάφορες εφαρμογές για την εισαγωγή κινούμενων ρομπότ σαν βοηθοί σε καταστήματα για γενικές εργασίες συγκέντρωσης και άλλες βιομηχανικές

εφαρμογές. Επιπλέον, έχουν προταθεί αυτόνομα συστήματα οδήγησης, αυτόνομα συστήματα οδικής αρτηρίας και αυτόνομα συστήματα αστικών κέντρων για την αύξηση της χωρητικότητας και την διευκόλυνση του συντονισμού και της κυκλοφορίας.

Συχνά, τα κινούμενα ρομπότ χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές σε περιβάλλοντα που δεν μπορούν να προσεγγιστούν από ανθρώπους ή είναι επικίνδυνα. Η εξερεύνηση του διαστήματος είναι μια ιδανική εφαρμογή για τα κινούμενα ρομπότ, καθώς είναι πολύ ευκολότερο για την εξερεύνηση ακόμα και των πιο κοντινών μας πλανητών, να χρησιμοποιήσουμε ρομπότ, αντί για ανθρώπους.



Εικόνα 1.10: Pathfinder NASA.

Μικρά κινούμενα ρομπότ χρησιμοποιούνται και από τον Αμερικανικό στρατό για περιπολία, καθώς και για υποβρύχια επιθεώρηση που παρουσιάζει πολλές δυσκολίες για τον άνθρωπο. Τα κινούμενα ρομπότ έχουν χρησιμοποιηθεί ακόμα και για την αγροτική παραγωγή, για τη συντήρηση και διατήρηση δασών, για τη φροντίδα θερμοκηπίων και το μάζεμα της σοδιάς. Τέλος, μια ιδιαίτερη περιοχή εφαρμογών των κινούμενων ρομπότ είναι στο πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης, στην γνωσιακή επιστήμη και ψυχολογία.

Ωστόσο, η δυνατότητα κίνησης δημιουργεί και προβλήματα. Τα μη κινούμενα ρομπότ δεν χρειάζονται να εντοπίζουν τη θέση τους καθώς βρίσκονται πάντα στην ίδια θέση. Ένα κινούμενο ρομπότ αντίθετα, πρέπει να γνωρίζει τη σωστή του θέση στον πραγματικό κόσμο ώστε να μπορεί να πάρει λογικές αποφάσεις για τις κινήσεις του, για παράδειγμα να φτάσει σε μια συγκεκριμένη θέση. Η επίτευξη αυτού του στόχου είναι ένα από τα βασικά προβλήματα στον τομέα των κινούμενων ρομπότ.

1.3.1 Μηχανισμοί κίνησης στο χώρο κινούμενων ρομπότ

Υπάρχουν τρεις βασικοί τύποι ρομποτικής κίνησης στο έδαφος:

- με τροχούς
- με πόδια

- με ερπύστριες (tracked)

Υπάρχουν και υβριδικά ρομποτικά οχήματα, τα οποία συνδυάζουν ελεγχόμενους αρθρωτούς μηχανισμούς – μηχανικά πόδια και τροχούς.

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο ενός pioneer, που είναι ένας τύπος έντροχου κινούμενου ρομπότ. Το σύστημα αυτό είναι διαθέσιμο στο εργαστήριο, και η εργασία μπορεί έτσι άμεσα να επεκταθεί στο προσεχές μέλλον σε πειραματικές δοκιμές επί του πραγματικού ρομπότ.

Θα ασχοληθούμε με τον μηχανισμό κίνησης με τροχούς καθώς το pioneer είναι ρομπότ με τροχούς. Υπάρχουν πολλές διαφορετικές διατάξεις ρομπότ με τροχούς. Τα ρομπότ με τροχούς δουλεύουν καλύτερα σε επίπεδη επιφάνεια, όπου ο τροχός είναι περισσότερο αποδοτικός. Είναι επίσης εύκολο να υπολογιστεί πόσο έχει ταξιδέψει ο τροχός σε αυτή την επιφάνεια. Από την άλλη μεριά, η κίνηση με τροχούς δεν είναι τόσο αποδοτική σε άγριες επιφάνειες, όπου η κλίση και η υφή της επιφάνειας αλλάζει διαρκώς προκαλώντας ολίσθηση του τροχού. Εδώ είναι πιο κατάλληλο ένα ρομπότ με πόδια. Οι διατάξεις ρομπότ με πόδια ποικίλουν από αυτή με ένα πόδι έως τα ρομπότ με έξι πόδια τα οποία είναι δημοφιλή γιατί παρέχουν στατική ευστάθεια, δηλαδή είναι σταθερά ακόμη και όταν κινούνται. Το μειονέκτημα είναι ότι τα ρομπότ με πόδια δεν είναι τόσο αποδοτικά στις επίπεδες επιφάνειες όσο αυτά με ρόδες. Τα tracked ρομπότ παρέχουν καλύτερη κινητικότητα σε άγριες επιφάνειες και είναι πιο αποδοτικά από τα πόδια σε επίπεδη επιφάνεια. Το μειονέκτημά τους είναι ότι ολισθαίνουν όταν στρίβουν, καθιστώντας δύσκολη την πρόβλεψη του προσανατολισμού και της θέσης του ρομπότ μετά την κίνηση.

1.3.2 Αισθητήρες κινούμενου ρομπότ

Για να μπορεί να αντιλαμβάνεται το περιβάλλον, ένα κινούμενο ρομπότ χρειάζεται κάποιο είδος αισθητήρων. Οι αισθητήρες μπορούν να διαχωριστούν σε:

- ενεργούς
- παθητικούς

καθώς και σε

- proprioceptive
- exteroceptive

Ένας ενεργός αισθητήρας στέλνει ένα σήμα και περιμένει αυτό να αντανακλαστεί στα εμπόδια. Στη συνέχεια μπορεί να καθορίσει την απόσταση από το εμπόδιο μετρώντας τη χρονική διαφορά μεταξύ της αποστολής και της λήψης του σήματος.

Τα κινούμενα ρομπότ συχνά χρησιμοποιούν sonar ή laser ως ενεργούς αισθητήρες, οι οποίοι εκπέμπουν ήχο ή φως ανάλογα. Και οι δύο αυτοί αισθητήρες έχουν

πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα ο ένας ως προς τον άλλον, αλλά το κύριο πλεονέκτημα του laser είναι η ακρίβεια του και το πλεονέκτημα του sonar είναι η τιμή του σε σύγκριση με το laser.

Οι παθητικοί αισθητήρες μόνο λαμβάνουν σήματα από το περιβάλλον. Υπάρχουν πολλά είδη παθητικών αισθητήρων που χρησιμοποιούν τα κινούμενα ρομπότ. Η κάμερα είναι ένα καλό παράδειγμα παθητικού αισθητήρα αλλά υπάρχουν και άλλα είδη, όπως τα παθητικά sonars.

Οι proprioceptive αισθητήρες μετρούν δεδομένα από το ρομπότ. Αυτά τα δεδομένα μπορούν να προκύψουν από μια ποικιλία πηγών όπως η μπαταρία ή οι κινητήρες. Οι exteroceptive αισθητήρες συλλέγουν δεδομένα από το περιβάλλον και εξάγουν features από τα δεδομένα που λαμβάνουν, για παράδειγμα απόσταση από ένα αντικείμενο εάν ο αισθητήρας είναι sonar.

Τα είδη αισθητήρων που συναντά κανείς συνήθως στα κινούμενα ρομπότ είναι:

- **Αισθητήρες επαφής:** Bumpers
- **Εσωτερικοί αισθητήρες:**
 - επιταχυνσιόμετρα
 - γυροσκόπια
 - πυξίδες, μετρητές κλίσης
- **Προσεγγιστικοί αισθητήρες**
 - Sonar
 - Radar
 - Laser range-finders
 - Infrared
- **Οπτικοί αισθητήρες:** κάμερες
- **Δορυφορικοί αισθητήρες:** GPS

1.3.3 Εντοπισμός θέσης κινούμενου ρομπότ

Η πλοήγηση είναι μια από τις πιο απαιτητικές εργασίες ενός κινούμενου ρομπότ. Για να είναι επιτυχημένη η πλοήγηση απαιτείται επιτυχία στα τέσσερα βασικά συστατικά στοιχεία της:

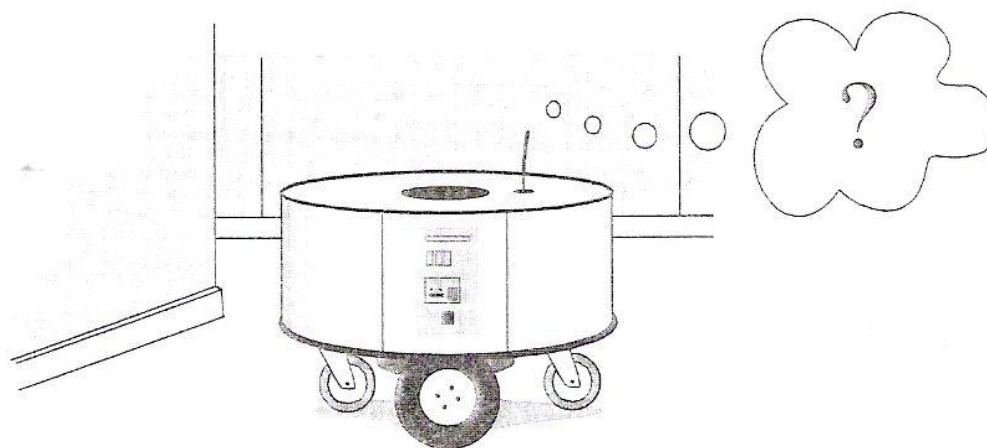
(α) *αντίληψη*: το ρομπότ θα πρέπει να εξάγει από τους αισθητήρες χρήσιμα δεδομένα, συνθέτοντας συνεχώς γνώση για την κατάσταση του ιδίου και του περιβάλλοντός του,

(β) *εντοπισμός θέσης*: το ρομπότ θα πρέπει να γνωρίζει συνεχώς τη θέση του στο περιβάλλον,

(γ) *συλλογισμός (reasoning, cognition)*: το ρομπότ θα πρέπει να αποφασίσει πώς θα κινηθεί ώστε να επιτύχει τους στόχους του, και

(δ) *έλεγχος κίνησης*: το ρομπότ θα πρέπει να ρυθμίζει τις εξόδους των μηχανών ώστε να επιτύχει το επιθυμητό διάλυμα θέσης.

Από αυτά τα τέσσερα συστατικά, ο εντοπισμός της θέσης έχει προσελκύσει το μεγαλύτερο ερευνητικό ενδιαφέρον την τελευταία δεκαετία και σαν αποτέλεσμα έχει επέλθει σημαντική πρόοδος.



Εικόνα 1.11: Εντοπισμός θέσης.

1.3.3.1 Ορολογία

Θα ορίσουμε την ορολογία για τον εντοπισμό θέσης του κινούμενου ρομπότ. Η θέση περιγράφει τη θέση και τον προσανατολισμό του κινούμενου ρομπότ. Θα είναι της μορφής (x, y, θ) όπου με x, y περιγράφουμε τη θέση του ρομπότ στο δισδιάστατο χώρο και με θ τον προσανατολισμό του ρομπότ. Άρα έχουμε 3 βαθμούς ελευθερίας (β.ε.). Οι βαθμοί ελευθερίας δείχνουν με πόσους τρόπους μπορεί να κινηθεί το ρομπότ. Το ρομπότ που θα χρησιμοποιήσουμε μπορεί να βρεθεί σε οποιοδήποτε σημείο του δισδιάστατου χώρου, δηλαδή δύο β.ε. και μπορεί να προσανατολίσει τον εαυτό του με οποιοδήποτε προσανατολισμό σε οποιαδήποτε θέση. Άρα συνολικά είναι σύστημα τριών β.ε. Η εκτίμηση (belief) είναι επίσης μια σημαντική έννοια που χρησιμοποιείται στον εντοπισμό θέσης. Η εκτίμηση αναπαριστά τη θέση ή τις θέσεις όπου το ρομπότ νομίζει πως βρίσκεται, η

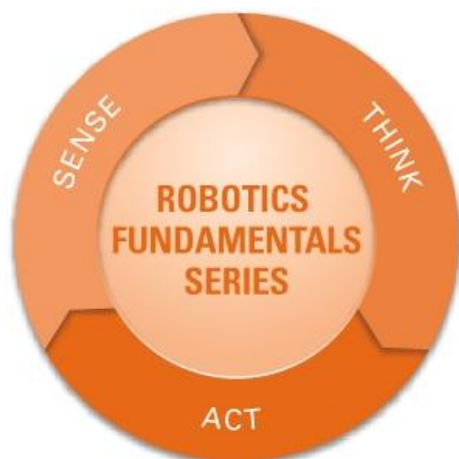
οποία δεν είναι η αληθινή θέση στον πραγματικό κόσμο. Η εκτίμηση μας οδηγεί στην έννοια της υπόθεσης, που επίσης χρησιμοποιείται στη στατιστική. Κατά αυτή την έννοια η υπόθεση σημαίνει την πιθανή θέση του ρομπότ το οποίο προσπαθούμε να εντοπίσουμε στο χώρο. Μπορεί να έχουμε πολλαπλή ή απλή υπόθεση ανάλογα με τη μέθοδο που χρησιμοποιούμε.

1.3.3.2 Οδομετρία

Ο πιο βασικός τρόπος να καταλάβει ένα ρομπότ σε ποια θέση βρίσκεται είναι να χρησιμοποιήσει κάποιο είδος μέτρησης της κίνησής του. Ένα ανάλογο αυτού είναι το πόσο ο άνθρωπος υπολογίζει τις αποστάσεις μετρώντας την απόσταση του βήματός του και στη συνέχεια υπολογίζοντας πόσα βήματα ήταν η διαδρομή. Από αυτό προκύπτει ένα πρόβλημα: η απόσταση του βήματος δεν είναι πάντα ίδια και κατά μήκος μιας μεγάλης διαδρομής ένα μικρό σφάλμα στην απόσταση του βήματος είναι αθροιστικό. Το ίδιο πρόβλημα ισχύει για τα ρομπότ, υπάρχει πάντα θόρυβος στους αισθητήρες που μετρούν την απόσταση που καλύπτει το ρομπότ και επομένως δεν μπορούμε να είμαστε σίγουροι για το πού βρίσκεται το ρομπότ όταν έχει διανύσει μεγάλη απόσταση. Αυτός είναι ένας από τους λόγους που χρειαζόμαστε συστήματα εντοπισμού θέσης. Τα ρομπότ με τροχούς χρησιμοποιούν αισθητήρες περιστροφών για να μετρήσουν την απόσταση που διανύει κάθε τροχός. Αυτό ονομάζεται οδομετρία και με την οδομετρία μπορούμε να υπολογίσουμε τη θέση και τον προσανατολισμό του ρομπότ. Η οδομετρία είναι ικανοποιητική για μικρές αποστάσεις αλλά δεν παρέχει αξιόπιστες πληροφορίες για μεγαλύτερες αποστάσεις. Η διαδικασία εντοπισμού θέσης είναι αντικείμενο εντατικής έρευνας την τελευταία δεκαετία και υπάρχουν πολλές διαφορετικές μέθοδοι οι οποίες ισχύουν υπό διαφορετικές προϋποθέσεις και σε διαφορετικά περιβάλλοντα.

Εάν μπορούσαμε να προσαρμόσουμε έναν ακριβή αισθητήρα GPS (σύστημα global positioning) σε ένα κινούμενο ρομπότ, το μεγαλύτερο μέρος του προβλήματος θα παρακάμπτονταν. Το GPS θα ενημέρωνε το ρομπότ για την ακριβή του θέση, εντός και εκτός κτιρίων, επομένως η απάντηση στο ερώτημα «πού βρίσκομαι?» θα ήταν πάντα άμεσα διαθέσιμη. Δυστυχώς, ένας τέτοιος αισθητήρας δεν είναι προς το παρόν πρακτικός. Το υπάρχον δίκτυο GPS παρέχει ακρίβεια κάποιων μέτρων, το οποίο είναι μη αποδεκτό για κινούμενα ρομπότ στο μέγεθος του ανθρώπου καθώς και για ρομπότ μινιατούρες. Επιπλέον, οι τεχνολογίες GPS δεν μπορούν να λειτουργήσουν σε εσωτερικούς χώρους ή σε αποκλεισμένες περιοχές και επομένως έχουν περιορισμένο χώρο εργασίας.

Αλλά πέρα από τους περιορισμούς του GPS, ο εντοπισμός θέσης σημαίνει περισσότερο από τη γνώση της απόλυτης θέσης ως προς το σύστημα αναφοράς της γης. Έστω ένα ρομπότ που αλληλεπιδρά με ανθρώπους.



Εικόνα 1.12: Ακολουθία αρχών ρομποτικής.

Αυτό το ρομπότ μπορεί να χρειάζεται να αναγνωρίσει την απόλυτη θέση του, αλλά η σχετική του θέση ως προς τους ανθρώπινους στόχους είναι εξίσου σημαντική. Η εργασία εντοπισμού θέσης περιλαμβάνει την αναγνώριση των ανθρώπων με τους αισθητήρες και στη συνέχεια τον υπολογισμό της σχετικής του θέσης ως προς τους ανθρώπους. Επιπλέον, κατά το βήμα γνώσης (cognition) το ρομπότ επιλέγει μια στρατηγική για την επίτευξη των στόχων του. Εάν στόχος του είναι μια συγκεκριμένη θέση, ο εντοπισμός θέσης δεν είναι αρκετός. Το ρομπότ θα πρέπει να αποκτήσει ή να κατασκευάσει ένα μοντέλο του περιβάλλοντος, ένα χάρτη, ο οποίος το βοηθά να σχεδιάσει μια διαδρομή προς το στόχο.

Για άλλη μια φορά, ο εντοπισμός θέσης σημαίνει περισσότερο από τον απλό καθορισμό της απόλυτης θέσης στο χώρο-σημαίνει τη δημιουργία χάρτη και την αναγνώριση της σχετικής θέσης του ρομπότ ως προς το χάρτη.

Υπάρχουν πολλοί τύποι χαρτών, οι οποίοι είναι κατάλληλοι για να χρησιμοποιηθούν σε διαφορετικές μεθόδους εντοπισμού θέσης. Δύο από τους πιο συνηθισμένους τύπους είναι:

- χάρτες χαρακτηριστικών (feature – based)
- χάρτες κυψελωτής αναπαράστασης (occupancy grid)

Οι feature based χάρτες περιέχουν χαρακτηριστικά του χάρτη (features), συνήθως γραμμές και σημεία περιγράφουν τοίχους και άλλα χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος που απεικονίζει ο χάρτης. Οι occupancy grid χάρτες έχουν μια διαφορετική προσέγγιση αντί να έχουν χαρακτηριστικά όπως τοίχους, ο χάρτης διαιρείται σε κελιά τα οποία σημειώνονται ως κατειλημμένα ή ελεύθερα.

Το πλεονέκτημα του χάρτη χαρακτηριστικών σε σχέση με τον χάρτη κυψελωτής αναπαράστασης είναι ότι περιέχει μόνο τα απαραίτητα χαρακτηριστικά. Ο κυψελωτής αναπαράστασης έχει το πλεονέκτημα ότι δείχνει άμεσα αν μια

συγκεκριμένη περιοχή του χάρτη είναι προσβάσιμη και ελεύθερη. Για παράδειγμα, μια θέση μέσα σε ένα τοίχο είναι κατειλημμένη και το ρομπότ δεν μπορεί να βρεθεί εκεί. Με το χάρτη χαρακτηριστικών χρειάζεται επιπλέον επεξεργασία για να εξαχθεί και να χρησιμοποιηθεί η ίδια πληροφορία από το χάρτη.

Σαφώς, οι αισθητήρες του ρομπότ παίζουν σημαντικό ρόλο στο πρόβλημα εντοπισμού θέσης. Εξαιτίας της ανακρίβειας και της μη ολοκλήρωσης αυτών, το πρόβλημα εντοπισμού θέσης παρουσιάζει δύσκολες προκλήσεις.

1.3.3.3 Βασικά προβλήματα εντοπισμού θέσης

Το πρόβλημα του robot localization μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε τρεις τύπους:

- Position tracking
- Global localization
- Kidnapped localization

Το πρόβλημα position tracking είναι το πιο εύκολο από αυτά τα προβλήματα ενώ το kidnapped localization το πιο δύσκολο. Στην περίπτωση του position tracking η αρχική θέση του ρομπότ είναι γνωστή και ο στόχος είναι η παρακολούθηση της θέσης του ρομπότ καθώς αυτό κινείται. Στο global localization η αρχική θέση είναι άγνωστη και θα πρέπει να καθοριστεί από το ρομπότ πριν επιστρέψει στο πρόβλημα σχεδιασμού δρόμου που είναι πολύ απλούστερο. Το πρόβλημα «απαγωγής» του ρομπότ είναι παρόμοιο με το πρόβλημα global localization μόνο που ελέγχει επιπλέον εάν έχει απαχθεί το ρομπότ και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιεί global localization για να εντοπίσει τη θέση του ρομπότ στο σωστό σημείο. Η απαγωγή ουσιαστικά σημαίνει ότι το ρομπότ μετακινήθηκε με τρόπο όμωσ που το ίδιο δεν μπορεί να ανιχνεύσει, όπως για παράδειγμα με οδομετρία.

1.4 Στόχοι Διπλωματικής Εργασίας

Η εργασία αυτή αποσκοπεί στην παρουσίαση μιας μεθόδου επίλυσης του προβλήματος του καθολικού εντοπισμού θέσης ενός αυτόνομα κινούμενου ρομπότ σε πραγματικό χρόνο μέσω φίλτρων σωματιδίων. Παρουσιάζουμε αναλυτικά την προτεινόμενη μέθοδο. Στόχος είναι, ύστερα από την εφαρμογή της μεθόδου σε περιβάλλον προσομοίωσης, να εξαχθούν πειραματικά αποτελέσματα που θα αφορούν το σφάλμα στον εντοπισμό θέσης. Τα πειραματικά αποτελέσματα που θα εξαχθούν θα βοηθήσουν στην εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων όσον αφορά την αποτελεσματικότητα και την απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου στο πρόβλημα εντοπισμού θέσης.

Για τις ανάγκες προσομοίωσης, θα χρησιμοποιήσουμε το πακέτο λογισμικού Webots. Η αλγοριθμική υλοποίηση θα γίνει σε γλώσσα προγραμματισμού C.

1.5 Δομή της Εργασίας

Η εργασία αυτή δομείται σε κεφάλαια ως εξής:

Στο κεφάλαιο 2 παρουσιάζονται διάφορες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για τον πιθανοτικό εντοπισμό της θέσης ενός ρομπότ και τα μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα τους. Δίνεται έμφαση στην μέθοδο φίλτρου σωματιδίων που θα χρησιμοποιήσουμε και παρουσιάζονται διάφορες ερευνητικές προσπάθειες από τη σύγχρονη διεθνή βιβλιογραφία σχετιζόμενες με παρούσα εργασία.

Το κεφάλαιο 3 αναφέρεται αρχικά στο θεωρητικό υπόβαθρο του εντοπισμού θέσης ενός κινούμενου ρομπότ με φίλτρο σωματιδίων. Παρουσιάζεται αναλυτικά η αλγοριθμική υλοποίηση του φίλτρου σωματιδίων που προτείνουμε και των μοντέλων κίνησης, αισθητήρα, παρατήρησης και επαναδειγματοληψίας. Επεξηγείται η ανάγκη τροποποίησης του φίλτρου σωματιδίων και παρουσιάζεται η πρόταση μας για τροποποίηση του φίλτρου σωματιδίων ώστε να αυξηθεί η ακρίβεια της μεθόδου με μικρό υπολογιστικό κόστος.

Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται η εφαρμογή του τροποποιημένου προσαρμοστικού φίλτρου σωματιδίων για τον καθολικό εντοπισμό θέσης κινούμενου ρομπότ σε περιβάλλον προσομοίωσης. Αναφερόμαστε αρχικά στο πρόγραμμα προσομοίωσης που χρησιμοποιήθηκε και παρουσιάζουμε την τελική μορφή της εφαρμογής που δημιουργήθηκε. Στη συνέχεια, παραθέτουμε στατιστικά συγκριτικά αποτελέσματα για διάφορα επίπεδα τροποποίησης και επεξηγούμε την επιλογή ενός επιπέδου τροποποίησης για την συγκεκριμένη προσομοίωση. Τέλος παραθέτουμε απεικονίσεις εφαρμογής της μεθόδου.

Στο κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε από την ερευνητική διαδικασία και τα πειραματικά αποτελέσματα. Προτείνονται μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις.

Κεφάλαιο 2

Πιθανοτικός Εντοπισμός Θέσης Ρομπότ

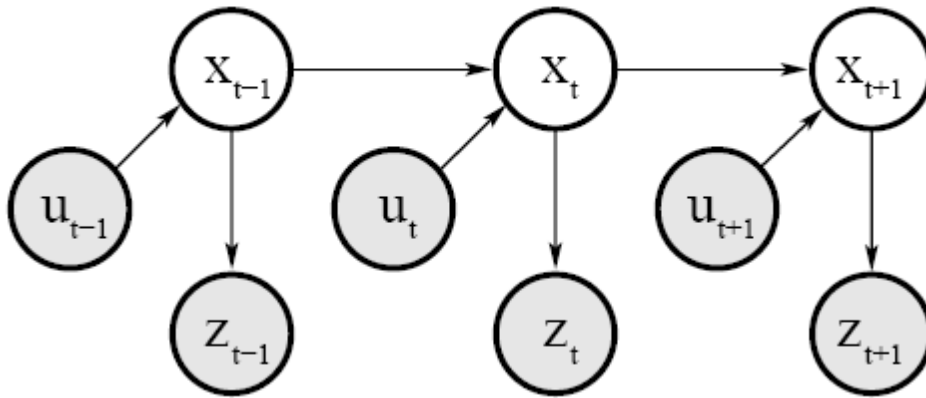
Στο κεφάλαιο αυτό, αναφερόμαστε στους λόγους που μας οδηγούν στον πιθανοτικό εντοπισμό της θέσης ενός ρομπότ και στις μεθόδους που χρησιμοποιούνται, στην μέθοδο φίλτρου σωματιδίων που θα χρησιμοποιήσουμε αλλά και σε άλλες μεθόδους φίλτρων σωματιδίων που προτείνει η σύγχρονη βιβλιογραφία.

2.1 Πιθανοτικές μέθοδοι

Οι πιθανοτικές μέθοδοι για τον εντοπισμό θέσης των κινούμενων ρομπότ έχουν αποδειχθεί αρκετά επιτυχημένες για πολλές εφαρμογές. Ένας από τους κύριους λόγους αυτής της επιτυχίας είναι η ανοχή τους σε αβεβαιότητες του πραγματικού κόσμου, ευθύ αποτέλεσμα της χρήσης στατιστικών τεχνικών που λειτουργούν με πιθανότητες.

2.1.1. Bayes filter

Μια από τις βασικές έννοιες του πιθανολογικού εντοπισμού θέσης των ρομπότ είναι το φίλτρο bayes. Σχεδόν όλες οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι παράγωγα του φίλτρου bayes και προσεγγίσεις αυτού. Ο κανόνας ανανέωσης του αλγορίθμου του φίλτρου bayes έχει τρεις παραμέτρους. Την αντίληψη από προηγούμενο χρονικό βήμα, τον έλεγχο ο οποίος ανανεώνει την εκτιμώμενη κατάσταση και τέλος την μέτρηση από το περιβάλλον. Ο αλγόριθμος έχει δύο βήματα: την ανανέωση του ελέγχου και την ανανέωση της μέτρησης. Το βήμα ανανέωσης ελέγχου, ανανεώνει την εκτίμηση χρησιμοποιώντας την προηγούμενη εκτίμηση και την παράμετρο ελέγχου. Όταν έχουμε την νέα εκτίμηση κατάστασης από το βήμα ανανέωσης ελέγχου, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το βήμα ανανέωσης μέτρησης για να υπολογίσουμε τα βάρη για την εκτίμηση κατάστασης, τα οποία κανονικοποιούνται. Μετά από αυτό έχουμε υπολογίσει καινούρια εκτίμηση κατάστασης και μπορούμε να την επιστρέψουμε.



Εικόνα 2.1: Η εξέλιξη του ελέγχου, της αντίληψης και της μέτρησης σύμφωνα με το φίλτρο Bayes.

Το φίλτρο bayes εκτελείται διαδοχικά καθώς το αποτέλεσμα του προηγούμενου υπολογισμού χρησιμοποιείται στον επόμενο καθ' όλη τη διάρκεια του χρόνου. Ο ίδιος μηχανισμός συναντάται και στα παράγωγα του φίλτρου bayes. Είναι σημαντικό να αναφέρουμε ότι οι περισσότερες μέθοδοι εντοπισμού θέσης που βασίζονται στο φίλτρο bayes υποθέτουν ότι κάθε χρονικό βήμα είναι ανεξάρτητο. Αυτή η υπόθεση λέγεται υπόθεση markov. Αυτές οι υποθέσεις δεν ισχύουν πάντα στο πραγματικό κόσμο. Οι μετρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες, ούτε χωρικά ούτε χρονικά. Ωστόσο το φίλτρο bayes μπορεί να χειριστεί αυτές τις παραβιάσεις αρκετά καλά, πράγμα που σημαίνει ότι δεν χρειάζεται να μοντελοποιηθούν όλες οι πιθανές παραβιάσεις.

Υπάρχουν δύο είδη φίλτρων που βασίζονται στο φίλτρο bayes, τα γκαουσιανά φίλτρα και τα μη παραμετρικά φίλτρα. Τα γκαουσιανά φίλτρα αναπαράσταν τις εκτιμήσεις σαν κανονικές κατανομές. Αυτό είναι καλό για τον απλό εντοπισμό θέσης, όπου έχουμε προηγούμενη γνώση της θέσης του ρομπότ αλλά για global localization τα γκαουσιανά φίλτρα δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν το ίδιο αποτελεσματικά καθώς δεν μπορούν να αναπαραστήσουν αυθαίρετες κατανομές. Ωστόσο, τα γκαουσιανά φίλτρα είναι δημοφιλή στην πιθανολογική ρομποτική. Μέθοδοι όπως τα φίλτρα Kalman βασίζονται σε αυτόν τον τύπο φίλτρου.

Τα μη παραμετρικά φίλτρα είναι πιο κατάλληλα για περιπτώσεις όπως το global localization όπου η κατανομή των υποθέσεων δεν μπορεί να αναπαρασταθεί από κανονικές κατανομές. Αυτό γίνεται προσεγγίζοντας την κατανομή των υποθέσεων με έναν ορισμένο αριθμό στοιχείων, γεγονός που επιτρέπει την αναπαράσταση κάθε είδους κατανομής. Τα μη παραμετρικά φίλτρα μας επιτρέπουν να επιλέξουμε ανάμεσα στο χρόνο του υπολογισμού και στην ακρίβεια της προσέγγισης αλλάζοντας τον αριθμό των στοιχείων που χρησιμοποιούμε.

2.1.2 Γκαουσιανά φίλτρα

Όπως αναφέραμε προηγουμένως, μια δημοφιλής μέθοδος γκαουσιανού φίλτρου είναι το φίλτρο Kalman. Το Kalman filter ανακαλύφθηκε από τους Swerling και Kalman στα τέλη του 1950.

Το **φίλτρο Kalman** θεωρεί την κίνηση του ρομπότ στο χώρο ως ένα γραμμικό δυναμικό σύστημα διακριτού χρόνου με γκαουσιανό θόρυβο. Η θέση του ρομπότ κάθε στιγμή t μπορεί να θεωρηθεί ως μια πολυδιάστατη τυχαία μεταβλητή, που ακολουθεί κανονική κατανομή $N(x_t, U_t)$ με κέντρο x_t και πίνακα διασποράς U_t , και μεταβάλλεται σύμφωνα με την εξίσωση μετάβασης:

$$x_t = A_t x_{t-1} + B_t u_t + w_t \quad (2.1)$$

όπου A η μήτρα μετάβασης, B η μήτρα ελέγχου και w γκαουσιανός λευκός θόρυβος.

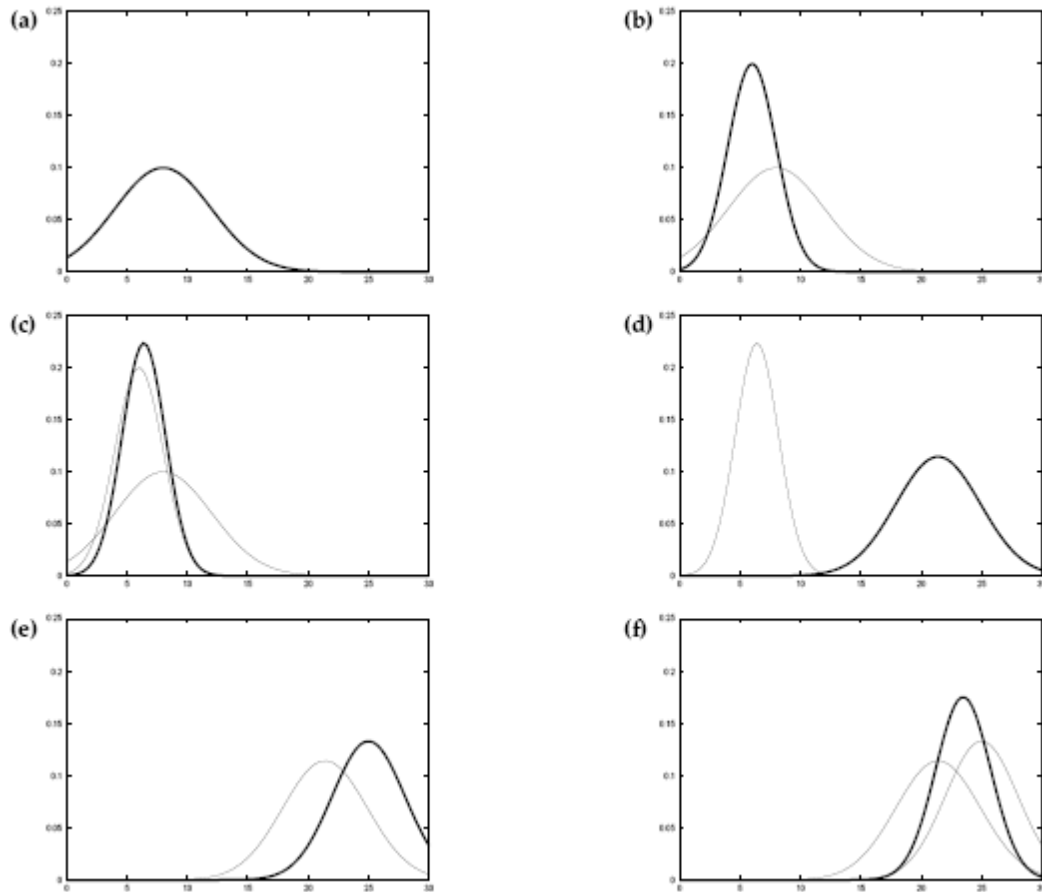
$$w = N(0, Q) \quad (2.2)$$

Στο βασικό φίλτρο Kalman, οι μετρήσεις των αισθητήρων του ρομπότ κάθε χρονική στιγμή t συνιστούν το διάνυσμα των παρατηρήσεων z_t , το οποίο θεωρείται γραμμική συνάρτηση της θέσης του ρομπότ και δίνεται από τη σχέση:

$$z_t = C_t x_t + \delta_t \quad (2.3)$$

όπου C ο πίνακας παρατηρήσεων και δ_t γκαουσιανός λευκός θόρυβος με διασπορά R .

Για την υλοποίηση του αλγορίθμου, τα φίλτρα Kalman αναπαριστούν την εκτίμηση (belief) $bel(x_t)$ για κάθε χρονική στιγμή t με τη μέση τιμή μ_t και μεταβλητότητα Σ_t , που προκύπτουν με τη βοήθεια των παραπάνω σχέσεων.



Εικόνα 2.2: Απεικόνιση Kalman filter: a) αρχική εκτίμηση, b) μέτρηση με σφάλμα, c) εκτίμηση μετά την ενσωμάτωση της μέτρησης, d) εκτίμηση μετά την κίνηση, e) νέα μέτρηση με σφάλμα, f) τελική εκτίμηση.

Στο φίλτρο Kalman υποθέτουμε ότι οι παρατηρήσεις είναι γραμμικές συναρτήσεις της κατάστασης, και ότι η εκάστοτε νέα κατάσταση είναι γραμμική συνάρτηση της προηγούμενης κατάστασης. Επίσης, η παρατήρηση ότι κάθε γραμμική μετατροπή γκαουσιανών τυχαίων μεταβλητών καταλήγει σε μια νέα γκαουσιανή τυχαία μεταβλητή, ήταν σημαντική για την παραγωγή του αλγορίθμου του φίλτρου Kalman. Σαν αποτέλεσμα, η αποτελεσματικότητα του φίλτρου Kalman έγκειται στο γεγονός ότι όλες οι παράμετροι της προκύπτουσας γκαουσιανής μπορούν να υπολογιστούν σε κλειστή μορφή.

Παρ' όλα αυτά, οι μεταβάσεις και οι μετρήσεις σπάνια είναι γραμμικές στην πράξη. Αυτή η παρατήρηση μαζί με την υπόθεση για κατανομές πιθανοτήτων με μια κορυφή κάνουν το φίλτρο Kalman μη εφαρμόσιμο στις περισσότερες εφαρμογές, με εξαίρεση τα πιο απλά προβλήματα ρομποτικής.

Το βασικό φίλτρο Kalman έχει τροποποιηθεί κατά πολλούς τρόπους, όπως για παράδειγμα, το extended Kalman filter. Το extended Kalman filter χρησιμοποιείται στον εντοπισμό θέσης γιατί έχει σημαντικές αλλαγές σε σχέση με το Kalman filter.

Το **εκτεταμένο φίλτρο Kalman** (Extended Kalman Filter ή συνοπτικά EKF) «χαλαρώνει» την ανάγκη για γραμμικότητα. Εδώ υποθέτουμε ότι οι πιθανότητες της κίνησης και της παρατήρησης δίνονται με βάση τις μη γραμμικές συναρτήσεις g και h , σύμφωνα με την παρακάτω σχέση:

$$x_t = g(u_t, x_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

$$z_t = h(x_t) + \delta_t \quad (2.5)$$

Στη συνέχεια, θα προσπαθήσουμε να προσεγγίσουμε τις συναρτήσεις αυτές με τη μέθοδο της γραμμικοποίησης, έχοντας βέβαια κάποιο σφάλμα.

Έτσι, το εκτεταμένο φίλτρο Kalman κληρονομεί από το φίλτρο Kalman τη βασική αναπαράσταση της εκτίμησης κατάστασης, που όμως διαφέρει στο ότι αυτή η εκτίμηση είναι μόνο προσέγγιση, και όχι όπως ακριβώς ήταν στο φίλτρο Kalman. Ως επί το πλείστον, ο στόχος του EKF επικεντρώνεται στην εύρεση των μέσων τιμών μ_t και της μεταβλητότητας Σ_t , αντί για την ακριβή κατανομή της εκ των προτέρων πιθανότητας.

Ένα από τα μεγαλύτερα μειονεκτήματα για δύο φίλτρα Kalman είναι η πολυπλοκότητα. Οι αλγόριθμοι είναι της τάξης του $O(n^2)$, ενώ υπάρχουν αλγόριθμοι, όπως ο αλγόριθμος του Φίλτρου Σωματιδίων, που έχουν πολυπλοκότητα της τάξεως $O(n)$.

Ακόμα, αρνητικά δρα και το γεγονός ότι το EKF προσεγγίζει τα ζητούμενα μεγέθη μέσω της μεθόδου Taylor και σε σύγκριση με τις γκαουσιανές που προκύπτουν από άλλες μεθόδους (π.χ. αλγόριθμος Monte-Carlo) μπορούμε να δούμε ότι ο αλγόριθμος EKF, επειδή βασίζεται κυρίως στη μέση τιμή και στη μεταβλητότητα της συνάρτησης, είναι μεγαλύτερης αβεβαιότητας και έτσι δίνει λιγότερο ακριβείς προσεγγίσεις της μέσης τιμής και της διασποράς.

2.1.3 Μη παραμετρικά φίλτρα

Το φίλτρο σωματιδίων είναι ένα από τα μη παραμετρικά φίλτρα. Προτάθηκε από τους Metropolis και Ulam και χρησιμοποιείται σε πολλούς τομείς όπως η τεχνητή νοημοσύνη και η όραση υπολογιστών. Πρακτικά ο αλγόριθμος του φίλτρου σωματιδίων είναι εύκολο να υλοποιηθεί και ακολουθεί τη δομή του φίλτρου Bayes. Ο αλγόριθμος περιγράφεται αναλυτικά στην επόμενη ενότητα.

Το φίλτρο ιστογράμματος είναι επίσης ένα από τα μη παραμετρικά φίλτρα. Λειτουργεί σαν ένα ιστόγραμμα, αλλά αντί για ένα μονοδιάστατο ιστόγραμμα που συνήθως συναντάμε στην ανάλυση εικόνων, αναπαριστά το χώρο κατάστασης με περιοχές κάθε μια από τις οποίες έχει μια τιμή πιθανότητας. Οι διαστάσεις των περιοχών αντιστοιχούν στους βαθμούς ελευθερίας του συστήματος. Αυτό διακριτοποιεί το χώρο κατάστασης και λέγεται διακριτοποιημένο φίλτρο Bayes.

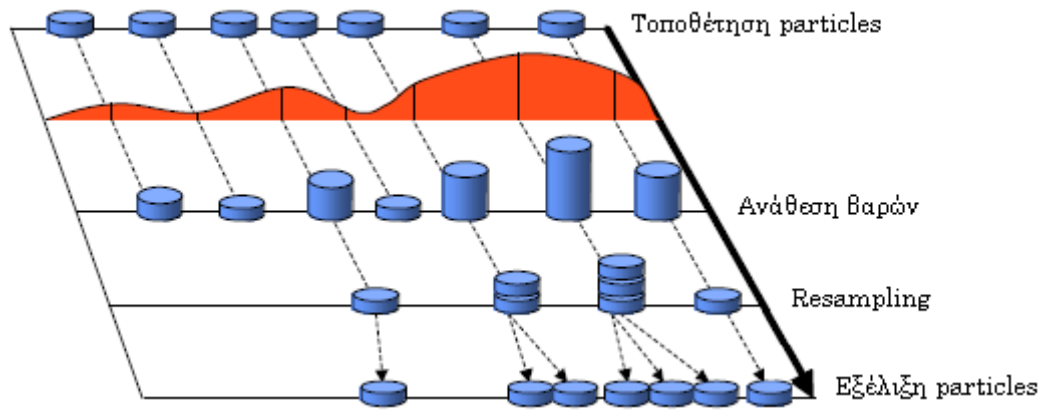
2.2 Φίλτρο σωματιδίων

Ο κύριος στόχος ενός φίλτρου σωματιδίων είναι να εκτιμήσει μια μεταβλητή που μας ενδιαφέρει καθώς αυτή εξελίσσεται στο χρόνο, τυπικά με μια μη γκαουσιανή και πιθανά πολλαπλή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Η βάση της μεθόδου είναι η κατασκευή μιας αναπαράστασης που βασίζεται σε δείγματα ολόκληρης της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας. Μια σειρά πράξεων λαμβάνουν χώρα, κάθε μια από τις οποίες μεταβάλλει την κατάσταση της μεταβλητής ενδιαφέροντος σύμφωνα με κάποιο μοντέλο. Επιπλέον, σε συγκεκριμένες στιγμές φτάνει μια παρατήρηση η οποία περιορίζει την κατάσταση της μεταβλητής ενδιαφέροντος εκείνη τη στιγμή.

Πολλαπλά αντίγραφα (particles) της μεταβλητής ενδιαφέροντος χρησιμοποιούνται, καθένα από τα οποία σχετίζεται με ένα βάρος που υποδεικνύει την ποιότητα του συγκεκριμένου δείγματος (σωματιδίου, ή αλλιώς, particle). Μια εκτίμηση της μεταβλητής ενδιαφέροντος προκύπτει από το ζυγισμένο άθροισμα όλων των particles. Ο αλγόριθμος φίλτρου σωματιδίων έχει αναδρομική φύση και λειτουργεί σε δύο φάσεις: πρόβλεψη και ανανέωση. Μετά από κάθε κίνηση, κάθε particle τροποποιείται σύμφωνα με το υπάρχον μοντέλο (στάδιο πρόβλεψης), συμπεριλαμβάνοντας την πρόσθεση τυχαίου θορύβου ώστε να μοντελοποιηθεί η επίδραση του θορύβου στη μεταβλητή ενδιαφέροντος. Τότε, το βάρος κάθε particle επανεκτιμάται σύμφωνα με τις τελευταίες διαθέσιμες πληροφορίες από τον αισθητήρα (στάδιο ανανέωσης). Κατά διαστήματα, τα particles με μικρά βάρη εξαλείφονται, μια διαδικασία που καλείται επαναδειγματοληψία.

Πιο συγκεκριμένα, η μεταβλητή ενδιαφέροντος (στην περίπτωση μας η θέση του κινούμενου ρομπότ $x^k = [x^k, y^k, \theta^k]^T$) τη στιγμή $t=k$ αναπαρίσταται από ένα σύνολο N δειγμάτων (τα particles) $(S_i^k = [x_j^k, w_j^k]: j=1..N)$, όπου ο δείκτης j υποδεικνύει το particle και όχι το ρομπότ, κάθε particle αποτελείται από ένα αντίγραφο της μεταβλητής ενδιαφέροντος και ένα βάρος (w_j^k) που καθορίζει τη συνεισφορά αυτού του particle στην ολική εκτίμηση της μεταβλητής.

Εαν τη στιγμή $t=k$ γνωρίζουμε τη συνάρτηση κατανομής πιθανότητας του συστήματος την προηγούμενη στιγμή $t=k-1$ τότε μοντελοποιούμε την επίδραση της κίνησης ώστε να αποκτήσουμε ένα prior (πρότερη εκτίμηση) της συνάρτησης κατανομής πιθανότητας τη στιγμή $t=k$ πρόβλεψη). Με άλλα λόγια, η φάση πρόβλεψης χρησιμοποιεί ένα μοντέλο για να προσομοιώσει την επίδραση που έχει μια κίνηση στο σύνολο των particles με την προσθήκη κατάλληλου θορύβου. Η φάση ανανέωσης χρησιμοποιεί τις πληροφορίες που αποκτήθηκαν από τους αισθητήρες για να ανανεώσει τα βάρη των particles ώστε να περιγράψει ακριβώς τη συνάρτηση κατανομής πιθανότητας του κινούμενου ρομπότ.

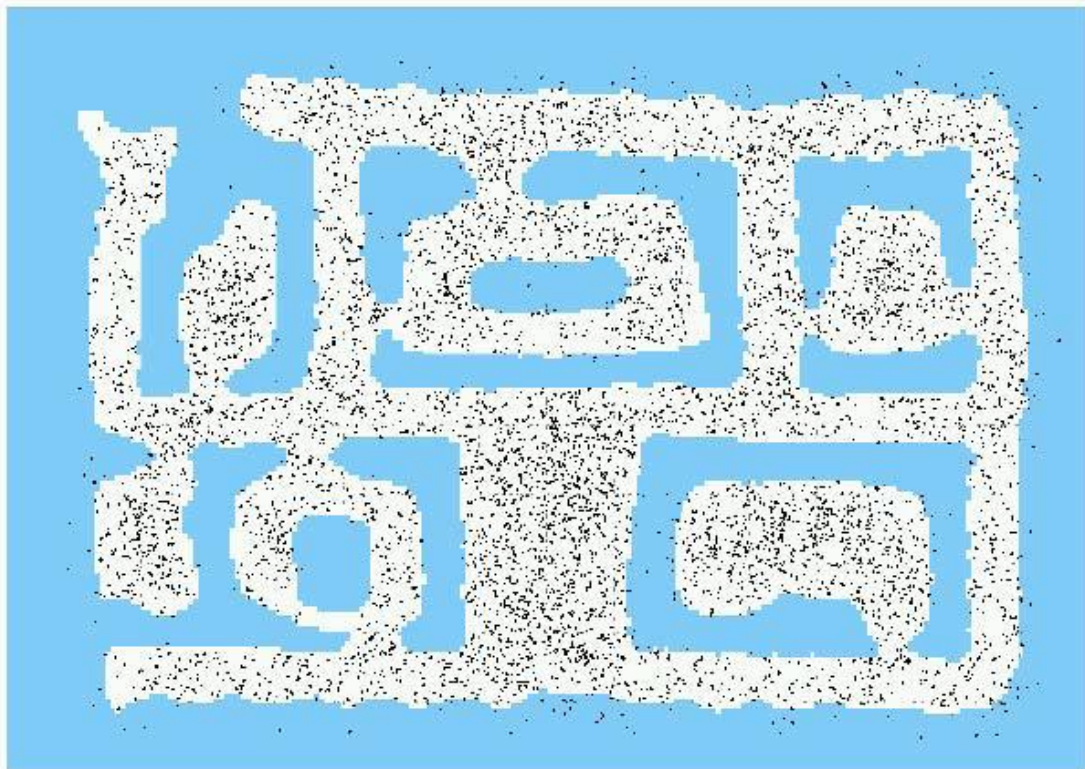


Εικόνα 2.3: Η διαδικασία ενός φίλτρο σωματιδίων.

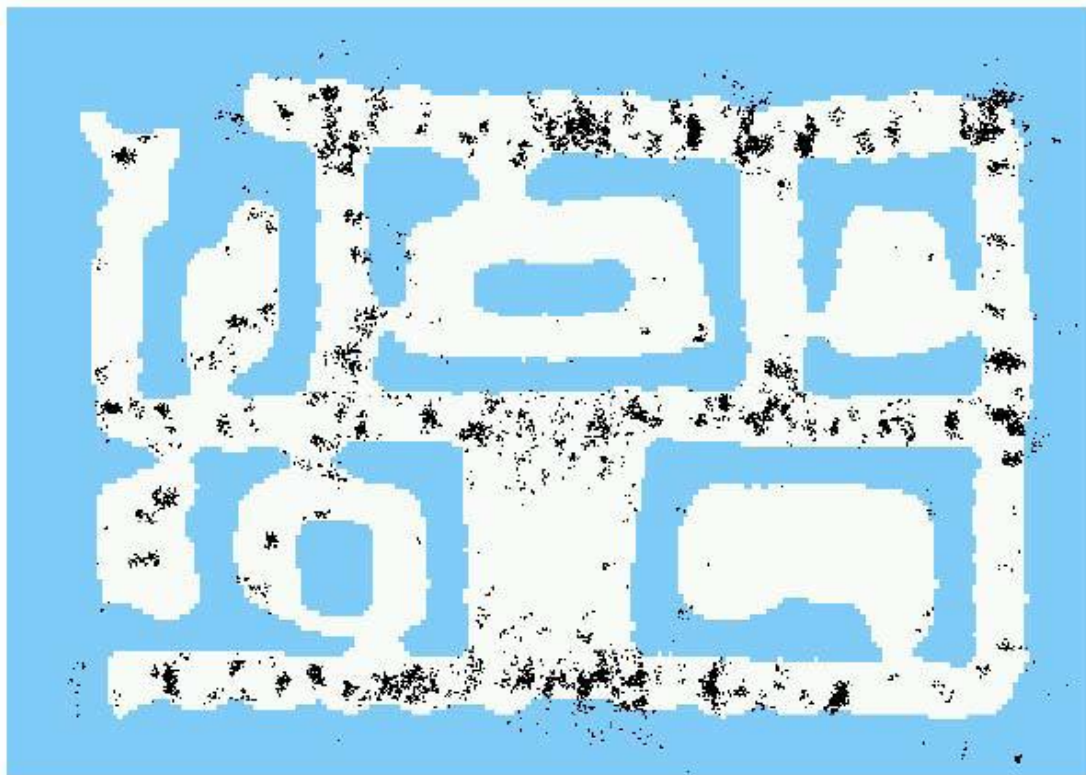
Αλγόριθμος

1. Δειγματοληψία μιας καινούριας θέσης , δεδομένης μιας εντολής ελέγχου.
2. Εύρεση τιμής βάρους για κάθε Particle με βάση την παρατήρησή μας.
3. Ανάθεση βαρών σε μια προσωρινή λίστα από particle.
4. Επαναδειγματοληψία των Particle με βάση την κατανομή των βαρών.

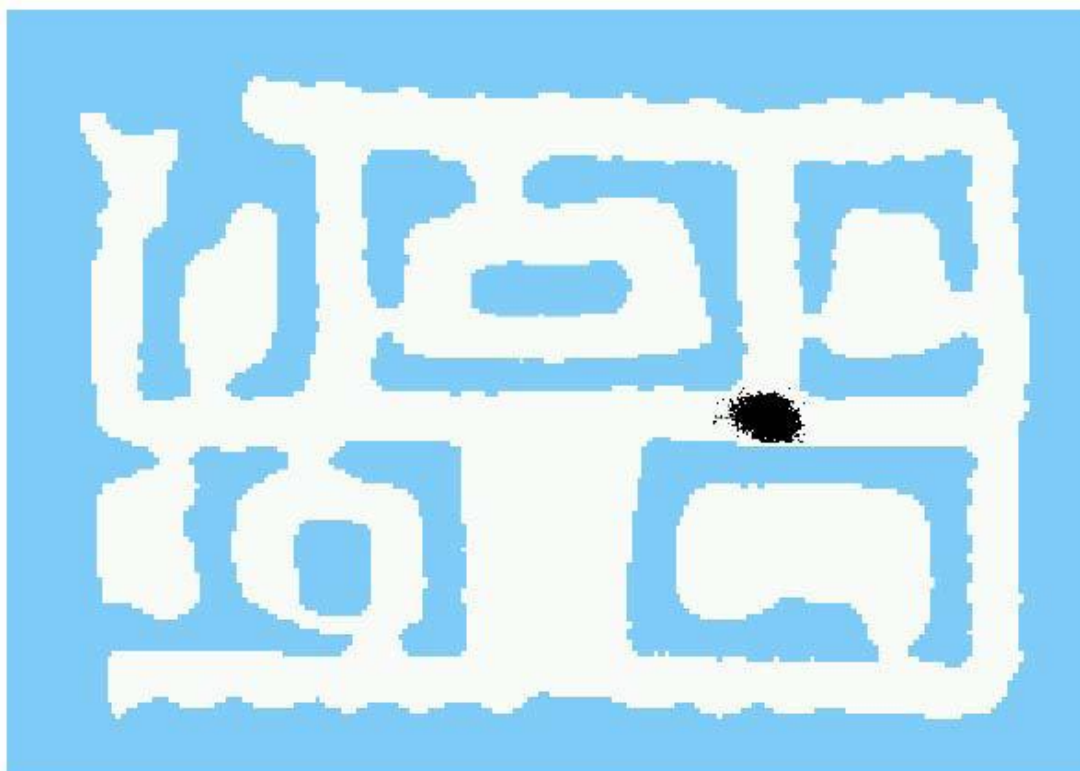
Στις εικόνες 2.4, 2.5, 2.6 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα εφαρμογής του φίλτρο σωματιδίων στον αυτοεντοπισμό θέσης κινούμενου ρομπότ με χρήση αισθητήρων sonar.



Εικόνα 2.4: Αρχική κατανομή.



Εικόνα 2.5: Κατανομή μετά την ενσωμάτωση 10 scans.

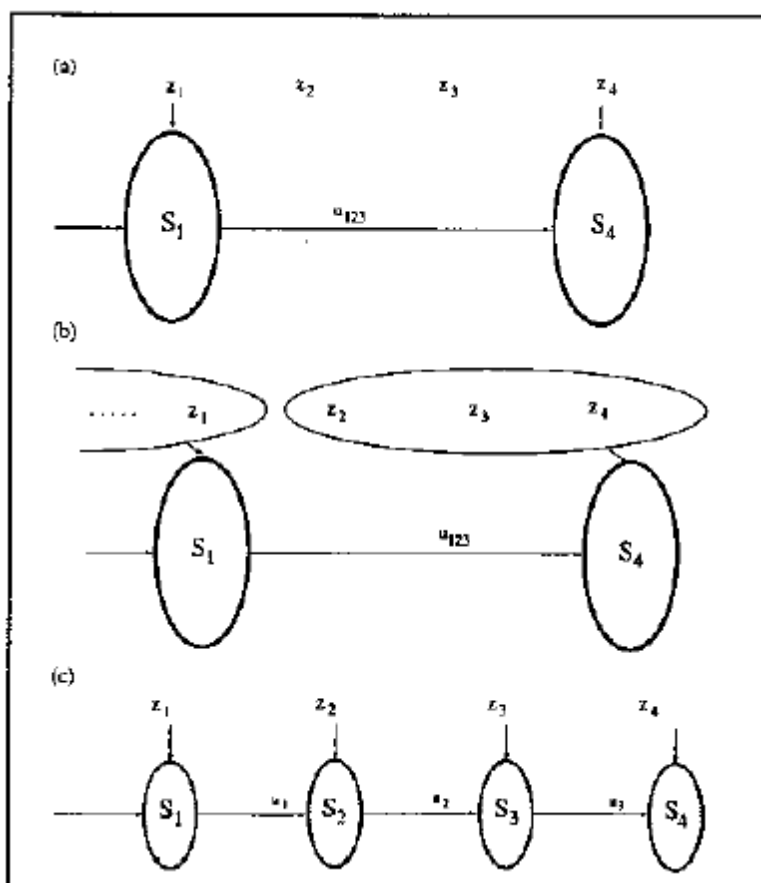


Εικόνα 2.6: Κατανομή μετά την ενσωμάτωση 65 scans.

2.2.1 Περιορισμένη υπολογιστική ισχύς

Μια σημαντική προϋπόθεση για τη λειτουργία του φίλτρου σωματιδίων είναι και τα N δείγματα να μπορούν να ανανεωθούν πριν ληφθούν νέες πληροφορίες από τον αισθητήρα. Ωστόσο, στα πρώτα στάδια του global localization είναι πολύ πιθανό να μην έχει ολοκληρωθεί η ανανέωση όταν φτάσει η νέα μέτρηση.

Υποθέτουμε πως οι παρατηρήσεις φτάνουν σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα. Έστω N ο αριθμός των δειγμάτων που απαιτούνται από το φίλτρο σωματιδίων. Παράθυρο εκτίμησης είναι ο χρόνος που απαιτείται για να ανανεωθούν και τα N δείγματα. Μετράμε τη διάρκεια ή το μέγεθος του παραθύρου εκτίμησης από τον αριθμό των παρατηρήσεων που φτάνουν κατά τη διάρκεια του παραθύρου. Επομένως, μέγεθος παραθύρου k σημαίνει ότι k παρατηρήσεις φτάνουν κατά τη διάρκεια ανανέωσης των απαιτούμενων N δειγμάτων.



Εικόνα 2.7: Διάφορες τεχνικές για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα της περιορισμένης υπολογιστικής δυνατότητας. Όλες οι προσεγγίσεις επεξεργάζονται τον ίδιο αριθμό δειγμάτων ανά διάστημα εκτίμησης (window size = 3). α) Παράλειψη παρατηρήσεων, για παράδειγμα ενσωματώνω μόνο κάθε τρίτη παρατήρηση. β) Αθροίζω τις παρατηρήσεις και τις ενσωματώνω σε ένα βήμα. γ) Μειώνω το μέγεθος του συνόλου δειγμάτων ώστε να ενσωματώνεται κάθε παρατήρηση.

Όπως είπαμε και προηγουμένως, τα φίλτρα σωματιδίωνs επίσημα υποθέτουν ότι όλα τα δείγματα μπορούν να επεξεργαστούν μεταξύ δυο παρατηρήσεων, δηλαδή έχουμε παράθυρο εκτίμησης μεγέθους ένα. Στην εικόνα 2.7 εμφανίζονται διαφορετικές προσεγγίσεις για να αντιμετωπιστούν περιπτώσεις με μέγεθος παραθύρου μεγαλύτερο από ένα.

Η πιο απλή και κοινή προσέγγιση είναι η (α). Εδώ, οι παρατηρήσεις που φτάνουν κατά τη διάρκεια της ανανέωσης του συνόλου των δειγμάτων απορρίπτονται. Το μειονέκτημα είναι ότι μπορεί έτσι να χαθούν πολύτιμες πληροφορίες από τον αισθητήρα.

Η προσέγγιση (b) ξεπερνά αυτό το πρόβλημα αθροίζοντας πολλαπλές παρατηρήσεις σε μία και στη συνέχεια ολοκληρώνοντας αυτή την παρατήρηση. Αυτή η τεχνική αποφεύγει την απώλεια πληροφοριών από τον αισθητήρα και θα πρέπει να εφαρμόζεται όποτε είναι δυνατόν. Δυστυχώς, βασίζεται στην υπόθεση πως οι παρατηρήσεις μπορούν να αθροιστούν βέλτιστα και πως η ολοκλήρωση μιας αθροιστικής παρατήρησης μπορεί να γίνει το ίδιο αποτελεσματικά με την ολοκλήρωση ανεξάρτητων παρατηρήσεων. Ενώ οι υποθέσεις αυτές είναι λογικές για γραμμικά μοντέλα αισθητήρων, δεν ισχύουν για αυθαίρετα δυναμικά συστήματα.

Η τρίτη προσέγγιση (c) σταματά την παραγωγή νέων δειγμάτων κάθε φορά που γίνεται μια παρατήρηση. Επομένως, για μέγεθος παραθύρου k , κάθε σύνολο δειγμάτων περιέχει μόνο N/k δείγματα. Ενώ αυτή η προσέγγιση εκμεταλλεύεται τις δυνατότητες του φίλτρου σωματιδίων κάθε χρονική στιγμή, είναι αμφίβολη ως προς την απόκλιση του φίλτρου εξαιτίας του ανεπαρκούς αριθμού των δειγμάτων. Θα πρέπει να σημειώσουμε πως το N έχει επιλεγεί ως ο αριθμός των δειγμάτων που απαιτούνται για επιτυχημένο filtering.

2.2.2 Cluster particle filter (CPF)

Η ύστερη κατανομή πιθανότητας (posterior distribution) της ρομποτικής θέσης στο πρόβλημα καθολικού εντοπισμού θέσης (global localization) είναι συνήθως πολυτροπική (multimodal) εξαιτίας της συμμετρίας του περιβάλλοντος και των ασαφών χαρακτηριστικών (features) που ανιχνεύονται. Προτείνεται, λοιπόν το cluster particle filter (CPF) για τη βελτίωση της ακρίβειας και της ευστάθειας (Guanghui et al., 2008).

Το CPF χωρίζει τα δείγματα (particles) σε ομάδες (clusters) ανάλογα με την χωρική ομοιότητα τους. Κάθε cluster θεωρείται ως μια υποθετική θέση και όλα τα clusters εντοπίζονται ανεξάρτητα κατά τη διάρκεια του global localization. Ταυτόχρονα, υπολογίζουμε τις μέσες μη-κανονικοποιημένες πιθανότητες σε κάθε cluster. Εάν η

τιμή είναι μικρότερη από ένα προκαθορισμένο όριο, αποκόπτουμε δυναμικά το cluster. Αυτό σημαίνει πως θα επιζήσει το cluster με τα μεγαλύτερα μέσα βάρη.

Έστω ότι το σύνολο των particles διαιρείται σε K clusters και ότι το c_j δηλώνει το j -οστό cluster, όπου $j=1,2,\dots,K$. Το σύνολο των particles είναι N και η πιθανότητα του j cluster τη χρονική στιγμή t είναι $B_{j,t}$.

Χρησιμοποιούμε το k_t για να αναπαραστήσουμε την κατανομή πιθανότητας στα clusters τη χρονική στιγμή t , το z_t για τα δεδομένα από τις μετρήσεις του αισθητήρα τη χρονική στιγμή t και το u_t για τα δεδομένα που λαμβάνουμε από την οδομετρία του ρομπότ τη χρονική στιγμή t :

$$B_{j,t} = p(k_t | z_t, u_t) \\ = n \int p(z_t | k_t) p(k_t | u_t, k_{t-1}) p(k_{t-1} | z_{t-1}, u_{t-1}) dk_{t-1} \quad (2.6)$$

Επειδή ο αριθμός των particles είναι ορισμένος, μπορούμε να έχουμε τη διακριτή μορφή:

$$B_{j,t} = n \frac{\sum p(z_t | k_t) p(k_t | u_t, k_{t-1}) p(k_{t-1} | z_{t-1}, u_{t-1})}{N} \quad (2.7)$$

Θα πρέπει να σημειωθεί πως τα particles δεν μπορούν να αλλάξουν cluster οποιαδήποτε κι αν είναι η κίνηση του ρομπότ. Δηλαδή, κάθε particle ξεκινά σε ένα cluster και παραμένει σε αυτό. Προφανώς, θα έχουμε:

$$p(k_t | u_t, k_{t-1}) = \begin{cases} 0 & \text{εαν } k_t \neq k_{t-1} \\ 1 & \text{εαν } k_t = k_{t-1} \end{cases} \quad (2.8)$$

Επομένως,

$$B_{j,t} \propto p(z_t | k_t) p(k_{t-1} | z_{t-1}, u_{t-1}) \quad (2.9)$$

Ταυτόχρονα, θα πρέπει να προσέξουμε πως κάθε cluster αποτελείται από ένα σύνολο particles. Η κατανομή του cluster θα πρέπει να είναι το άθροισμα των κατανομών όλων των particles που ανήκουν σε αυτό το cluster. Το X είναι το σύνολο που περιλαμβάνει τα particles. Άρα:

$$p(z_t | k_t) \propto p(k_{t-1} | z_{t-1}, u_{t-1}) \sum_{x_t^m \in X} p(z_t, x_t^m) \quad (2.10)$$

Από τις δυο προηγούμενες εξισώσεις, λαμβάνουμε την τελική μορφή της εξίσωσης ανανέωσης βάρους του cluster:

$$B_{j,t} = \tilde{n} B_{j,t-1}^2 \sum_{x_t^m \in X} p(z_t, x_t^m) \quad (2.11)$$

Εδώ το \tilde{n} είναι παράγοντας κανονικοποίησης.

Σε κάθε βήμα, η πιθανότητα κάθε cluster δηλώνεται από την εξίσωση

$$L_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} w_i^j}{n_j} \quad (2.12)$$

Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το L_j για την εξέλιξη του cluster.

2.2.3 Προσαρμοστικό φίλτρο σωματιδίων (adaptive particle filter)

Αυτή η προσέγγιση προσαρμόζει τον αριθμό των δειγμάτων σύμφωνα με την πιθανότητα των παρατηρήσεων (Fei et al., 2006). Χρησιμοποιείται η απόσταση Kullback Leibler (K-L) για να δηλώσει τη διαφορά μεταξύ της πραγματικής κατανομής πιθανότητας $p(x)$ και της στοχευόμενης κατανομής πιθανότητας $q(x)$

$$K(p, q) = \sum p(x) \log(p(x)/q(x)) \quad (2.13)$$

Χωρίζουμε το χάρτη σε k διαφορετικά περιοχές. Εστω το διάνυσμα $X = [X_1, X_2, \dots, X_k]$ που δηλώνει τον αριθμό των δειγμάτων που σχεδιάζεται σε κάθε περιοχή και $p = [p_1, p_2, \dots, p_k]$ η πιθανότητα κάθε περιοχή. Η μέγιστη εκτίμηση πιθανότητας του p δίνεται από τη σχέση $p' = n^{-1}X$, όπου n είναι το πλήθος των δειγμάτων. Το στατιστικό αναλογίας πιθανοτήτων λ_n για τον έλεγχο του p είναι:

$$\log \lambda_n = \sum_{j=1}^k X_j \log(p'_j/p_j) = n K(p', p) \quad (2.14)$$

Όταν το n πάει στο άπειρο, το λ_n συγκλίνει σε μια τετραγωνική κατανομή:

$$2 \log \lambda_n \rightarrow \chi_{k-1}^2 \quad (2.15)$$

Η πιθανότητα η διαφορά μεταξύ του p και του p' να είναι μικρότερη του ε είναι:

$$P_p(K(p', p) \leq \varepsilon) = P_p(2 \log \lambda_n \leq 2n\varepsilon) \cong P(\chi_{k-1}^2 \leq 2n\varepsilon) \quad (2.16)$$

$$\text{Ισχύει: } P(\chi_{k-1}^2 \leq \chi_{k-1, 1-\delta}^2) = 1 - \delta \quad (2.17)$$

Εάν επιλέξουμε n ώστε το $2n\varepsilon$ να ισούται με $\chi_{k-1, 1-\delta}^2$, λαμβάνουμε:

$$P_p(K(p', p) \leq \varepsilon) = P_p(\chi_{k-1}^2 \leq \chi_{k-1, 1-\delta}^2) \cong 1 - \delta \quad (2.18)$$

Τότε μπορούμε να εγγυηθούμε ότι με πιθανότητα $1-\delta$, η απόσταση Kullback Leibler (K-L) είναι μικρότερη από ε . Μια καλή προσέγγιση για τον καθορισμό του n είναι:

$$n \cong (k-1) \left\{ 1 - \frac{2}{9(k-1)} + \sqrt{\frac{2}{9(k-1)}} z_{1-\delta} \right\}^3 / 2\varepsilon \quad (2.19)$$

όπου $z_{1-\delta}$ το άνω 1- δ τέταρτο της τυπικής κανονικής κατανομής $N(0,1)$.

Ο χάρτης που χρησιμοποιείται σε αυτή την προσέγγιση χωρίζεται σε ίσες περιοχές. Ο αριθμός και το μέγεθός τους επηρεάζει την αποδοτικότητα και το αποτέλεσμα αυτής της προσέγγισης.

2.2.4 Φίλτρο σωματιδίων πραγματικού χρόνου (real-time particle filter)

Σε αυτήν την ενότητα αναφερόμαστε στα real-time particle filters (RTPF), μια προσέγγιση που έχει στόχο να αντιμετωπίσει το πρόβλημα περιορισμένων υπολογιστικών δυνατοτήτων (Kwok et al., 2003). Η βασική ιδέα είναι ότι θεωρούμε όλες τις μετρήσεις του αισθητήρα κατανέμοντας τα δείγματα κατά μήκος των παρατηρήσεων που φτάνουν κατά τη διάρκεια ενός παραθύρου εκτίμησης. Η εικόνα 2.8 απεικονίζει την προσέγγιση. Όπως βλέπουμε το RTPF αναπαριστά την εκτίμηση μέσα σε ένα παράθυρο εκτίμησης με μια μίξη k μικρότερων συνόλων δειγμάτων, ένα για κάθε παρατήρηση. Στο τέλος κάθε παραθύρου εκτίμησης, το RTPF καθορίζει τα βάρη της εκτίμησης της μίξης ώστε το σφάλμα προσέγγισης να είναι ελάχιστο σε σχέση με τη βέλτιστη διαδικασία του φίλτρου. Το σφάλμα καθορίζεται από το μέτρο της διαφοράς μεταξύ των κατανομών των πιθανοτήτων. Η βέλτιστη εκτίμηση είναι αυτή που θα λαμβάναμε εάν υπήρχε αρκετός χρόνος ώστε να παράγουμε και τα N δείγματα για κάθε παρατήρηση. Για τον υπολογισμό των βαρών της μίξης α_i χρησιμοποιείται μια προσέγγιση μειούμενης κλίσης σύμφωνα με εκτιμήσεις Monte Carlo. Μόλις ξεκινήσει το νέο παράθυρο εκτίμησης, ο αριθμός των δειγμάτων που χρησιμοποιείται από κάθε σύνολο στο προηγούμενο παράθυρο, είναι ανάλογος των βαρών μίξης. Το πλεονέκτημα της μεθόδου είναι πως δεν παραλείπει παρατηρήσεις.

Έστω ότι έχουμε ένα παράθυρο εκτίμησης που αποτελείται από k παρατηρήσεις. Η βέλτιστη εκτίμηση $Bel_{opt}(x_k)$ στο τέλος του παραθύρου εκτίμησης προκύπτει από την ολοκληρωτική εφαρμογή της ανανέωσης του φίλτρου Bayes.

$$Bel_{opt}(x_k) \propto \int \dots \int \prod_{i=1}^k p(z_i|x_i)p(x_i|x_{i-1}, u_{i-1})Bel(x_0)dx_0 \dots dx_{k-1} \quad (2.20)$$

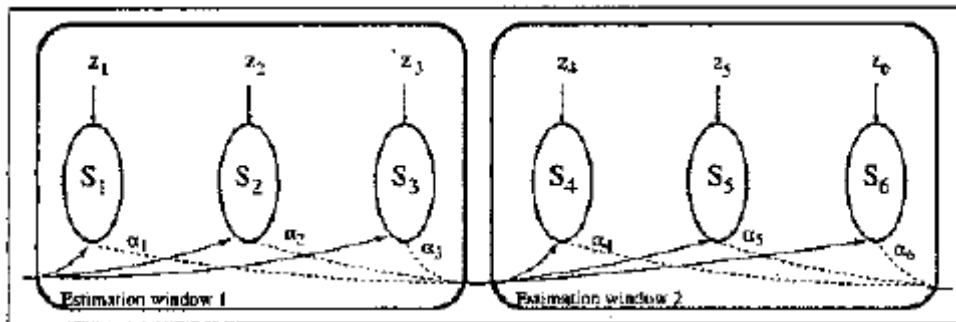
Η $Bel(x_0)$ δηλώνει την εκτίμηση που παράγεται στο προηγούμενο παράθυρο εκτίμησης. Στην ουσία, η εξίσωση υπολογίζει την εκτίμηση ολοκληρώνοντας όλες τις τροχιές στο διάστημα εκτίμησης, όπου η αρχική θέση των τροχιών προκύπτει από την προηγούμενη εκτίμηση $Bel(x_0)$. Η πιθανότητα κάθε τροχιάς καθορίζεται με τη βοήθεια των πληροφοριών ελέγχου u_0, u_1, \dots, u_{k-1} και των πιθανοτήτων των παρατηρήσεων z_1, \dots, z_k κατά μήκος της τροχιάς. Έστω $Bel_i(x_k)$ η εκτίμηση που προκύπτει από την ολοκλήρωση μόνο της i -οστής παρατήρησης μέσω στο

παράθυρο εκτίμησης. Το RTPF υπολογίζει μια μίξη k τέτοιων εκτιμήσεων, μια για κάθε παρατήρηση. Η μίξη αυτή περιγράφεται από την ακόλουθη σχέση:

$$Bel_{mix}(x_k | \mathbf{a}) \propto \sum_{i=1}^k a_i \int \dots \int p(z_i | x_i) \prod_{j=1}^k p(x_j | x_{j-1}, u_{j-1}) Bel(x_0) dx_0 \dots dx_{k-1} \quad (2.21)$$

όπου $a_i \geq 0$ και $\sum_i a_i = 1$. Εδώ επίσης ολοκληρώνουμε σε όλες τις τροχιές. Όμως κάθε τροχιά επιλεκτικά ολοκληρώνει μόνο μια από τις k παρατηρήσεις στο διάστημα εκτίμησης.

Το μέγεθος k του παραθύρου εκτίμησης καθορίζεται από τον αριθμό N των δειγμάτων που χρειάζονται για την αναπαράσταση της εκτίμησης, τον ρυθμό ανανέωσης των εισερχόμενων δεδομένων του αισθητήρα και την διαθέσιμη υπολογιστική δύναμη. Δεδομένου παραθύρου εκτίμησης διάστασης k , το RTPF αναπαριστά την εκτίμηση με μια μίξη k ανεξάρτητων συνόλων δειγμάτων. Ζυγίζοντας τα διαφορετικά σύνολα δειγμάτων μέσα στο παράθυρο εκτίμησης, η προσέγγιση μας εστιάζει τις υπολογιστικές δυνατότητες (δείγματα) στις παρατηρήσεις με τη μεγαλύτερη αξία. Με αυτό τον τρόπο, αυξάνει η απόδοση του φίλτρου σωματιδίων όταν δεν υπάρχουν επαρκείς υπολογιστικές δυνατότητες.



Εικόνα 2.8: Real-time particle filter. Θεωρούμε όλες τις μετρήσεις του αισθητήρα κατανέμοντας τα δείγματα στις παρατηρήσεις που προκύπτουν κατά τη διάρκεια ενός παραθύρου εκτίμησης. Το αποτέλεσμα της εκτίμησης είναι μια μίξη των ανεξάρτητων συνόλων δειγμάτων. Για κάθε παράθυρο, τα βάρη a_i των συστατικών της μίξης επιλέγονται ώστε το σφάλμα προσέγγισης που εισάγεται από τη μίξη να είναι ελάχιστο.

2.2.5 Προσαρμοστικό φίλτρο σωματιδίων πραγματικού χρόνου (adaptive real-time particle filter)

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζουμε ένα νέο αλγόριθμο ο οποίος ονομάζεται adaptive real-time particle filter (RTPF) (Kwok et al., 2003). Η προσέγγιση αυτή αυξάνει την επίδοση των φίλτρων σωματιδίων όταν υπάρχουν περιορισμένοι υπολογιστικοί πόροι σε πραγματικό χρόνο, προσαρμόζοντας το μέγεθος του συνόλου των δειγμάτων συνεχώς. Η βασική ιδέα είναι ότι επιτρέπεται στο RTPF να

αλλάζει το μέγεθος του παραθύρου εκτίμησης κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου. Πρόκειται δηλαδή για συνδυασμό των δύο προηγούμενων αλγορίθμων.

Δεδομένων των υπολογιστικών πόρων και του ρυθμού εισροής πληροφοριών από τον αισθητήρα, το μέγεθος του παραθύρου εξαρτάται αποκλειστικά από τον αριθμό N των δειγμάτων. Επομένως, εάν μειώσουμε τον αριθμό των δειγμάτων κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εντοπισμού θέσης μπορούμε επίσης να μειώσουμε το μέγεθος του παραθύρου, γεγονός που οδηγεί σε καλύτερη απόδοση της εκτίμησης.

Όταν ο ρυθμός των εισερχόμενων δεδομένων του αισθητήρα είναι μεγαλύτερος από τον ρυθμό ανανέωσης του particle filter, αντί να απορρίπτουμε τις πληροφορίες του αισθητήρα, αναπαριστούμε κάθε posterior με τη βοήθεια μίξης συνόλων δειγμάτων προσαρμόζοντας επιπλέον το μέγεθος της μίξης με δειγματοληψία.

2.3 Σύνοψη κεφαλαίου

Συνοψίζοντας, το κεφάλαιο αυτό καλύπτει το θεωρητικό υπόβαθρο για τον πιθανοτικό αυτοεντοπισμό της θέσης ενός κινούμενου ρομπότ. Βασική μέθοδος είναι το φίλτρο Bayes, στην οποία βασίζονται τα γκαουσιανά και μη παραμετρικά φίλτρο. Στην εργασία αυτή, θα ασχοληθούμε με το φίλτρο σωματιδίων το οποίο και αναλύουμε. Στη συνέχεια του κεφαλαίου, αναφέρονται τα προβλήματα που προκύπτουν λόγω της περιορισμένης υπολογιστικής ισχύος σε συνδυασμό με την απαίτηση για πραγματικό χρόνο. Παρουσιάζονται στη συνέχεια, διάφορες προτάσεις της σύγχρονης βιβλιογραφίας για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων.

Λαμβάνοντας υπόψη το θεωρητικό αυτό υπόβαθρο, παρουσιάζουμε στο επόμενο κεφάλαιο μια τροποποιημένη μέθοδο φίλτρου σωματιδίων που φιλοδοξεί να επιλύσει αποτελεσματικά το πρόβλημα καθολικού εντοπισμού θέσης ενός κινούμενου ρομπότ σε πραγματικό χρόνο.

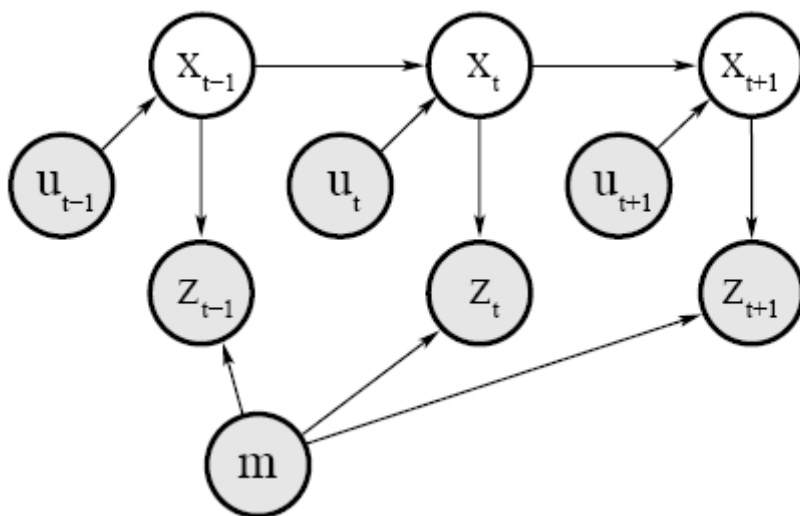
Κεφάλαιο 3

Τροποποιημένη μέθοδος προσαρμοστικού φίλτρου σωματιδίων

Το παρόν κεφάλαιο αναφέρεται στο θεωρητικό υπόβαθρο του εντοπισμού θέσης ενός κινούμενου ρομπότ, στην αλγοριθμική υλοποίηση του φίλτρου σωματιδίων που προτείνουμε καθώς και στην πρόταση μας για τροποποίηση του φίλτρου σωματιδίων ώστε να αυξηθεί η ακρίβεια με μικρό υπολογιστικό κόστος.

3.1 Γενικά

Ο εντοπισμός θέσης ενός κινούμενου ρομπότ, που είναι ένα από τα κύρια προβλήματα που πρέπει να λυθούν ώστε να μπορεί το κινούμενο ρομπότ να πλοηγηθεί και να εξερευνήσει αυτόνομα ένα τυπικό εσωτερικό χώρο, περιλαμβάνει την εκτίμηση θέσης (θέση και προσανατολισμός) του ρομπότ σύμφωνα με τις μετρήσεις των αισθητήρων του και του εκ των προτέρων γνωστού χάρτη του περιβάλλοντος.



Εικόνα 3.1: Γραφικό μοντέλο εντοπισμού θέσης κινούμενου ρομπότ. Οι τιμές των γκρι κόμβων είναι γνωστές: ο χάρτης m , οι μετρήσεις z και οι έλεγχοι u . Στόχος είναι ο προσδιορισμός των μεταβλητών θέσης x .

Στο πρόβλημα καθολικού εντοπισμού θέσης, η αρχική θέση του ρομπότ δεν είναι γνωστή και θα καθοριστεί από το μηδέν μετά από μια σειρά κινήσεων. Το φίλτρο σωματιδίων (Fei et al., 2006) καταφέρνει να χρησιμοποιεί ανακριβή μοντέλα και αισθητήρες, αναπαριστώντας την προηγούμενη κατανομή κατάστασης προσεγγιστικά με κάποια τυχαία δείγματα στο χώρο κατάστασης.

Η ύστερη κατανομή πιθανότητας (posterior probability density) του ρομπότ δηλώνεται από την επόμενη εξίσωση:

$$Bel(x_t) = p(x_t | z_t, u_t, z_{t-1}, \dots, u_0, z_0) \quad (3.1)$$

όπου το x δηλώνει την κατάσταση του ρομπότ, το z τα δεδομένα που αντιλαμβάνεται όπως οι μετρήσεις του laser και το u τα δεδομένα που λαμβάνει από την οδομετρία. Σύμφωνα με τον κανόνα του Bayes και την υπόθεση Markov, η (3.1) μπορεί να μετασχηματιστεί στην:

$$Bel(x_t) = n P(z_t | x_t) \int P(x_t | u_{t-1}, x_{t-1}) Bel(x_{t-1}) dx_{t-1} \quad (3.2)$$

όπου n ο παράγοντας κανονικοποίησης, $P(z_t | x_t)$ το μοντέλο παρατήρησης, $P(x_t | u_{t-1}, x_{t-1})$ το μοντέλο κίνησης και $Bel(x_{t-1})$ η προηγούμενη πυκνότητα του ρομπότ.

Εάν επιλέξουμε $q(x_t | z_t)$ σύμφωνα με τη σχέση

$$q(x_t | z_t) = p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1}) Bel(x_{t-1}) \quad (3.3)$$

για να προσεγγίσουμε την επιθυμητή ύστερη κατανομή

$$n p(z_t | x_t) p(x_t | u_{t-1}, x_{t-1}) Bel(x_{t-1}) \quad (3.4),$$

τότε το βάρος σημαντικότητας θα είναι ανάλογο του

$$w_t \approx p(z_t | x_t) \quad (3.5)$$

Έστω ότι χρησιμοποιούμε n δείγματα. Για την προσομοίωση χρειαστήκαμε 100 δείγματα. Η διαδικασία του φίλτρου σωματιδίων που ακολουθείται αποτελείται από τα επόμενα βήματα:

- 1) Δειγματοληψία n τυχαίων καταστάσεων x_{t-1}^i ($i = 1, 2, \dots, N$) από την $Bel(x_{t-1})$, των οποίων τα βάρη ισούνται με $1/N$.
- 2) Χρησιμοποίηση των δεδομένων οδομετρίας u_{t-1} για να λάβουμε δείγματα από την κατανομή $p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1})$.
- 3) Ζυγίζουμε τα δείγματα x_t^i με την $p(z_t | x_t)$ και τα κανονικοποιούμε.
- 4) Σύμφωνα με το μέγεθος των βαρών, ένα νέο σύνολο δειγμάτων θα δημιουργηθεί χρησιμοποιώντας την μέθοδο επαναδειγματοληψίας.
- 5) Θέτουμε τα βάρη ίσα με $1/N$.

Επαναλαμβάνοντας τα βήματα 2 έως 5, μπορούμε να εκτιμήσουμε την πραγματική θέση του ρομπότ. Τα φίλτρα σωματιδίων, τα οποία δεν εξαρτώνται από το σχήμα του χάρτη, το μοντέλο οδομετρίας και τον αισθητήρα μπορούν να επιλύσουν το πρόβλημα εντοπισμού θέσης του ρομπότ σε μη-γραμμικές και μη-γκαουσιανές συνθήκες. Η απόδοση του αλγορίθμου επηρεάζεται από τον αριθμό των δειγμάτων. Αυτό σημαίνει πως όσο μεγαλύτερος ο αριθμός των δειγμάτων, τόσο πιο ακριβής θα είναι η κατάσταση. Αλλά σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος είναι πολύ πιο περίπλοκος, γεγονός που αποτελεί και τον περιορισμό των φίλτρων σωματιδίων.

3.2 Μοντέλο κίνησης

Το ρομπότ που χρησιμοποιήθηκε είναι διαφορικής οδήγησης και το μοντέλο κίνησης που χρησιμοποιήθηκε παρουσιάζεται στη συνέχεια.

Έστω $x_t = [x_t, y_t, \theta_t]^T$ το διάνυσμα θέσης (θέση στο δισδιάστατο χώρο και προσανατολισμός) του ρομπότ το χρονικό βήμα t . Το διάνυσμα θέσης του ρομπότ μπορεί να περιγραφεί από το κινηματικό μοντέλο σύμφωνα με τις επόμενες εξισώσεις:

$$\begin{cases} x_{t+1} = x_t + \tau v_t \cos(\theta_t) \\ y_{t+1} = y_t + \tau v_t \sin(\theta_t) \\ \theta_{t+1} = \theta_t + \tau \dot{\theta}_t \end{cases} \quad (3.6)$$

Όπου v_t^L και v_t^R είναι οι ταχύτητες του αριστερού και δεξιού τροχού αντίστοιχα οι τιμές των οποίων δίνονται από τους encoders,

$$v_t = \frac{v_t^L + v_t^R}{2} \quad (3.7) \text{ είναι η γραμμική ταχύτητα του ρομπότ τη χρονική στιγμή } t,$$

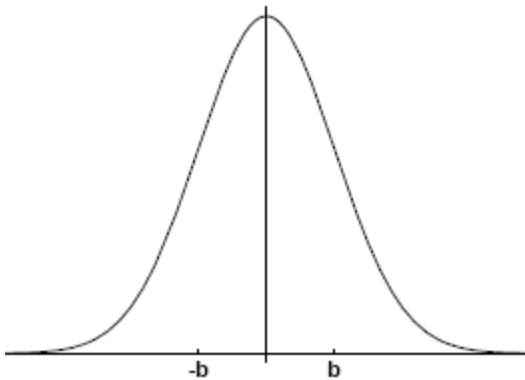
$$\dot{\theta}_t = \frac{v_t^R - v_t^L}{R} \quad (3.8) \text{ είναι η γωνιακή ταχύτητα του ρομπότ,}$$

R είναι ο άξονας μεταξύ των τροχών και

τ είναι ο χρόνος που μεσολαβεί στη δημιουργία διαδοχικών particles (εμείς έχουμε θέσει $\tau = 0,064\text{sec}$).

Η οδομετρία του ρομπότ μας παρέχει κάθε τ δευτερόλεπτα τις τιμές των encoders του αριστερού και δεξιού τροχού. Η τιμή του encoder αντιστοιχεί στη γωνία στροφής κάθε τροχού και επομένως μπορούμε να υπολογίσουμε τις ταχύτητες του αριστερού και δεξιού τροχού.

Στην κίνηση αυτή προσαρτάται ένα γραμμικό σφάλμα, που είναι πιθανό να χαρακτηρίζει την κίνησή μας. Το σφάλμα μοντελοποιείται με μια κατανομή Gauss



Εικόνα 3.2: Συνάρτηση κανονικής κατανομής πιθανότητας με τυπική απόκλιση b

Τα δύο αυτά μεγέθη προστιθέμενα μας δίνουν το x_t για κάθε ένα δείγμα.

3.3 Μοντέλο αισθητήρα

Για τον υπολογισμό της παρατήρησης z_t χρησιμοποιούμε τα αποτελέσματα των μετρήσεων των αισθητήρων. Στην προσομοίωση χρησιμοποιούμε 33 αισθητήρες laser ανά περίπου $5,5^\circ$, δηλαδή σε άνοιγμα 180° .

Σε κάθε χρονικό βήμα της προσομοίωσης οι αισθητήρες μας δίνουν τις τιμές τους που αντιστοιχούν στην απόσταση από οποιοδήποτε εμπόδιο στο χώρο. Στην προσομοίωση μοντελοποιούμε ένα Gaussian σφάλμα για τη μέτρηση του αισθητήρα που αντιστοιχεί σε τυπική απόκλιση 1mm/m .

3.4 Μοντέλο παρατήρησης

Σε κάθε βήμα της προσομοίωσης ανανεώνουμε τα βάρη των particles σύμφωνα με το μοντέλο παρατήρησης. Στόχος μας είναι αύξηση των βαρών των particles τα οποία βρίσκονται σε ίδια ή παρόμοια θέση με αυτή του ρομπότ την παρούσα στιγμή και η ελάττωση των βαρών όσων δε συμφωνούν με αυτή.

Για να σταθμίσουμε τα βάρη σε κάθε βήμα ακολουθούμε την επόμενη διαδικασία:

- Λαμβάνουμε τη μέτρηση των αισθητήρων του ρομπότ από θέση (σημείο στο δισδιάστατο χώρο και προσανατολισμός) στην οποία βρίσκεται στο συγκεκριμένο βήμα της προσομοίωσης.
- Λαμβάνουμε τη μέτρηση των αισθητήρων που θα προέκυπτε εάν το ρομπότ βρισκόταν στη θέση καθενός δείγματος στο συγκεκριμένο βήμα της προσομοίωσης.
- Υπολογίζουμε τη διαφορά αυτών των μετρήσεων για κάθε περίπτωση δείγματος.
- Το βάρος του δείγματος ανανεώνεται σύμφωνα με τη σχέση:

$$\text{Βάρος δείγματος} = e^{-(\text{μέτρηση_ρομπότ} - \text{μέτρηση_δείγματος})^2}$$

Όσο πιο μεγάλη η απόκλιση της πραγματικής μέτρησης από την πιθανολογούμενη, τόσο μικρότερο το ποσό με το οποίο πολλαπλασιάζεται το βάρος του δείγματος.

Στη συνέχεια κανονικοποιούμε τα νέα βάρη που προκύπτουν ώστε το άθροισμά τους να ισούται με 1.

Οι συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται εμφανίζονται στους δυο επόμενους πίνακες.

```
// void update_weights()
void update_weights()
{
    int i=0, n;
    double dist_err;
    while (wb_receiver_get_queue_length(receiver) > 0) {
        Data data;
        const char *bytes = wb_receiver_get_data(receiver);
        memcpy(&data, bytes, sizeof(Data));
        for (n=0; n < NUM_SENSORS; n++){
            dist_err = range[n] - data.range[n];
            particle_w[i] *= exp(-dist_err*dist_err/10.0);
        }
        i++;
        wb_receiver_next_packet(receiver);
    }
}
```

Πίνακας 3.1: Στάθμιση βαρών σύμφωνα με το μοντέλο παρατήρησης.

```
// void normalise_weights() - Normalise the weights to sum to 1.0.
void normalise_weights()
{
    double sum;
    int i;
    sum = 0.0;
    for (i = 0; i < NUM_PRTCL; i++) {
        sum += particle_w[i];
    }
    for (i = 0; i < NUM_PRTCL; i++) {
        particle_w[i] = particle_w[i] / sum;
    }
}
```

Πίνακας 3.2: Κανονικοποίηση βαρών.

3.5 Επαναδειγματοληψία

Το ζήτημα της συχνότητας δειγματοληψίας είναι κρίσιμο, διότι σκοπός του φίλτρου σωματιδίων είναι να διατηρήσει μια ποικιλομορφία στα χαρακτηριστικά των δειγμάτων, έτσι ώστε στο τέλος της διαδρομής να μπορούμε να προσδιορίσουμε την πραγματική θέση του ρομπότ, χωρίς μεγάλο σφάλμα (δηλαδή θα πρέπει να τείνει στην πραγματική).

Ένα από τα προβλήματα που εμφανίζονται κατά τη χρήση των φίλτρων σωματιδίων είναι η εξάντληση του πληθυσμού μετά από λίγα βήματα. Τα περισσότερα δείγματα έχουν παρασυρθεί αρκετά μακριά ώστε το βάρος τους να γίνει τόσο μικρό που να μην μπορεί να συνεισφέρει στην συνάρτηση κατανομής πιθανότητας του κινούμενου ρομπότ. Εάν θεωρήσουμε το σύνολο των δειγμάτων $S_k = \{x_i^k, w_i^k\}$: $k = 1 \dots M$ ως μια διακριτή αναπαράσταση της συνάρτησης κατανομής πιθανότητας της θέσης του κινούμενου ρομπότ, χρειαζόμαστε μια νέα αναπαράσταση $S'_k = \{x_i'^k, w_i'^k\}$: $k = 1 \dots M$ τέτοια ώστε $x_i^k = x_i'^l$ για k, l στο $[1, M]$ και βάρη $w_i'^k = 1/M$ που αναπαριστά την ίδια συνάρτησης κατανομής πιθανότητας.

Υπάρχουν δύο μέτρα που εκτιμούν τον αριθμό των δειγμάτων με βάρη που τείνουν στο μηδέν: ο συντελεστής διακύμανσης cv_t^2 και το αποδοτικό μέγεθος δείγματος ESS_t .

Ισχύει:

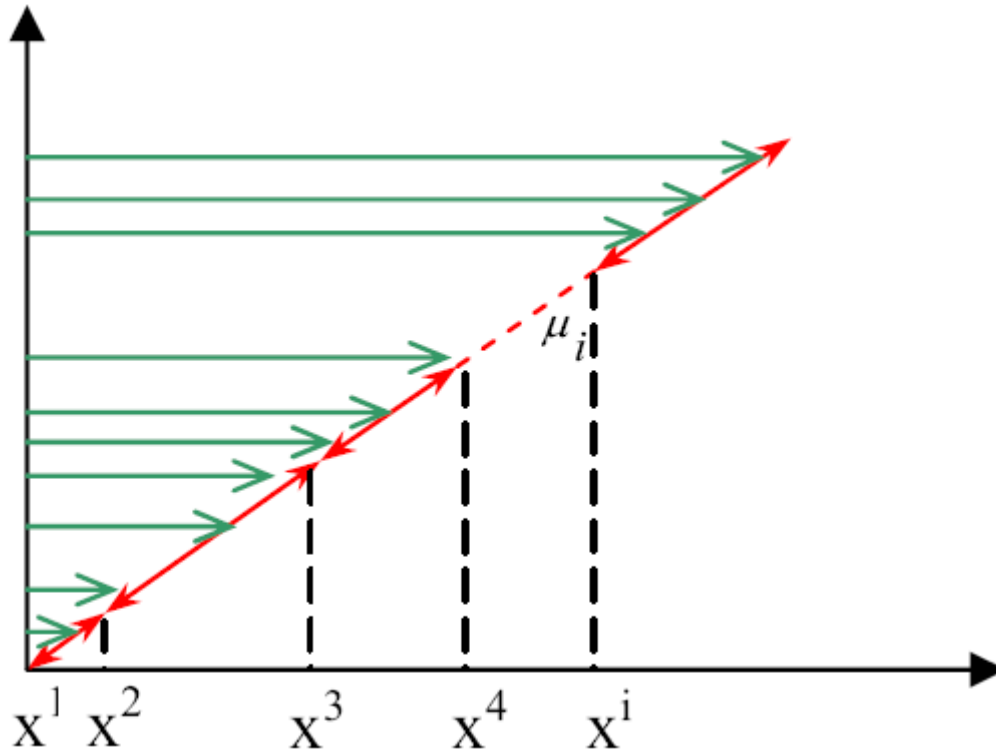
$$cv_t^2 = \frac{\text{var}(w_t(i))}{E^2(w_t(i))} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (Mw(i) - 1)^2 \quad (3.9)$$

$$ESS = \frac{M}{1 + cv_t^2} \quad (3.10)$$

Όταν το αποδοτικό μέγεθος δείγματος πέσει κάτω από ένα συγκεκριμένο όριο, συνήθως ένα ποσοστό του αριθμού των δειγμάτων M (στην εφαρμογή μας το όριο αυτό είναι το 20%), ο πληθυσμός των δειγμάτων επαναδειγματοληπτείται, εξαλείφοντας (πιθανολογικά) τα δείγματα με μικρά βάρη και πολλαπλασιάζοντας αυτά με μεγαλύτερα βάρη.

Στο επόμενο σχήμα παρουσιάζεται η διαδικασία δειγματοληψίας από ένα διακριτό σύνολο (Fei et al., 2006). Ο οριζόντιος άξονας δείχνει το σειριακό αριθμό των δειγμάτων και ο κάθετος άξονας τυχαίες σταθερές. Χρησιμοποιούμε τα μήκη κάποιων γραμμικών τμημάτων για να καταλήσουμε τις αριθμητικές τιμές των βαρών και συνδέουμε τα γραμμικά τμήματα σε μια πλάγια γραμμή. N τυχαίες σταθερές από τον κάθετο άξονα προβάλλονται στην πλάγια γραμμή. Ο αριθμός των σταθερών στο i -στο τμήμα γραμμής δείχνει τον αριθμό αντιγραφής του δείγματος x^i . Όσο μεγαλύτερο είναι το βάρος σημαντικότητας, τόσο περισσότερα δείγματα θα αντιγραφούν.

Όταν θα υπάρξει εκφυλισμός, τα δείγματα με μικρό βάρος σημαντικότητας θα εγκαταληφθούν. Ταυτόχρονα, άλλα δείγματα με μεγαλύτερα βάρη σημαντικότητας θα προκύψουν ανάλογα με τις αριθμητικές τιμές των βαρών τους. Το νέο σύνολο των δειγμάτων χρησιμοποιείται ξανά.



Εικόνα 3.3: Επαναδειγματοληψία σύμφωνα με τα βάρη σημαντικότητας.

Οι συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του ESS και της επαναδειγματοληψίας δίνονται στους επόμενους πίνακες.

```
double compute_ess()
{
    int i;
    float sum,temp;
    // Check ESS
    sum = 0.0;
    for (i = 0; i < NUM_PRTCL; i++) {
        temp = F_NUM_PRTCL * particle_w[i] - 1.0;
        sum += temp * temp;
    }
    return (F_NUM_PRTCL / (1.0 + sum / F_NUM_PRTCL));
}
```

Πίνακας 3.3: Υπολογισμός αποδοτικού μεγέθους δείγματος

```
// void resample () - Resample the particles.
```

```

void resample (){
    int i, j;
    double uniform_weight;
    double new_x[NUM_PRTCL];
    double new_y[NUM_PRTCL];
    double new_q[NUM_PRTCL];
    int index[NUM_PRTCL];
    int x[NUM_PRTCL];
    double q[NUM_PRTCL];
    double r[NUM_PRTCL];

    // Produce cumulative distribution
    q[0] = particle_w[0];
    for (i = 1; i < NUM_PRTCL; i++) {
        q[i] = q[i-1] + particle_w[i];
    }

    // Produce a list of random integers with an ordering index
    for (i = 0; i < NUM_PRTCL; i++) {
        x[i] = rand();
        index[i] = 0;
        for (j = 0; j < i; j++) {
            if (x[j] < x[i]) {
                if (index[i] <= index[j]) {
                    index[i] = index[j] + 1;
                }
            } else {
                index[j]++;
            }
        }
    }

    // Put numbers out in order using index, scale and cast list to floats
    for (i = 0; i < NUM_PRTCL; i++) {
        r[index[i]] = (double)(x[i])/32767.0;
    }

    // Make copies of particles as many times as the sorted random numbers
    appear
    // between the cumulative distribution values
    i = 0;
    j = 0;

```

```

while (i < NUM_PRTCL) {
    if (r[i] < q[j]) {
        new_x[i] = particle_x[j];
        new_y[i] = particle_y[j];
        new_q[i] = particle_q[j];

        i = i + 1;
    } else {
        j = j + 1;
    }
}

// Put the copies into the particle list and reset weights
uniform_weight = 1.0 / F_NUM_PRTCL;
for (i = 0; i < NUM_PRTCL; i++) {
    particle_x[i] = new_x[i];
    particle_y[i] = new_y[i];
    particle_q[i] = new_q[i];
    particle_w[i] = uniform_weight;
}
}

```

Πίνακας 3.4: Αλγόριθμος επαναδειγματοληψίας.

3.6 Προτεινόμενη τροποποίηση μεθόδου φίλτρου σωματιδίων

Όπως έχουμε αναφέρει, ένας βασικός περιορισμός εφαρμογής της μεθόδου φίλτρου σωματιδίων στην περίπτωση του καθολικού εντοπισμού θέσης (global localization) είναι το μεγάλο υπολογιστικό κόστος. Η αποδοτικότητα του φίλτρου σωματιδίων εξαρτάται όμως από τον αριθμό των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση. Εάν μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε έναν πάρα πολύ μεγάλο αριθμό δειγμάτων, τα οποία θα αρχικοποιούσαμε ώστε να βρίσκονται παντού στο χώρο, ο αλγόριθμος θα μας οδηγούσε με σχετική ακρίβεια στο σωστό εντοπισμό θέσης. Είναι αδύνατον όμως να χρησιμοποιήσουμε και να επεξεργαστούμε τόσο μεγάλο όγκο δεδομένων. Το κόστος σε χρόνο και ο αριθμός των δειγμάτων είναι μεγέθη ευθέως ανάλογα. Στην προσπάθεια να υπερβούμε τους περιορισμούς που τίθενται, οδηγούμαστε σε κάποιες απλουστεύσεις και τροποποιήσεις.

Αποφασίζουμε να χρησιμοποιούμε μόνο 100 δείγματα. Ένας τόσο μικρός αριθμός δειγμάτων σημαίνει πως υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να αποτύχει ο εντοπισμός θέσης. Για παράδειγμα, τα πιο πιθανά δείγματα θα μπορούσαν να έχουν μεγάλη απόκλιση από την πραγματική θέση του ρομπότ. Το διαφορετικό σφάλμα κίνησης κάθε δείγματος δεν μπορεί να αντισταθμίσει μια τέτοια μεγάλη απόκλιση. Ωστόσο,

εμείς επιθυμούμε να μην θυσιάσουμε την ακρίβεια του φίλτρου σωματιδίων στην προσπάθεια μείωσης του υπολογιστικού κόστους.

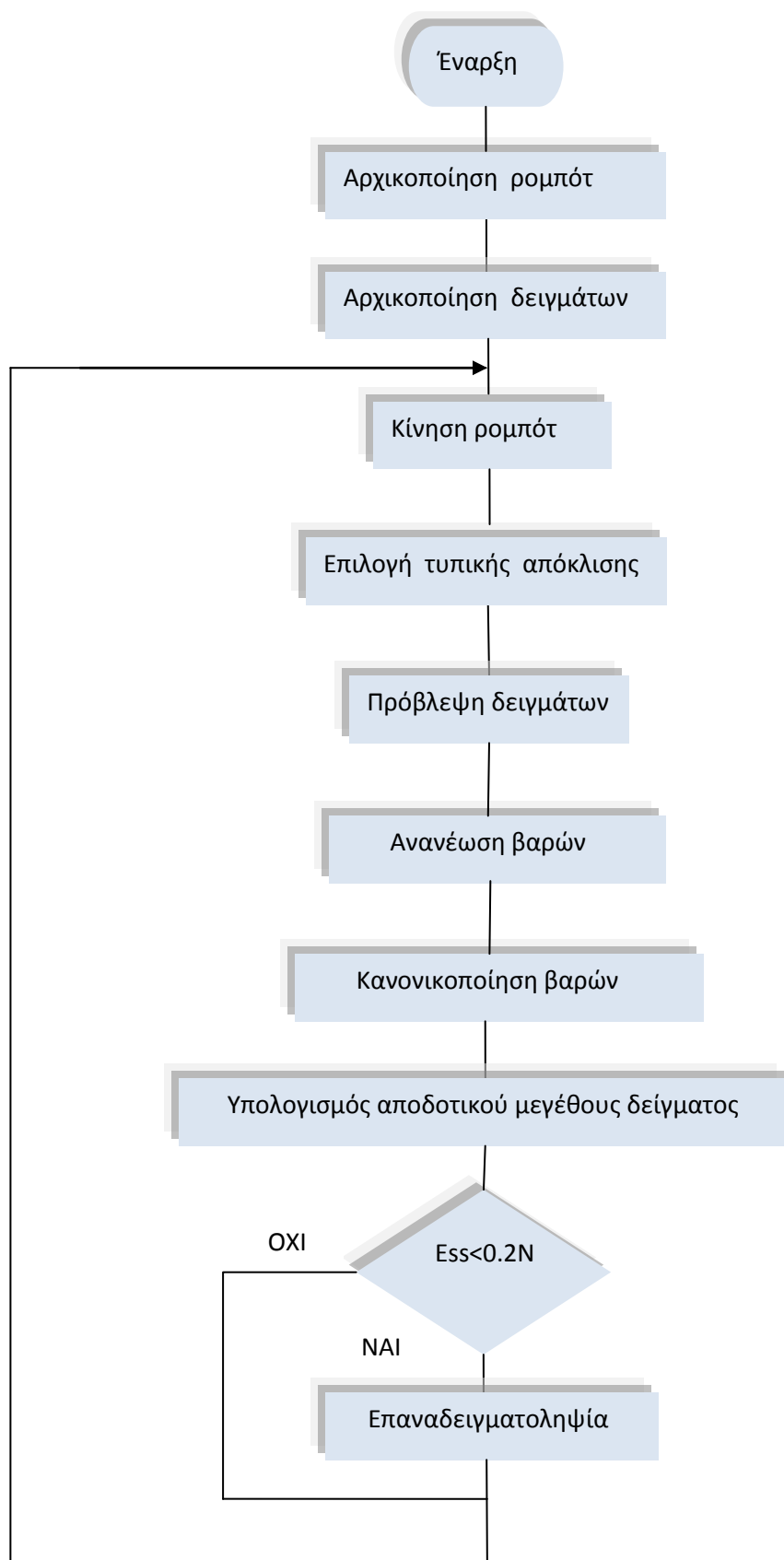
Για να καταφέρουμε να εντοπίσουμε τη θέση του ρομπότ αποδίδουμε αρχικά στα δείγματα μεγάλη κινητικότητα στο χώρο. Για να επιτύχουμε κάτι τέτοιο, χρησιμοποιούμε μεγαλύτερη τυπική απόκλιση στο σφάλμα κίνησης από αυτή που επιβάλλει η οδομετρία του ρομπότ. Τα δείγματα κινούνται προς διάφορες κατευθύνσεις, εξερευνώντας το χώρο και επαναδειγματοληπτούνται τα πιο πιθανά. Στόχος μας είναι η σύγκλιση τους στη σωστή θέση.

Σταδιακά, θα πρέπει να φθίνει η κινητικότητα αυτή των δειγμάτων και το σφάλμα να συγκλίνει στο πραγματικό.

Ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων δειγμάτων είναι πρακτικά πολύ μικρός για να επιτύχουμε καθολικό εντοπισμό θέσης, ειδικά όταν ο χώρος κίνησης είναι μεγάλος. Προτείνουμε λοιπόν την απλούστευση του προβλήματος. Χωρίζουμε τον χώρο κίνησης σε τμήματα. Υποθέτουμε ότι γνωρίζουμε από ποιο τμήμα του χώρου ξεκινά την κίνηση του το ρομπότ και αρχικοποιούμε τα δείγματα εκεί.

3.7 Αλγόριθμος εφαρμογής

Παρακάτω φαίνεται ένα block διάγραμμα με τα βασικά βήματα του αλγορίθμου που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας εργασίας.



Εικόνα 3.4: Μπλοκ διάγραμμα.

Η αρχικοποίηση των δειγμάτων, η οποία αποφασίζεται προκαταβολικά παίζει σημαντικό ρόλο στην απόδοση του αλγορίθμου. Η αρχικοποίηση γίνεται με τυχαία τοποθέτηση τους σε ολόκληρο ή σε ένα τμήμα του χώρου κίνησης. Τα βάρη των δειγμάτων τίθενται όλα ίσα με $\frac{1}{\text{ΑΡΙΘΜΟΣ_PARTICLES}}$, δηλαδή 0,01.

Η τυπική απόκλιση του σφάλματος στο μοντέλο κίνησης αλλάζει τιμή ανάλογα με το πόσες φορές έχει εκτελεστεί το loop του αλγορίθμου.

Σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, το ρομπότ εκτελεί μια κίνηση. Ανάλογα με αυτή την κίνηση, θα προβλεφθεί η νέα κατάσταση (θέση και προσανατολισμός) του συνόλου των δειγμάτων σύμφωνα με τις εξισώσεις (3.6), (3.7) και (3.8).

Τα βάρη ανανεώνονται σύμφωνα με τον αλγόριθμο που εμφανίζεται στον πίνακα 3.1 και στη συνέχεια κανονικοποιούνται σύμφωνα με τον αλγόριθμο στον πίνακα 3.2 έτσι ώστε το άθροισμα τους να ισούται με 1.

Υπολογίζουμε το αποδοτικό μέγεθος δείγματος σύμφωνα με τις εξισώσεις (3.9) και (3.10). Ο αλγόριθμος εμφανίζεται στον πίνακα 3.3.

Εάν το αποδοτικό μέγεθος δείγματος είναι μικρότερο από το 20% του πλήθους των δειγμάτων, χρησιμοποιούμε την επαναδειγματοληψία του συνόλου των δειγμάτων, η οποία περιγράφεται αλγοριθμικά στον πίνακα 3.4.

Στο επόμενο κεφάλαιο, παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα εφαρμογής της προτεινόμενης μεθόδου. Διερευνώνται διάφορες περιπτώσεις τροποποίησης με στόχο να επιτύχουμε μια ικανοποιητική απόδοση. Θα εξεταστεί η επίδραση της αρχικοποίησης των δειγμάτων καθώς και η επίδραση της σταδιακής αλλαγής της τυπικής απόκλισης του σφάλματος στο μοντέλο κίνησης. Η τροποποιημένη μέθοδος, σύμφωνα με την οποία προσπαθούμε να έχουμε μια καλή απόδοση εκτίμησης με περιορισμένες όμως υπολογιστικές δυνατότητες, μας δίνει υπό προϋποθέσεις ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Κεφάλαιο 4

Προσομοίωση και πειραματικά αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάζουμε την εφαρμογή του τροποποιημένου φίλτρου σωματιδίων για τον καθολικό εντοπισμό θέσης κινούμενου ρομπότ σε περιβάλλον προσομοίωσης. Αναφερόμαστε αρχικά στο πρόγραμμα προσομοίωσης που χρησιμοποιήθηκε και στην τελική μορφή της εφαρμογής που δημιουργήθηκε. Στη συνέχεια, παραθέτουμε στατιστικά συγκριτικά αποτελέσματα για διάφορα επίπεδα τροποποίησης και τέλος απεικονίσεις εφαρμογής της μεθόδου.

4.1 Προσομοίωση

4.1.1 Webots

Το Webots [11] είναι ένα επαγγελματικό πακέτο λογισμικού που χρησιμοποιείται για την προσομοίωση κινούμενων ρομπότ. Προσφέρει ένα γρήγορο πρωτότυπο περιβάλλον, που επιτρέπει στο χρήστη να δημιουργεί τρισδιάστατους εικονικούς κόσμους με φυσικές ιδιότητες όπως μάζα, αρθρώσεις, παράγοντες τριβής κ.α.. Ο χρήστης μπορεί να εισάγει απλά παθητικά αντικείμενα ή ενεργά αντικείμενα, δηλαδή κινούμενα ρομπότ. Τα κινούμενα ρομπότ μπορεί να έχουν διάφορα είδη μηχανισμών κίνησης (ρομπότ με τροχούς, με πόδια ή ιπτάμενα ρομπότ). Επιπλέον, μπορούν να είναι εξοπλισμένα με συσκευές αισθητήρων και κινητήρων, όπως αισθητήρες απόστασης, τροχούς οδήγησης, κάμερες, σέρβο-κινητήρες, αισθητήρες αφής, λαβές, πομπούς, δέκτες κ.α.. Τελικά, ο χρήστης μπορεί να προγραμματίσει κάθε ρομπότ ανεξάρτητα ώστε αυτό να επιδείξει την επιθυμούμενη συμπεριφορά. Το Webots περιλαμβάνει ένα μεγάλο αριθμό μοντέλων ρομπότ και παραδείγματα προγραμμάτων ελέγχου ώστε να βοηθηθούν οι χρήστες. Το Webots επίσης περιλαμβάνει κάποιες διεπαφές με πραγματικά κινούμενα ρομπότ, ώστε όταν το ρομπότ της προσομοίωσης έχει την απαιτούμενη συμπεριφορά, να μπορεί κανείς να μεταφέρει το πρόγραμμα ελέγχου στο πραγματικό ρομπότ.

Μια προσομοίωση στο Webots αποτελείται από:

1. Ένα αρχείο world το οποίο ορίζει ένα ή περισσότερα τρισδιάστατα ρομπότ και το περιβάλλον τους.
2. Προγράμματα ελέγχου (controllers) των παραπάνω ρομπότ.
3. Έναν προαιρετικό Supervisor, ο οποίος είναι ένα προνομιακό είδος ρομπότ που μπορεί να εκτελεί λειτουργίες που κανονικά εκτελούν άνθρωποι και όχι ρομπότ. Ο ελεγκτής του Supervisor έχει πρόσβαση σε προνομιακές λειτουργίες όπως ο έλεγχος της προσομοίωσης καθώς μπορεί να μετακινεί τα ρομπότ σε τυχαίες θέσεις, να καταγράφει βίντεο της προσομοίωσης, κλπ.

4.1.2 Μοντελοποίηση και προσομοίωση του ρομπότ Pioneer 2-DX™

Πρόκειται να χρησιμοποιήσουμε το εμπορικό ρομπότ της ActivMedia Robotics: Pioneer 2-DX™.

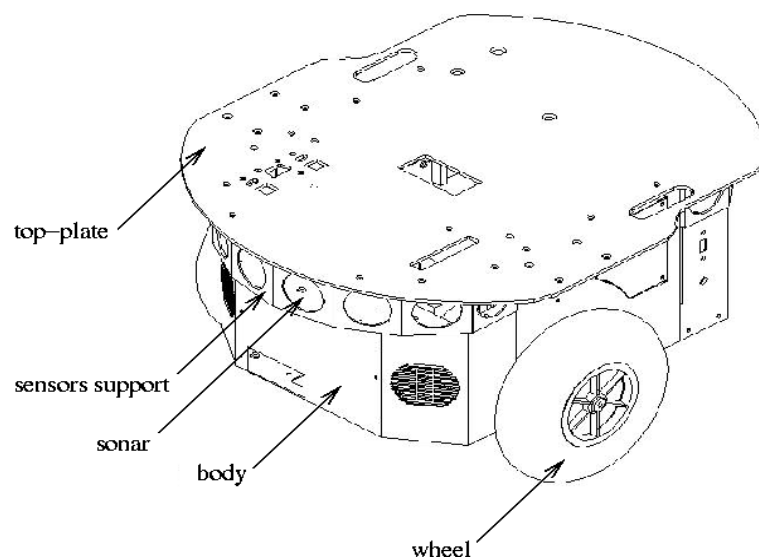


Εικόνα 4.1: Φωτογραφία από το εργοστάσιο των Pioneer robots.

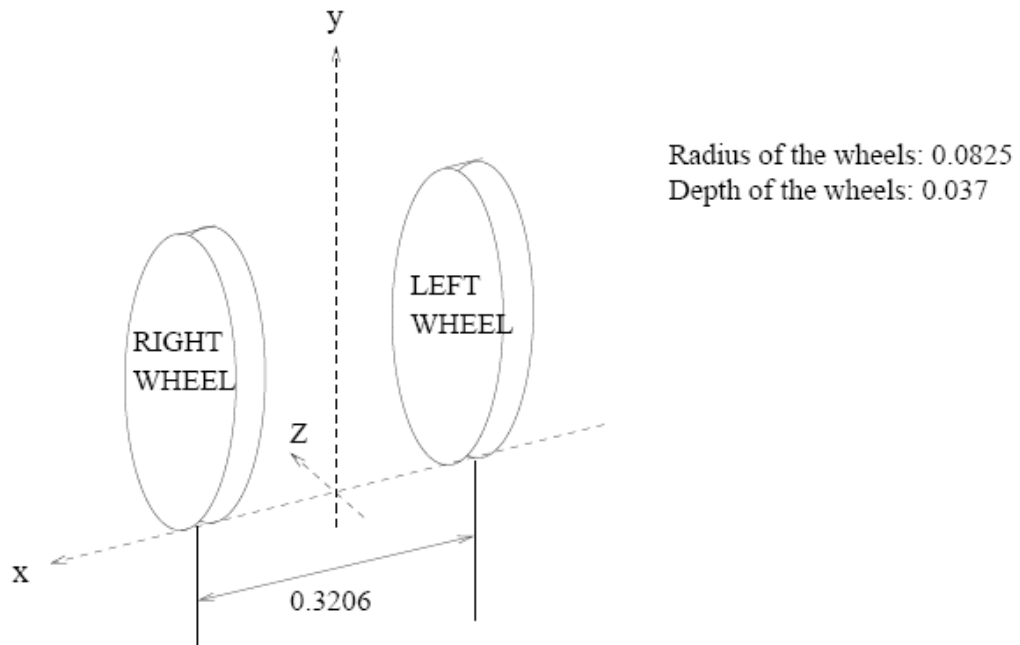
Πρώτα θα πρέπει να μοντελοποιηθεί το περιβάλλον του ρομπότ, στη συνέχεια το Pioneer 2™ και τότε μπορούμε να το προσομοιώσουμε με τη χρήση ενός ελεγκτή.

Το ρομπότ (ένας κόμβος DifferentialWheels) αποτελείται από έξι κύρια μέρη:

1. Το σώμα
2. Μια πλάκα οροφής
3. Δύο κύριους τροχούς
4. Ένας πίσω τροχός
5. Μπροσ και πίσω θέσεις αισθητήρων
6. Αισθητήρες laser

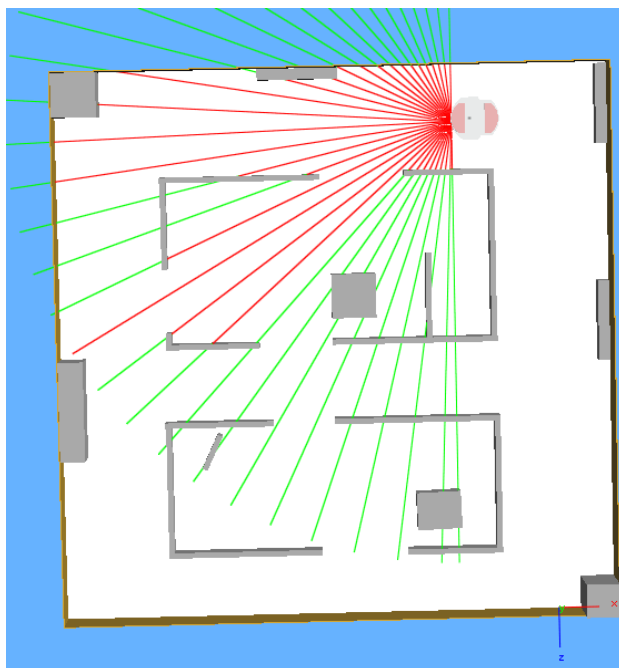


Εικόνα 4.2: Το ρομπότ Pioneer 2-DX™.



Εικόνα 4.3: Οι τροχοί του ρομπότ.

Στην προσομοίωση χρησιμοποιούμε 33 αισθητήρες laser ανά περίπου $5,5^\circ$, δηλαδή σε άνοιγμα 180° . Η επόμενη εικόνα είναι ένα στιγμιότυπο του ρομπότ, όπου εμφανίζονται και οι ακτίνες των αισθητήρων. Στα σημεία όπου η ακτίνα του laser συναντά κάποιο εμπόδιο, το χρώμα της γίνεται πράσινο από κόκκινο.

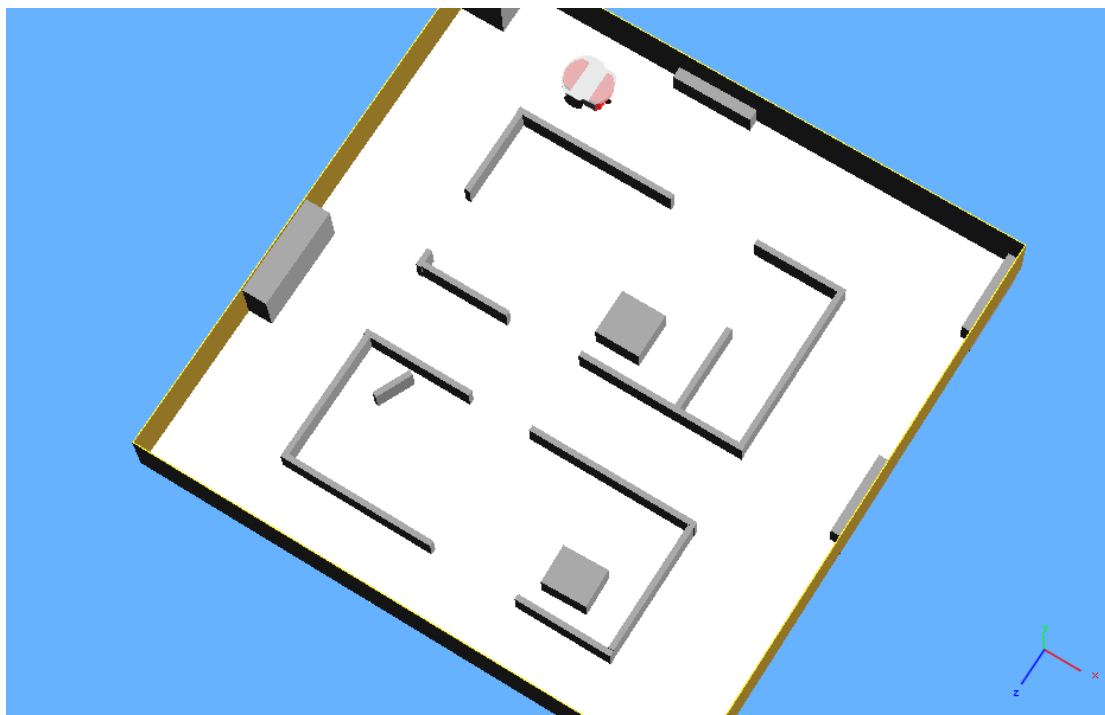


Εικόνα 4.4: Απεικόνιση ακτίνών laser.

4.1.3 Μοντελοποίηση του περιβάλλοντος προσομοίωσης

Κατασκευάσαμε το περιβάλλον (world file) στο οποίο κινείται το ρομπότ. Το περιβάλλον έχει διαστάσεις 5 x 5 μέτρα και προσομοιώνει το περιβάλλον ενός γραφείου. Η προσομοίωση είναι τρισδιάστατη.

Ελέγχουμε την κίνηση του ρομπότ σε αυτό το περιβάλλον με τηλεχειρισμό από το πληκτρολόγιο. Ο χρήστης δίνει μια διαφορετική εντολή ταχύτητας στο ρομπότ με κάθε ένα από τα βέλη του πληκτρολογίου Up, Left, Right, Down. Πιέζοντας το βέλος Up δίνουμε την ίδια ταχύτητα και στις δύο ρόδες, με το βέλος Right δίνουμε ταχύτητα μόνο στην αριστερή ρόδα και η δεξιά παίρνει μηδενική ταχύτητα, με το βέλος Left το αντίστροφο ενώ με το Down και οι δυο ρόδες αποκτούν μηδενική ταχύτητα.



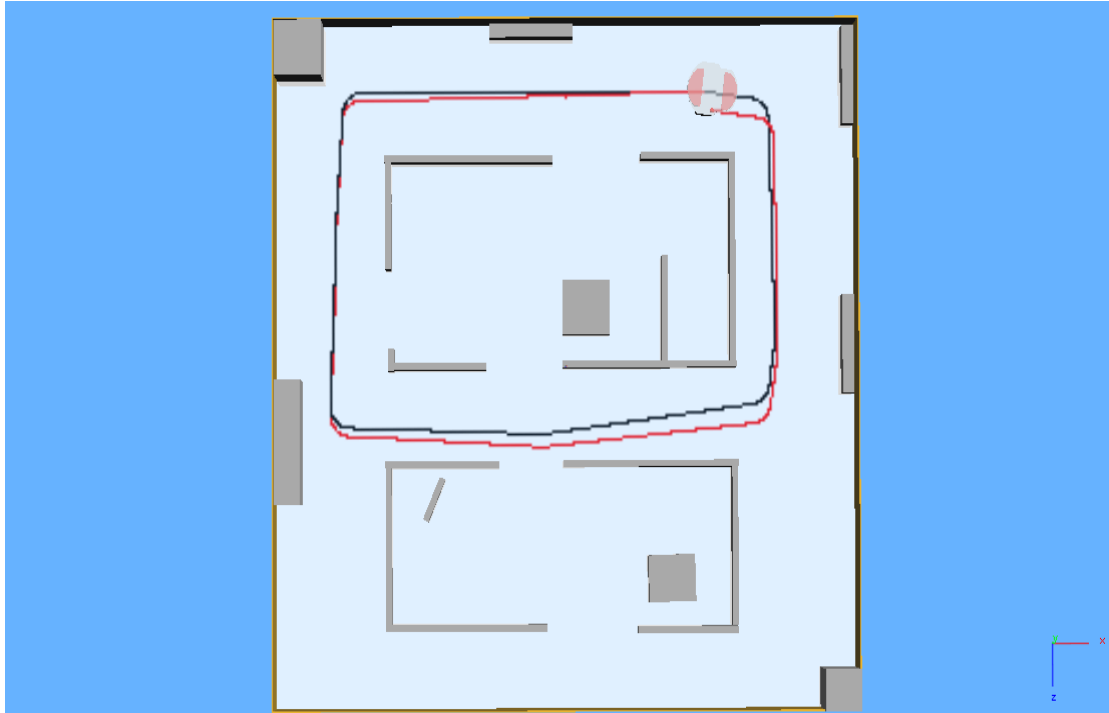
Εικόνα 4.5: Περιβάλλον προσομοίωσης.

4.1.4 Σφάλμα μοντέλου οδομετρίας

Εάν χρησιμοποιούσε κανείς μόνο το μοντέλο κίνησης του ρομπότ για την πρόβλεψη της κίνησης του, θα έπρεπε να λάβει σοβαρά υπόψη τα σφάλματα που εισάγει η οδομετρία του ρομπότ. Για να διαπιστώσουμε πόσο αποκλίνει η πραγματική από την εκτιμώμενη θέση στην δική μας προσομοίωση, ακολουθήσαμε την επόμενη διαδικασία.

Υποθέτουμε πως γνωρίζουμε την αρχική θέση του ρομπότ. Κινούμε το ρομπότ και λαμβάνουμε την πραγματική τροχιά του με μαύρη μελάνι και την εκτίμηση αυτής με βάση την οδομετρία με κόκκινη. Στην εικόνα 4.6 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα

για μια περίπτωση κίνησης. Η εκτίμηση παρουσιάζει σημαντική απόκλιση από την τροχιά του ρομπότ. Το πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε στον καθολικό εντοπισμό θέσης είναι ακόμη πιο σύνθετο, καθώς δεν γνωρίζουμε την αρχική θέση του ρομπότ. Ο πιθανοτικός εντοπισμός θέσης θα χρησιμοποιηθεί για να αντιμετωπίσει τα προβλήματα αυτά.



Εικόνα 4.6: Σφάλμα οδομετρίας.

4.1.5 Προσομοίωση δειγμάτων

Τα δείγματα απεικονίζονται ως σφαίρες πολύ μικρής διάστασης, οι οποίες δεν αναγνωρίζονται ως εμπόδια από τα laser.

Κάθε δείγμα προσομοιώνεται με τη βοήθεια ενός προγράμματος ελέγχου (particle_controller). Το πρόγραμμα ελέγχου ανανεώνει σε κάθε βήμα προσομοίωσης τις τιμές των αισθητήρων. Οι τιμές αυτές είναι οι πληροφορίες που θα λάμβανε το ρομπότ από τους αισθητήρες του αν βρισκόταν στη θέση που βρίσκεται το δείγμα στο χώρο και είχε τον ίδιο προσανατολισμό. Εκτός από την ανανέωση των τιμών, ο ελεγκτής κάθε δείγματος είναι υπεύθυνος για την ενημέρωση του κυρίου ελεγκτή του προγράμματος.

Ο κύριος ελεγκτής, ο οποίος υλοποιεί το φίλτρο σωματιδίων, λαμβάνει από κάθε δείγμα το αναγνωριστικό του και τις ανανεωμένες τιμές των αισθητήρων σε κάθε βήμα. Οι τιμές αυτές είναι απαραίτητες για την ανανέωση των βαρών.

Ο κύριος ελεγκτής γνωρίζει τη θέση και τον προσανατολισμό κάθε δείγματος και προβλέπει, σύμφωνα με το μοντέλο κίνησης τις νέες τιμές τους. Η θέση και ο προσανατολισμός των δειγμάτων αλλάζει τότε δυναμικά, σύμφωνα με τις τιμές που δίνει ο κύριος ελεγκτής, με τη βοήθεια ενός supervisor.

Όπως έχουμε αναφέρει, ο supervisor μπορεί να εκτελεί προνομακές λειτουργίες. Ενημερώνεται από τον κύριο ελεγκτή για τις θέσεις στις οποίες θα πρέπει να βρεθούν τα δείγματα και τους προσανατολισμούς που θα πρέπει να έχουν, όπως αυτές προκύπτουν μετά την κίνηση του ρομπότ από το φίλτρο σωματιδίων. Με βάση αυτή την ενημέρωση σε κάθε βήμα της προσομοίωσης, ο supervisor αλλάζει τη θέση και τον προσανατολισμό κάθε δείγματος.

Οι νέες τιμές θα χρησιμοποιηθούν από τον ελεγκτή κάθε δείγματος στο επόμενο βήμα προσομοίωσης.

4.3 Παρουσίαση πειραματικών αποτελεσμάτων

Για να διαπιστώσουμε και πειραματικά όσα αναφέρονται στο κεφάλαιο 3 και να οδηγηθούμε σε ασφαλή συμπεράσματα, εκτελούμε την προσομοίωση για διάφορες περιπτώσεις και υπολογίζουμε σε κάθε βήμα αυτής της προσομοίωσης το μέσο τετραγωνικό σφάλμα που προκύπτει.

Θα εξεταστεί η επίδραση της αρχικοποίησης των δειγμάτων καθώς και η επίδραση της σταδιακής αλλαγής της τυπικής απόκλισης του σφάλματος στο μοντέλο κίνησης.

Για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα χρησιμοποιούμε τους τύπους:

$$RSE = \sqrt{\frac{(robot_x - particle_x(i))^2 + (robot_y - particle_y(i))^2}{2}} \quad (4.1)$$

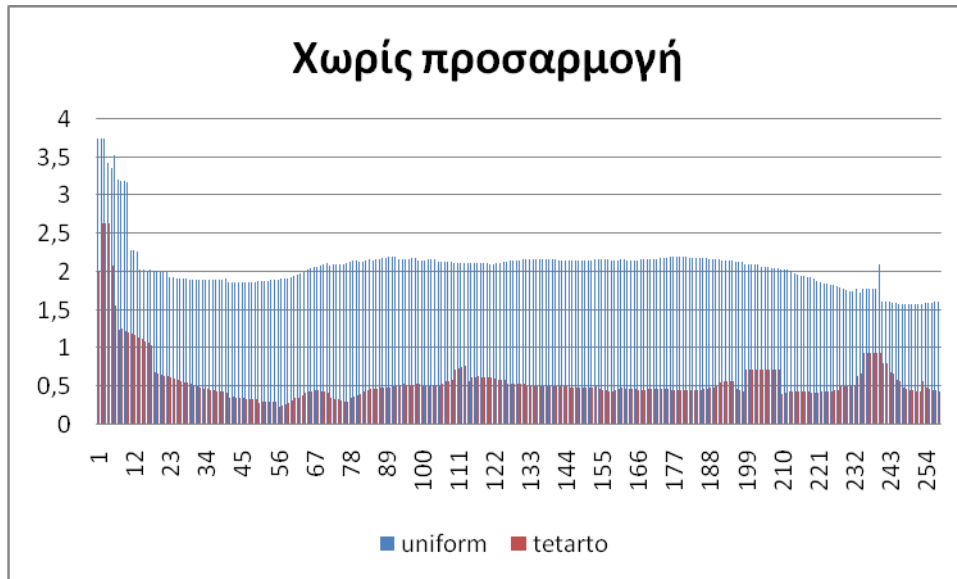
$$MSE = \frac{1}{NUM_PARTICLES} \sum_0^{NUM_PARTICLES} RSE \quad (4.2)$$

Αρχικά εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο χωρίς την τροποποίηση της προσαρμογής της τυπικής απόκλισης που έχουμε προτείνει, δηλαδή η τυπική απόκλιση στο σφάλμα κίνησης είναι αυτή που επιβάλλει η οδομετρία του ρομπότ.

Αρχικά, εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο με αρχικοποίηση των δειγμάτων σε όλο το χώρο κίνησης. Στη συνέχεια, χωρίζουμε τον χώρο κίνησης σε τέσσερα τμήματα. Υποθέτουμε ότι γνωρίζουμε από ποιο τμήμα του χώρου ξεκινά την κίνηση του το ρομπότ και αρχικοποιούμε τα δείγματα εκεί. Σε αυτή την περίπτωση μάλιστα, εκτός από το δισδιάστατο χώρο περιορίζουμε και τον προσανατολισμό του ρομπότ.

Συγκρίνουμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα στην περίπτωση αρχικοποίησης των δειγμάτων σε όλο το χώρο κίνησης ($-2.5 < x < 2.5$, $-2.5 < y < 2.5$, $0 < \theta < 2\pi$) και περίπου στο $\frac{1}{4}$ αυτού ($0 < x < 2.5$, $-2.5 < y < 0$, $0 < \theta < \pi$). Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων εμφανίζονται στο διάγραμμα 4.1. Η αρχικοποίηση των δειγμάτων επιδρά σημαντικά στο σφάλμα. Όταν χρησιμοποιείται για την αρχικοποίηση όλος ο χώρος κίνησης, το σφάλμα είναι πάρα πολύ μεγάλο και ο εντοπισμός θέσης αποτυγχάνει πλήρως.

Όμως, ακόμη και στην περιορισμένη αρχικοποίηση το σφάλμα παραμένει σχετικά μεγάλο σε όλη τη διάρκεια της κίνησης. Θα πρέπει, λοιπόν, να προσπαθήσουμε να βελτιώσουμε την απόδοση του αλγορίθμου.



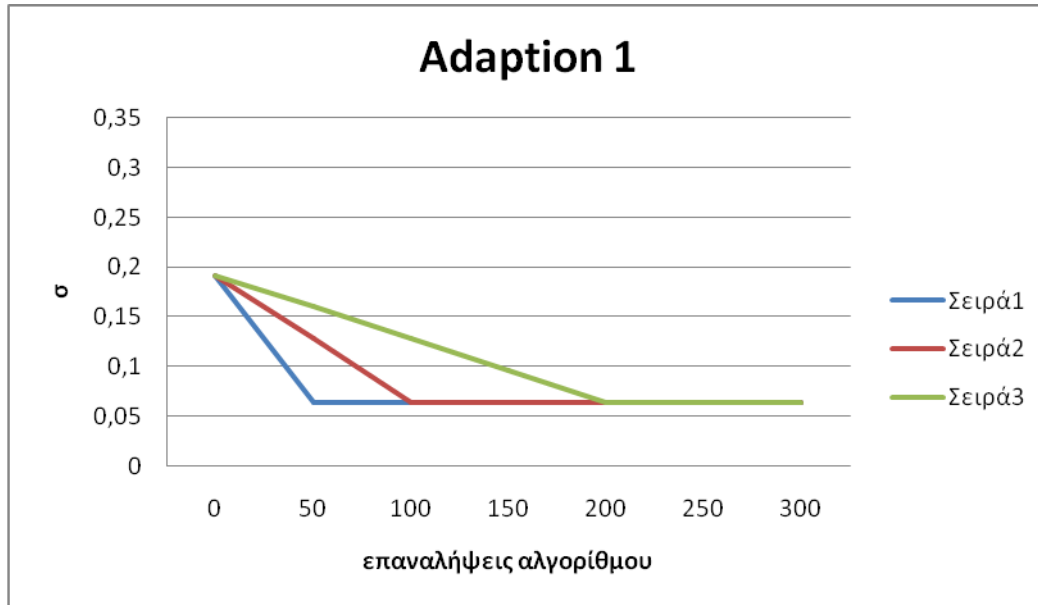
Διάγραμμα 4.1

Επειδή έχουμε αποφασίσει για λόγους υπολογιστικού κόστους ο αριθμός των δειγμάτων να είναι 100, είναι πρακτικά δύσκολο να καταφέρουμε να εντοπίσουμε τη θέση του ρομπότ στην περίπτωση αρχικοποίησης σε όλο το χώρο. Αυτό ισχύει ακόμη και όταν προσδίδουμε κινητικότητα στα δείγματα, εφαρμόζοντας την προτεινόμενη τροποποιημένη μέθοδο.

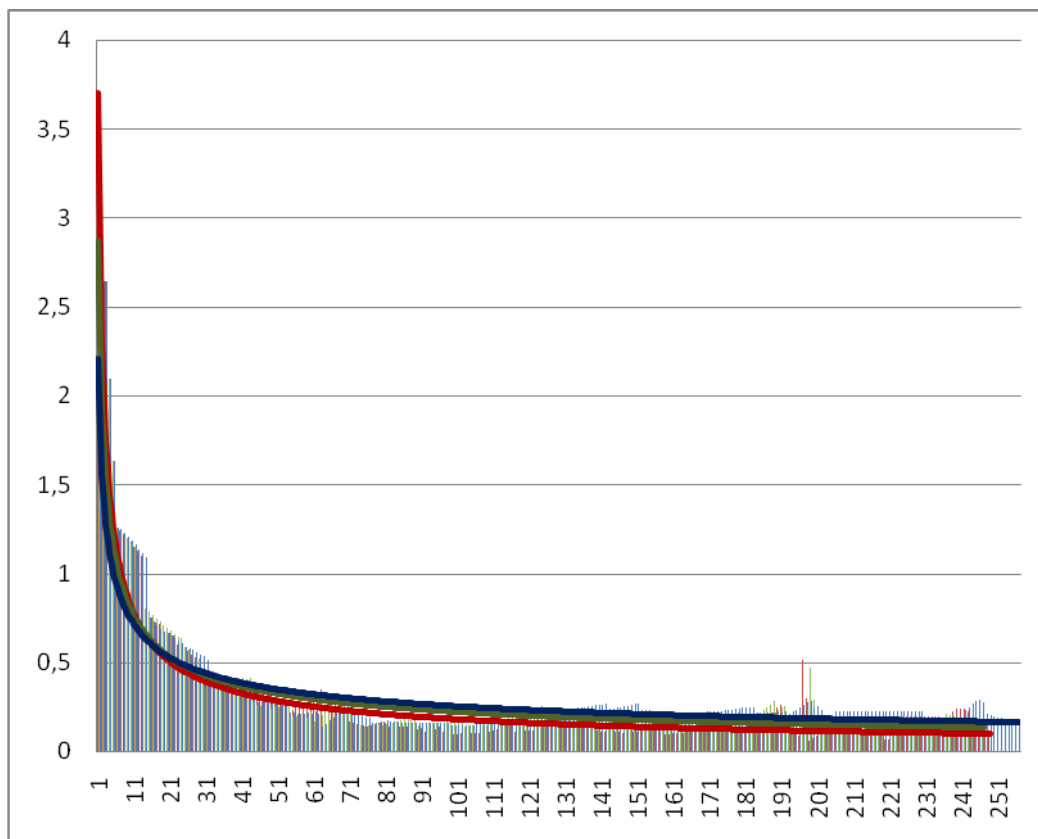
Θα περιοριστούμε λοιπόν περίπου στο $\frac{1}{4}$ του χώρου κίνησης ($0 < x < 2.5, -2.5 < y < 0, 0 < \theta < \pi$). Με την τροποποιημένη μέθοδο, θα προσπαθήσουμε εκεί να περιορίσουμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και άρα να βελτιώσουμε την σύγκλιση του αλγορίθμου.

Πειραματιζόμαστε με την μέγιστη τιμή τυπικής απόκλισης καθώς και με τα βήματα προσομοίωσης που απαιτούνται ώστε να προσεγγίζει η τυπική απόκλιση την πραγματική.

Όταν η μέγιστη τυπική απόκλιση είναι τριπλάσια της πραγματικής και πειραματιζόμαστε ως προς το χρόνο προσαρμογής, δηλαδή το σ προσαρμόζεται σύμφωνα με το διάγραμμα 4.2, τα μέσα τετραγωνικά σφάλματα που προκύπτουν κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης μιας περιήγησης στο χώρο είναι αυτά που παρουσιάζονται στο διάγραμμα 4.3.



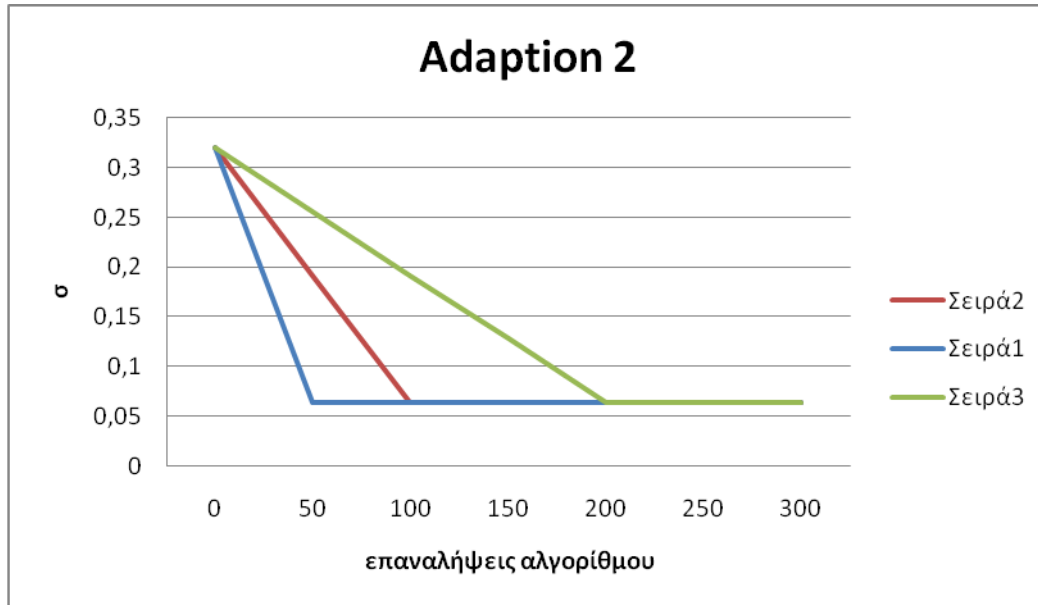
Διάγραμμα 4.2



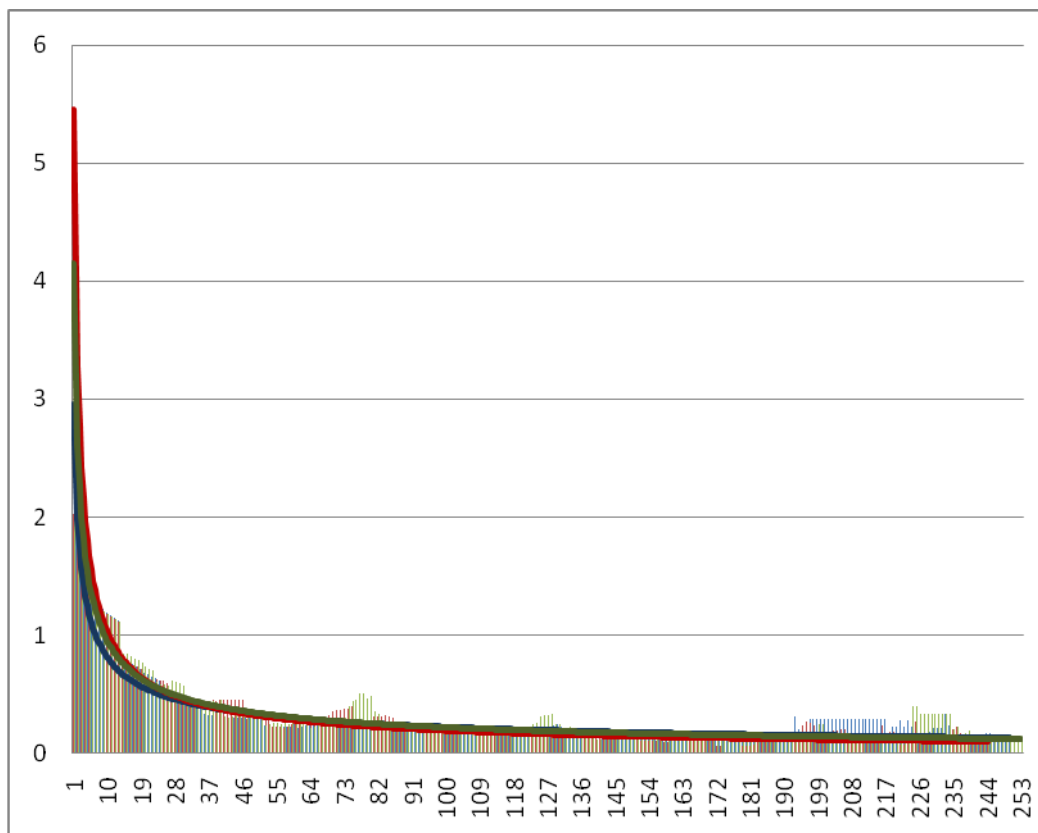
Διάγραμμα 4.3

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τις περιπτώσεις του `adaption1` εμφανίζεται στο προηγούμενο διάγραμμα για όλη τη διάρκεια της κίνησης και μπορούμε να συμπεράνουμε ότι προτιμότερη είναι προσαρμογή της τυπικής απόκλισης στη πραγματική τιμή σ μετά 100 επαναλήψεις του αλγορίθμου.

Όταν η μέγιστη τυπική απόκλιση είναι πενταπλάσια της πραγματικής και πειραματιζόμαστε ως προς το χρόνο προσαρμογής, δηλαδή το σ προσαρμόζεται σύμφωνα με το διάγραμμα 4.4, τα μέσα τετραγωνικά σφάλματα που προκύπτουν κατά τη διάρκεια μιας περιήγησης στο χώρο είναι αυτά που παρουσιάζονται στο διάγραμμα 4.5.



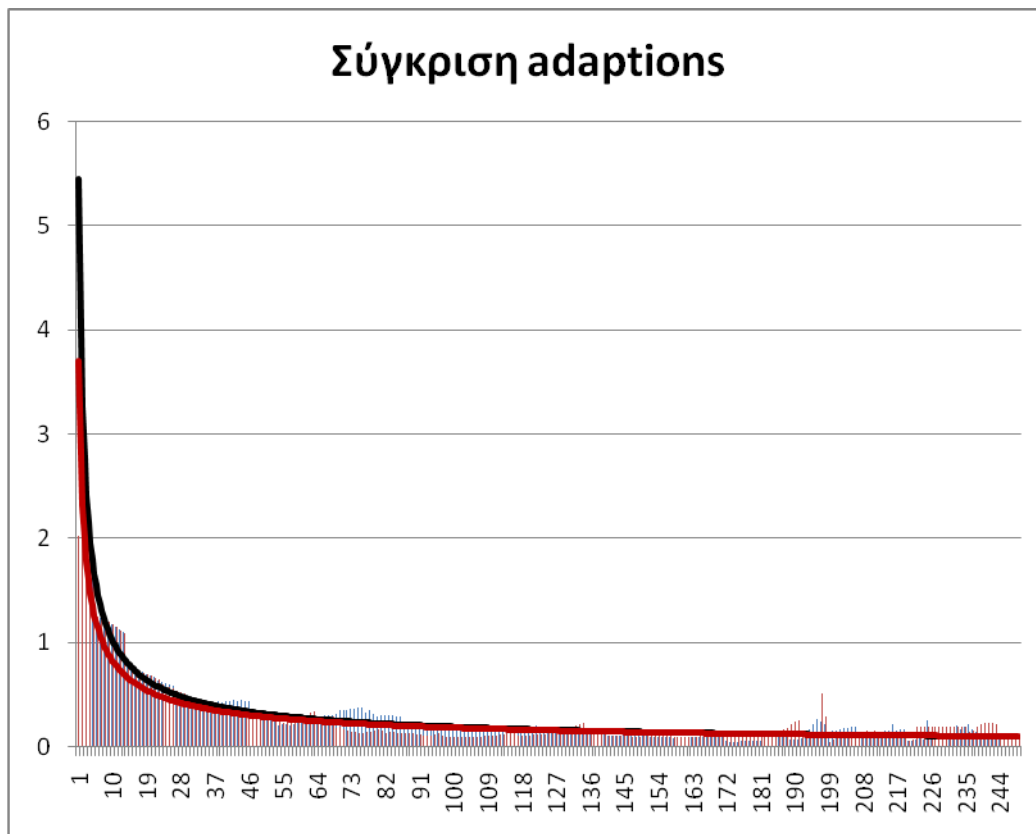
Διάγραμμα 4.4



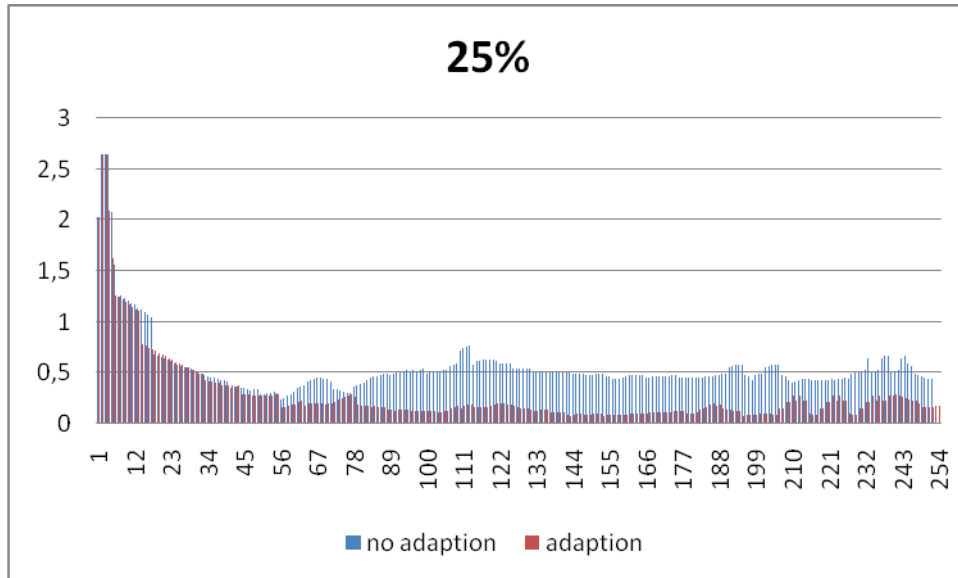
Διάγραμμα 4.5

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τις περιπτώσεις του `adaption2` εμφανίζεται στο προηγούμενο διάγραμμα για όλη τη διάρκεια της κίνησης και μπορούμε να συμπεράνουμε ότι προτιμότερη είναι προσαρμογή του σ μετά 100 επαναλήψεις του αλγορίθμου.

Επιλέγουμε τα βέλτιστα από τις προηγούμενες συγκρίσεις, δηλαδή για το `adaption1` την προσαρμογή από 3σ σε σ σε χρονικό διάστημα 100 επαναλήψεων και για το `adaption2` την προσαρμογή από 5σ σε σ σε χρονικό διάστημα 100 επαναλήψεων. Ανάμεσα σε αυτά, σύμφωνα με το επόμενο διάγραμμα προτιμούμε το `adaption1`. Θα πρέπει να επισημάνουμε πως σε όλες τις περιπτώσεις τροποποίησης που διερευνήθηκαν, λαμβάνουμε ικανοποιητικό μέσο σφάλμα σε όλη την κίνηση.

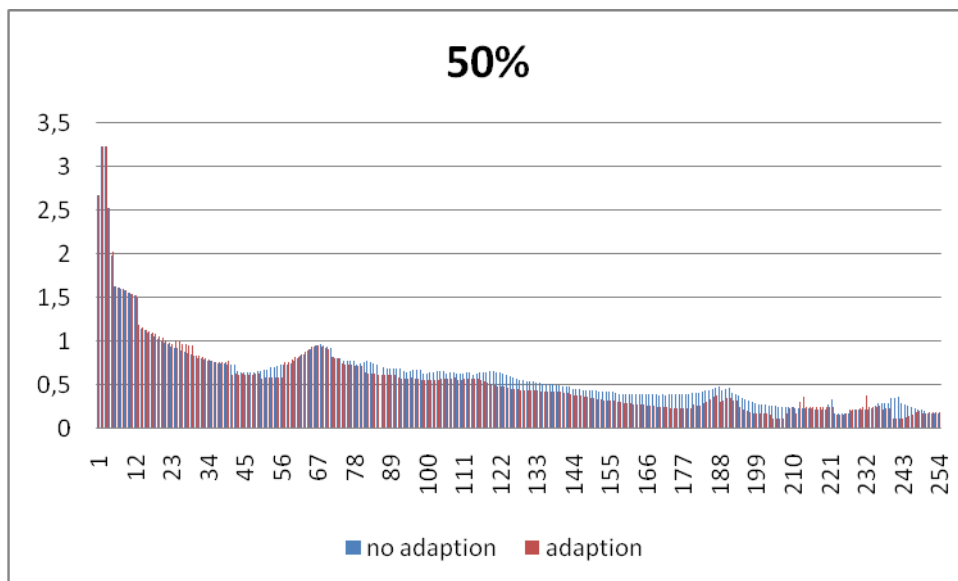


Διάγραμμα 4.6



Διάγραμμα 4.7

Είναι σαφές από το διάγραμμα 4.7 πως, στην περίπτωση αρχικοποίησης των δειγμάτων στο 1/4 του συνολικού χώρου κίνησης, η χρήση του τροποποιημένου προσαρμοστικού φίλτρου δίνει πολύ καλύτερα αποτελέσματα.

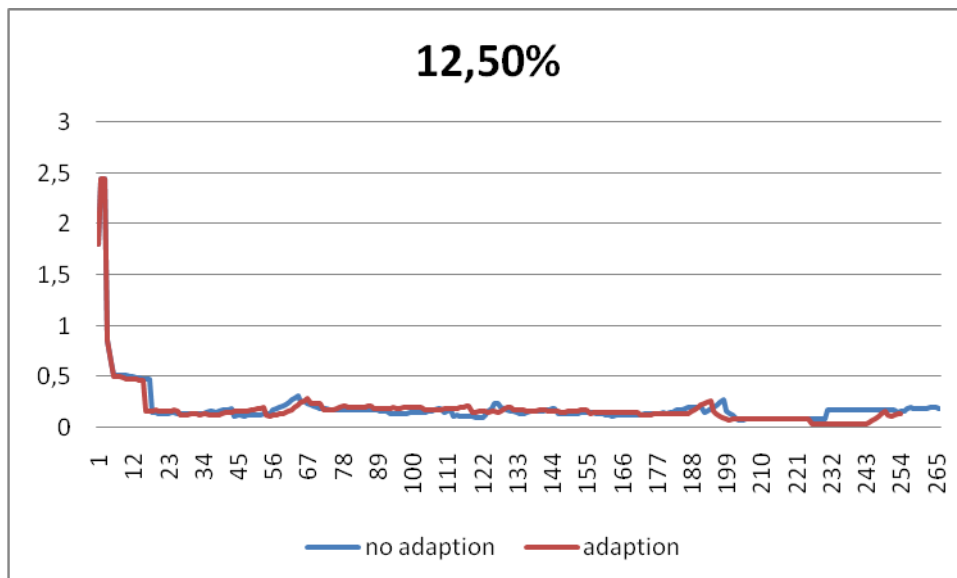


Διάγραμμα 4.8

Το διάγραμμα 4.8 απεικονίζει τα σφάλματα που προκύπτουν, όταν εφαρμόζουμε ή όχι την τροποποίηση, στην περίπτωση αρχικοποίησης των δειγμάτων στο μισό του χώρου κίνησης. Η τροποποίηση μας δίνει καλύτερα αποτελέσματα αλλά όχι τόσο καλά όπως στην περίπτωση αρχικοποίησης των δειγμάτων στο 25% του χώρου.

Στη συνέχεια δοκιμάσαμε να αρχικοποιήσουμε τα δείγματα τυχαία περίπου στο 1/8 του χώρου κίνησης. Στο διάγραμμα 4.9 συγκρίνουμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα στις περιπτώσεις χρήσης ή μη της τροποποίησης μας. Εύκολα μπορεί κανείς να οδηγηθεί στο συμπέρασμα πως σε τόσο περιορισμένο αρχικό χώρο η τροποποίηση

της κινητικότητας των δειγμάτων δεν παρέχει κάποια βελτίωση. Το σφάλμα και χωρίς την τροποποίηση είναι ικανοποιητικό. Αντίθετα, εάν τη χρησιμοποιήσουμε, προστίθεται και άλλος περιορισμός της εφαρμογής με τη μικρότερη αρχικοποίηση και άρα έχουμε μειωμένη αποτελεσματικότητα. Δεν υπάρχει λόγος να περιορίσει κανείς περαιτέρω την αρχικοποίηση των particles.



Διάγραμμα 4.9

Για να κατανοήσουμε τη σημασία της αρχικοποίησης των δειγμάτων στο χώρο, δοκιμάσαμε στη συνέχεια την εφαρμογή της μεθόδου για αρχικοποίηση των δειγμάτων σε διάφορα ποσοστά του συνολικού χώρου. Στόχος μας είναι η σύγκριση της απλής μεθόδου φίλτρου σωματιδίων, στην οποία η τυπική απόκλιση στο σφάλμα κίνησης των δειγμάτων είναι ίδιο με αυτό στην κίνηση του ρομπότ, με την τροποποιημένη μέθοδο, στην οποία η τυπική απόκλιση στο σφάλμα της κίνησης των δειγμάτων προσαρμόζεται από 3σ σε σ κατά τη διάρκεια της κίνησης. Η σύγκριση αυτή πραγματοποιείται για διάφορες αρχικοποιήσεις.

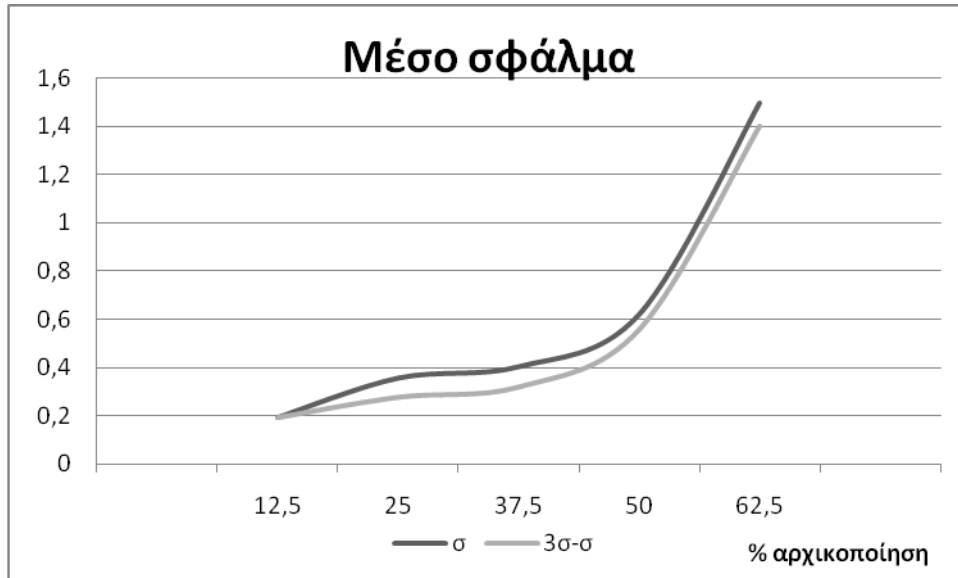
Η σύγκριση αφορά στο μέσο σφάλμα που προκύπτει από όλη την κίνηση και στο μέσο σφάλμα που προκύπτει από ένα παράθυρο παρατήρησης στο τέλος της κίνησης. Το παράθυρο παρατήρησης στο τέλος της κίνησης ορίζεται στις τελευταίες 170 επαναλήψεις του αλγορίθμου, καθώς έχουμε παρατηρήσει πως η τροποποίηση μπορεί να δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα εκεί.

Τα αποτελέσματα για αρχικοποιήσεις στο 12,5%, 25%, 50% και 62,5% του χώρου κίνησης εμφανίζονται στα διαγράμματα 4.10 και 4.11. Μπορεί κανείς εύκολα να παρατηρήσει πως η χρήση της τροποποίησης δίνει πιο ικανοποιητικό μέσο σφάλμα από τη μη χρήση της, ειδικά σε μια περιοχή αρχικοποιήσεων. Το τελικό σφάλμα είναι επίσης καλύτερο με την τροποποίηση.

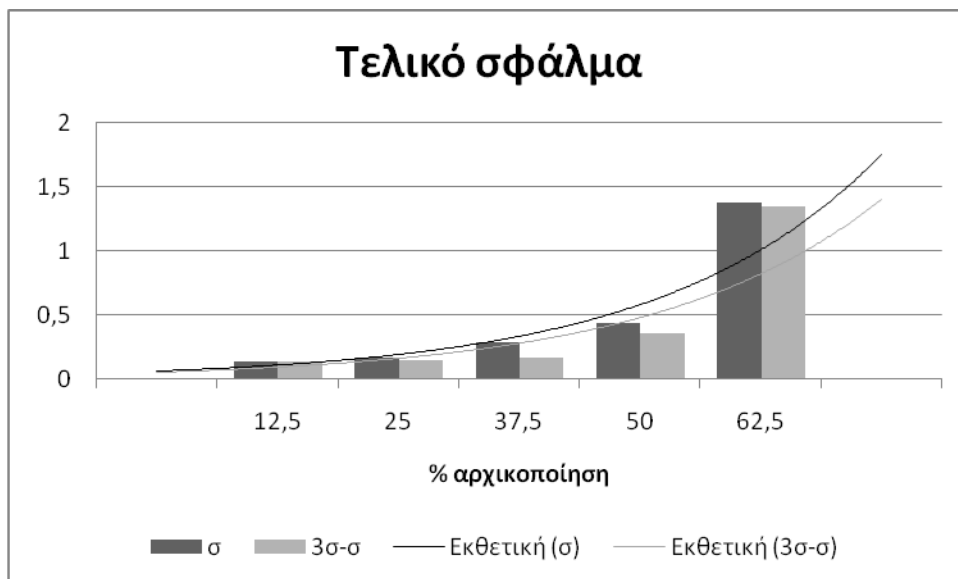
Όσο πιο μεγάλο ποσοστό του χώρου χρησιμοποιηθεί για την αρχικοποίηση, τόσο αυξάνει το μέσο και το τελικό σφάλμα. Ακόμη και αν η τροποποίηση βελτιώνει το σφάλμα, εξακολουθεί να είναι απαγορευτικό. Από την άλλη, εάν χρησιμοποιηθεί

ένα πολύ μικρό ποσοστό του χώρου για την αρχικοποίηση, τόσο το μέσο όσο και το τελικό σφάλμα είναι εξίσου μικρά είτε χρησιμοποιηθεί η τροποποίηση είτε όχι.

Επομένως, η χρήση της τροποποιημένης προσαρμοστικής μεθόδου φίλτρων σωματιδίων δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε κάποια όρια της αρχικοποίησης των δειγμάτων στο χώρο.



Διάγραμμα 4.10

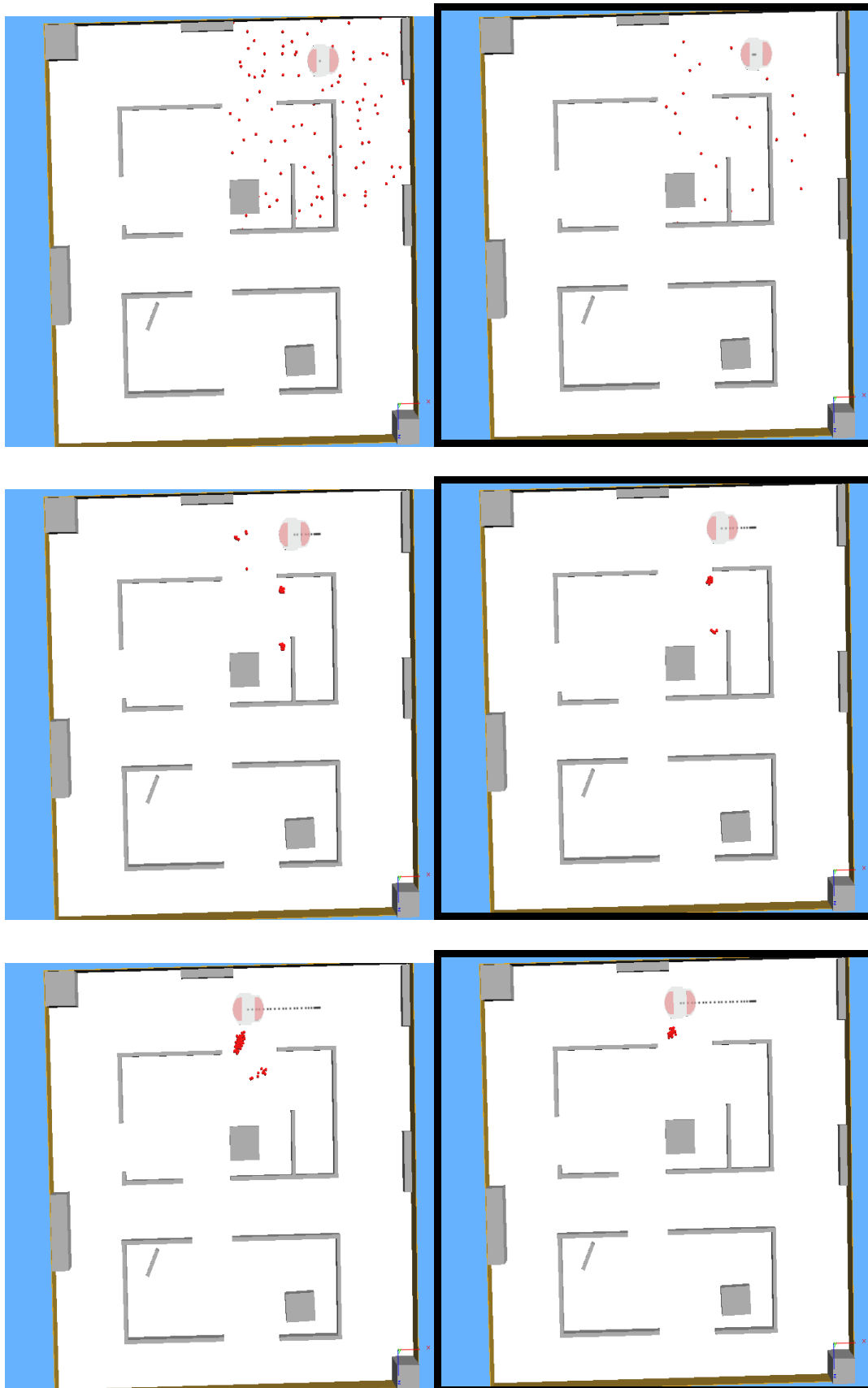


Διάγραμμα 4.11

Στη συνέχεια παραθέτουμε μια σειρά από στιγμιότυπα της προσομοίωσης στην περίπτωση της βέλτιστης τροποποίησης. Οι εικόνες είναι ταξινομημένες σε χρονική σειρά. Η τροχιά του ρομπότ απεικονίζεται με τη συνεχόμενη γραμμή.

Τα στιγμιότυπα με περίγραμμα απεικονίζουν κάποιες από τις περιπτώσεις της επαναδειγματοληψίας. Στα στιγμιότυπα χωρίς περίγραμμα απεικονίζεται η

κατάσταση αμέσως πριν την επαναδειγματοληψία, όπου μπορούμε να παρατηρήσουμε τη μεγάλη σημασία της.

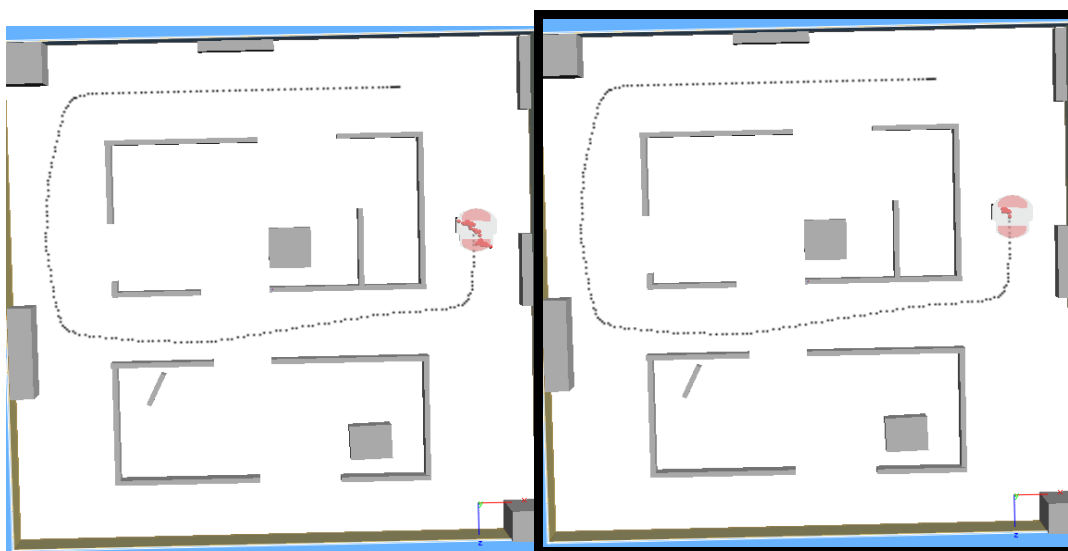














Εικόνα 4.7: Στιγμιότυπα εφαρμογής του τροποποιημένου αλγορίθμου σε μια περιήγηση του ρομπότ.

Μπορεί εύκολα να παρατηρήσει κανείς πως το μεγάλο αρχικό σφάλμα στον εντοπισμό θέσης σταδιακά φθίνει. Με τη λήψη δεδομένων από τους αισθητήρες κατά την κίνηση του ρομπότ, επομένως και των δειγμάτων, καταφέρνουμε να μειώσουμε αυτό το σφάλμα.

Η κινητικότητα των δειγμάτων στα αρχικά στάδια εκτέλεσης του αλγορίθμου είναι πιο μεγάλη σε σχέση με αυτή στη συνέχεια. Μπορούμε να διαπιστώσουμε την κινητικότητα αυτή παρατηρώντας τη διασπορά των δειγμάτων στα διάφορα στάδια εκτέλεσης του αλγορίθμου. Αρχικά έχουμε μέγιστη τυπική απόκλιση στο σφάλμα κίνησης, επομένως τα δείγματα τείνουν να καταλάβουν πιο διασκορπισμένες θέσεις. Καθώς η τυπική απόκλιση του σφάλματος κίνησης σταδιακά φθίνει και το σφάλμα συγκλίνει πιο πολύ στο πραγματικό σφάλμα στην κίνηση του ρομπότ, τα δείγματα εμφανίζουν μικρότερη διασπορά στο χώρο.

Τα δείγματα «εξερευνούν» το χώρο κίνησης. Όσο πιο μεγάλη η κινητικότητά τους, τόσο μεγαλύτερη περιοχή του χώρου θα εξερευνηθούν. Άσχετα όμως με την κινητικότητά τους, το πρόγραμμα θα πρέπει να φροντίζει να επιβιώνουν εκείνα τα δείγματα που τείνουν προς τη σωστή θέση του ρομπότ. Η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας είναι αυτή που εξασφαλίζει τη διάδοση των πιο πιθανών δειγμάτων.

Με την εφαρμογή του αλγορίθμου επαναδειγματοληψίας, αποκόπτονται τα δείγματα με μικρό βάρος και πολλαπλασιάζονται τα πιο πιθανά. Η επαναδειγματοληψία εφαρμόζεται όταν το αποδοτικό μέγεθος δείγματος (ESS) είναι μικρότερο από το 20% του μεγέθους του συνόλου των δειγμάτων που χρησιμοποιούμε, δηλαδή μικρότερο από 20. Μας ενδιαφέρει να μην είναι ιδιαίτερα αυστηρή και συχνή η επαναδειγματοληψία, έτσι ώστε να δίνεται η δυνατότητα στα δείγματα να εξερευνηθούν το χώρο για να μας οδηγήσουν στο σωστό εντοπισμό θέσης του ρομπότ.

Κεφάλαιο 5

Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

Σε αυτή την εργασία παρουσιάστηκε μια νέα πρόταση για την επίλυση του προβλήματος του καθολικού εντοπισμού θέσης ενός αυτόνομα κινούμενου ρομπότ. Η πρόταση αυτή διαφέρει από τις υπόλοιπες που έχουν χρησιμοποιηθεί ως τώρα, καθώς χρησιμοποιεί έναν πολύ μικρό αριθμό δειγμάτων σε σύγκριση με τις κλασικές μεθόδους. Οι περιορισμένες υπολογιστικές δυνατότητες και οι απαιτήσεις για λειτουργία πραγματικού χρόνου είναι οι λόγοι που επιβάλλεται η χρησιμοποίηση μικρού αριθμού δειγμάτων. Για να υπερβούμε τους περιορισμούς που επιβάλλει η χρησιμοποίηση λίγων δειγμάτων, τροποποιείται, με τρόπο προσαρμοστικό στο χρόνο, η κινητικότητα των δειγμάτων. Αποδίδεται αρχικά στα δείγματα μεγαλύτερο σφάλμα στην κίνησή τους σε σχέση με αυτό που θεωρούμε ότι υπάρχει στην κίνηση του ρομπότ, αλλά σταδιακά τα σφάλματα κίνησης συγκλίνουν. Επιπλέον, θεωρούμε πως γνωρίζουμε μερικώς την θέση εκκίνησης του ρομπότ, δηλαδή μπορούμε να περιορίσουμε την αρχική κατανομή των δειγμάτων σε ένα μέρος του συνολικού χώρου κίνησης. Θα πρέπει να τονίσουμε βέβαια, πως το μέγεθος του τμήματος του χώρου κίνησης στο οποίο γίνεται η αρχική κατανομή δεν μπορεί να είναι απόλυτο. Εξαρτάται από το μέγεθος του χώρου κίνησης σε σχέση με τον αριθμό των δειγμάτων. Εμείς θεωρούμε τον αριθμό των δειγμάτων σταθερό και πειραματιζόμαστε ως το μέγεθος του χώρου που χρησιμοποιείται για την αρχικοποίηση. Προτεραιότητά μας για να καταλήξουμε στην καλύτερη δυνατή τροποποίηση είναι η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος της κατανομής.

Το πρόβλημα του καθολικού εντοπισμού θέσης είναι ένα πολύ σύνθετο και απαιτητικό πρόβλημα που είναι δύσκολο να επιλυθεί. Η πρόταση που παρουσιάζεται αποδεικνύεται, σύμφωνα με τα πειραματικά αποτελέσματα της προσομοίωσης μας αρκετά ικανοποιητική.

Πειραματιστήκαμε ως προς τη μέγιστη τιμή του σφάλματος στην κίνηση των δειγμάτων, μεταβάλλοντας την τυπική τους απόκλιση. Επιπλέον, εξετάσαμε διάφορες περιπτώσεις τροποποίησης οι οποίες διαφέρουν ως προς το χρόνο σύγκλισης των σφαλμάτων κίνησης. Γενικά, η τροποποίηση δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα αλλά τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για αρχική τυπική απόκλιση στο σφάλμα κίνησης των δειγμάτων τριπλάσια αυτής του ρομπότ και σύγκλισή τους μετά από εκατό επαναλήψεις του αλγορίθμου. Για να κατανοήσει κανείς την σημασία του χρόνου σύγκλισης, είναι αναγκαίο να τονίσουμε ότι η προσομοίωση απαιτεί συνολικά 250 επαναλήψεις. Δηλαδή, τα σφάλματα κίνησης θα πρέπει να συγκλίνουν μετά το 40% της εκτέλεσης της προσομοίωσης. Τα αποτελέσματα αυτά ισχύουν βέβαια για την εφαρμογή της προτεινόμενης τροποποίησης στη συγκεκριμένη προσομοίωση.

Δεδομένου του χώρου κίνησης του ρομπότ, υπάρχει μια ισορροπία μεταξύ της προσαρμογής της κινητικότητας των δειγμάτων και της αρχικής κατανομής τους στο χώρο κίνησης. Τα πειραματικά αποτελέσματα είναι χειρότερα όσο μεγαλύτερη είναι

η αρχική κατανομή των δειγμάτων στο χώρο κίνησης. Δεν έχει νόημα όμως να την μειώσουμε κατά πολύ γιατί μετά από κάποιο όριο η προσαρμογή της κινητικότητας των δειγμάτων είναι ανούσια. Η πρόταση μας περιλαμβάνει την αρχικοποίηση των δειγμάτων στο ένα τέταρτο του δεδομένου χώρου. Φυσικά, τα συμπεράσματα είναι πολύ διαφορετικά για μικρότερους ή μεγαλύτερους χώρους κίνησης και άλλο αριθμό δειγμάτων.

Μελλοντικές έρευνες στο χώρο θα μπορούν να παρέχουν μια βελτιωμένη έκδοση του αλγορίθμου, ώστε να μειωθεί ακόμα περισσότερο το μεγάλο υπολογιστικό κόστος και η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου. Ιδανικό θα ήταν να καθοριστεί ένα αντικειμενικό κριτήριο επιλογής της κινητικότητας των δειγμάτων και επιλογής της αρχικοποίησης, καθώς στην παρούσα εργασία καταλήξαμε στην πρόταση μας με βάση τις πειραματικές παρατηρήσεις. Τέλος, θα μπορούσε να γίνει μία περαιτέρω διερεύνηση για πραγματικά δεδομένα που προκύπτουν από κίνηση ενός αυτόνομα κινούμενου ρομπότ σε γνωστό περιβάλλον.

Βιβλιογραφία

1. Beeson P., Murarka A., Kuipers B. Adapting proposal distributions for accurate, efficient mobile robot localization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2006, pp. 49-55.
2. Fei Yan, Wei Wang, Sheng Wang. Improved Adaptive Particle Filters for Mobile Robot Indoor Localization Using Laser Range Finder. *Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*, 2006, (2), pp. 9188-9192.
3. Guanghui Cen, Nobuto Matsuhira, Junko Hirokawa, Hideki Ogawa, Ichiro Hagiwara. Mobile Robot Global Localization Using Particle filters. *Proceedings of the IEEE International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 2008, pp. 710-713.
4. Guanghui Cen, Nobuto Matsuhira, Junko Hirokawa, Hideki Ogawa, Ichiro Hagiwara. Service Robot Localization Using Improved Particle Filter. *Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics (ICAL)*, 2008, pp. 2454-2459.
5. Hongjun Zhou, Sakane S. Sensor Planning for Mobile Robot Localization---A Hierarchical Approach Using a Bayesian Network and a Particle Filter. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2004, (24), pp. 481-487.
6. Kwok C., Fox D., Meila M. Adaptive real-time particle filters for robot localization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2003, (2), pp. 2836-2841.
7. Kwok C., Fox D., Meila M. Real-time particle filters. *Advances in Neural Information Processing Systems 15*, 2003.
8. Michael Montemerlo, Sebastian Thrun. *Fast SLAM: A Scalable Method for the Simultaneous Localisation and Mapping Problem in Robotics*, Springer. Sage Publications, 2006
9. Roland Siegwart, Illah R. Nourbakhsh. *Introduction to Autonomous Mobile Robots*. MIT Press, 2005
10. Sebastian Thrun, Wolfram Burgard και Dieter Fox. *Probabilistic Robotics*. MIT Press, 2005
11. Webots Reference Manual, 2009, www.cyberbotics.com
12. Webots Users Guide, 2009, www.cyberbotics.com
13. Παπανικολάου, Ε. (2008), "Ταυτόχρονος προσδιορισμός θέσης κινούμενου ρομπότ και χαρτογράφηση", Διπλωματική Εργασία, Σ.Η.Μ.Μ.Υ. Ε.Μ.Π.
14. Τζαφέστας Κωνσταντίνος. "Ρομποτική II: Ευφυή και Επιδέξια Ρομποτικά Συστήματα", Συμπληρωματικές Σημειώσεις Μαθήματος «Ρομποτική II», 2008
15. Τζαφέστας Σπύρος. *Ρομποτική, Ανάλυση – Έλεγχος – Σχεδιασμός – Προγραμματισμός – Αίσθηση*. Αθήνα ,2003