



ΔΗΜΟΚΡΙΤΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΡΑΚΗΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΟΣΤΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΤΡΟΧΙΑΣ ΟΜΑΔΩΝ ΕΝΑΕΡΙΩΝ ΡΟΜΠΟΤ ΓΙΑ ΠΑΡΑΚΟΛΟΥΘΗΣΗ ΚΙΝΟΥΜΕΝΩΝ ΣΤΟΧΩΝ

Φοιτητής:

Χρήστος Ζήκος

Επιβλέποντες:

Ηλίας Κοσματοπούλος, Καθηγητής
Αθανάσιος Καπούτσης, Υποψήφιος Διδάκτωρ

ΞΑΝΘΗ

2016

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα εργασία ερευνά το πρόβλημα της παρακολούθησης πολλαπλών, τυχαίως κινούμενων στόχων από μία ομάδα agent, με ελευθερία κίνησης σε όλες τις διαστάσεις του χώρου. Παρουσιάζουμε μία μέθοδο καθορισμού τροχιάς του ρομποτικού σμήνους που αξιοποιεί όλα τα ρομπότ που έχουμε στην διάθεσή μας με τον βέλτιστο τρόπο και καταλήγει σε μία κατάσταση ισορροπίας όπου έχουμε σταθεροποιημένη επαρκή παρακολούθηση των στόχων σε πεπερασμένο χώρο.

Η προσέγγιση που ακολουθήσαμε είναι κυρίως στον βαθμό του καθορισμού της τροχιάς σε θεωρητικό επίπεδο, και όχι συμπεριλαμβάνοντας παράγοντες που προκύπτουν κατά την υλοποίηση πραγματικού συστήματος όπως μηχανικού σχεδιασμού ή μηχανικής όρασης και συγχρονισμού δεδομένων από τους αισθητήρες. Ο αλγόριθμος που προτείνουμε υλοποιήθηκε σε Matlab και έγινε προσομοίωση των αποτελεσμάτων σε μεγάλο αριθμό πειραμάτων με επιτυχή αποτελέσματα.

Για να αξιολογήσουμε την επάρκεια της παρακολούθησης, προτείνουμε και μία σταθερά μέτρησης που λαμβάνοντας υπόψιν την απόσταση των στόχων από τα ρομπότ, αλλά και το πόσο καλά αξιοποιούνται οι πόροι του συστήματος μας, δίνει μία αντικειμενική προσέγγιση του αποτελέσματος.

Keywords: Multi-Agent Multi-Target Tracking, Three Dimensional Path Planning, Swarm Intelligence, Motion Planning, Optimal Observation

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Πρώτα απ' όλα, θέλω να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα της διπλωματικής εργασίας μου, τον κ. Ηλία Κοσματοπούλο, για την πολύτιμη βοήθειά του και την ευκαιρία που μου έδωσε αναθέτοντάς μου το εξαιρετικά ενδιαφέρον αυτό θέμα. Επιπλέον, ένα τεράστιο ευχαριστώ στον υποψήφιο διδάκτορα Αθανάσιο Καπούτση, χωρίς τις υποδείξεις και την υπομονή του οποίου δεν θα ήταν δυνατή η διεκπεραίωση της παρούσας εργασίας. Είμαι επίσης ευγνώμων στα υπόλοιπα μέλη της εξεταστικής επιτροπής της διπλωματικής μου εργασίας, κ. Σπυρίδωνα Μουρούτσο και κ. Γεώργιο Συρακούλη. Ευχαριστώ και όλους τους καθηγητές του τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Δημοκρίτειου για τις γνώσεις που μου προσέφεραν κατά την διάρκεια των σπουδών μου. Τέλος να ευχαριστήσω τους φίλους μου που μου στάθηκαν σε όλα τα φοιτητικά μου χρόνια και περισσότερο από όλους τους γονείς μου που μου έδωσαν όλα τα εφόδια για να φτάσω μέχρι εδώ στην ζωή μου.

Ζήκος Χρήστος

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Κεφάλαιο 1:	Εισαγωγή	1
1.1	Ιστορικό και ρομποτικά σμήνη	1
1.2	Εισαγωγή στην εργασία	2
1.2.1	Γενικές πληροφορίες	2
1.2.2	Πλεονεκτήματα	3
1.2.3	Χρησιμότητα	3
1.3	Προσέγγιση	4
1.3.1	Θεωρητικό πλαίσιο	4
1.3.2	Υλοποίηση και μοντελοποίηση	5
Κεφάλαιο 2:	Σχετικές Δουλειές	7
Κεφάλαιο 3:	Περιγραφή του προβλήματος	9
3.1	Καθορισμός προβλήματος	9
3.2	Βέλτιστη επιθυμητή λύση	10
3.3	Πίνακας ονοματολογίας όρων	11
3.4	Ανάλυση χώρου	12
3.4.1	Διακριτοποίηση	12
3.4.2	Σφάλμα	13
Κεφάλαιο 4:	Περιγραφή του προτεινόμενου αλγορίθμου	15
4.1	Διάγραμμα Ροής	15
4.2	Αρχικοποίηση Θέσεων	16
4.3	Πυκνότητα Αντικειμένων	16
4.3.1	Ορισμός Πυκνοτήτων	16
4.3.2	Κεντρική και Κατανεμημένη Επεξεργασία Πυκνοτήτων	18
4.4	Ορισμός Αναγκαιότητας	19
4.5	Συνάρτηση Κόστους	22
4.5.1	Ορισμός	22
4.5.2	Προτεινόμενη Συνάρτηση Κόστους.....	23
4.6	Μερική Ανάθεση Στόχου σε Agent	27
4.7	Κίνηση	30

Κεφάλαιο 5:	Μετρική Μονάδα Αξιολόγησης Παρακολούθησης	31
5.1	Εισαγωγή	31
5.2	Περιγραφή Μονάδας	32
Κεφάλαιο 6:	Αποτελέσματα και Παρατηρήσεις	35
6.1	Εισαγωγικά Πειραμάτων	35
6.2	Πείραμα 1ο: Μεταβολή Διακριτοποίησης	36
6.3	Πείραμα 2ο: Μεταβολή Αναλογίας Στόχων-Agent	40
6.4	Πείραμα 3ο: Μεταβολή Ελάχιστης και Μέγιστης Απόστασης	42
6.5	Πείραμα 4ο: Μεταβολή Παράγοντα Ανάθεσης Στόχου	44
Κεφάλαιο 7:	Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα	49
7.1	Προτεινόμενη Μελλοντική Έρευνα	49
7.2	Συμπεράσματα	50
	Βιβλιογραφία	51

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Ιστορικό

Η ρομποτική είναι ο κλάδος της επιστήμης που μελετά τις μηχανές εκείνες που μπορούν να αντικαταστήσουν τον άνθρωπο στην εκτέλεση μιας εργασίας, η οποία συνδυάζει τη φυσική δραστηριότητα με τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Σήμερα ένας από τους πιο γρήγορα αναπτυσσόμενους κλάδους της επιστήμης της αυτοματοποίησης. Σε αυτό συνέβαλλε σε μεγάλο βαθμό και η πρόοδος της επιστήμης της μικροηλεκτρονικής, που μας επέτρεψε να χρησιμοποιούμε μεγαλύτερη υπολογιστική δύναμη σε μικρότερα μεγέθη και με αισθητά μικρότερο κόστος. Αυτός ο συνδυασμός οικονομίας και ευελιξίας στην χρήση ισχυρής επεξεργαστικής δύναμης έθεσε δυνατή την εφαρμογή τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης σε αυτόνομες ρομποτικές μονάδες και ήταν αφορμή για πλήθος νέων χρήσεων τους.

Η ρομποτική σαν όρος χρησιμοποιήθηκε για αυτοματοποιημένα συστήματα που μπορούν να υποκαταστήσουν την ανθρώπινη εργασία (πχ σε γραμμές παραγωγής). Στην εποχή μας βέβαια τα ρομπότ έχουν ξεπεράσει τις τότε προσδοκίες και όχι μόνο μπορούν να μας αντικαταστήσουν επάξια στην οποιαδήποτε χειρωνακτική εργασία, αλλά μπορούν να κατέχουν δυνατότητες που είναι ανθρωπίνως ανέφικτες, όπως η αυτόνομη πτήση ή η προσέγγιση επικίνδυνων συνθηκών για συλλογή στοιχείων(πχ. Ηφαίστεια, βάθη ωκεανών). Η επιστήμη της ρομποτικής σήμερα έχει κατακτήσει και τους αιθέρες, με πλήθος διαφορετικών τύπων ρομπότ να είναι διαθέσιμα. Από τα μη-επανδρωμένα αεροσκάφη μέχρι τα ρομπότ τύπου drone του εμπορίου υπάρχει μία ποικιλία ρομπότ με διαφορές στο μέγεθος, τον τρόπο κίνησης, την υπολογιστική ισχύ κ.α. στην διάθεση της επιστήμης για να εκτελούν λειτουργίες που μέχρι πριν λίγα χρόνια φάνταζαν επιστημονική φαντασία.

Κατά τη δεκαετία του 1940 εμφανίστηκε η πρώτη μαθηματική περιγραφή τεχνητού νευρωνικού δικτύου, με πολύ περιορισμένες δυνατότητες επίλυσης αριθμητικών προβλημάτων. Καθώς ήταν εμφανές ότι οι ηλεκτρονικές υπολογιστικές συσκευές που κατασκευάστηκαν μετά τον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο ήταν ένα τελείως διαφορετικό είδος μηχανής από ό,τι προηγήθηκε, η συζήτηση για την πιθανότητα εμφάνισης μηχανών με νόηση ήταν στην ακμή της. Το 1950 ο μαθηματικός Άλαν Τούρινγκ, πατέρας της θεωρίας υπολογισμού και προπάτορας της τεχνητής νοημοσύνης, πρότεινε τη δοκιμή Τούρινγκ· μία απλή δοκιμασία που θα μπορούσε να εξακριβώσει αν μία μηχανή διαθέτει ευφυΐα. Η τεχνητή νοημοσύνη θεμελιώθηκε τυπικά ως πεδίο στη συνάντηση ορισμένων επιφανών Αμερικανών επιστημόνων του τομέα το 1956 (Τζον Μακάρθι, Μάρβιν Μίνσκυ, Κλοντ Σάνον κλπ). Κατά τα τέλη της δεκαετίας του '60 όμως άρχισε ο χειμώνας της τεχνητής νοημοσύνης, μία εποχή κριτικής, απογοήτευσης και υποχρηματοδότησης των ερευνητικών προγραμμάτων καθώς όλα τα μέχρι τότε εργαλεία του χώρου ήταν κατάλληλα μόνο για την επίλυση εξαιρετικά απλών προβλημάτων. Στα μέσα του '70 ωστόσο προέκυψε μία αναθέρμανση του ενδιαφέροντος για τον τομέα λόγω των εμπορικών εφαρμογών που απέκτησαν τα έμπειρα συστήματα, μηχανές τεχνητής νοημοσύνης με αποθηκευμένη γνώση για έναν εξειδικευμένο τομέα και δυνατότητα ταχείας εξαγωγής λογικών

συμπερασμάτων, τα οποία συμπεριφέρονται όπως ένας άνθρωπος ειδικός στον αντίστοιχο τομέα. Κατά τη δεκαετία του '90, με την αυξανόμενη σημασία του Internet, ανάπτυξη γνώρισαν οι ευφυείς πράκτορες, αυτόνομο λογισμικό τεχνητή νοημοσύνη τοποθετημένο σε κάποιο περιβάλλον με το οποίο αλληλεπιδρά, οι οποίοι βρήκαν μεγάλο πεδίο εφαρμογών λόγω της εξάπλωσης του Διαδικτύου. Έτσι σήμερα, όχι σπάνια, η τεχνητή νοημοσύνη ορίζεται ως η επιστήμη που μελετά τη σχεδίαση και υλοποίηση ευφυών πρακτόρων.

Μία πολύ ενδιαφέρουσα εφαρμογή των παραπάνω είναι εφαρμογή τεχνικών νοημοσύνης σμήνους (swarm intelligence) σε ρομποτικά συστήματα. Νοημοσύνη σμήνους είναι η συλλογική συμπεριφορά μη καταναμετημένων και αυτοοργανωμένων φυσικών ή τεχνητών συστημάτων. Ένα σύστημα αντιπροσωπεύει μια οντότητα που ανιχνεύει το περιβάλλον προκειμένου να εκτελέσει μια ενέργεια που έχει επιλέξει. Σε ένα σύστημα από αυτόνομα ρομπότ η εφαρμογή τέτοιων τεχνικών ονομάζεται ρομποτική σμήνους. Τα ρομποτικά σμήνη είναι συστήματα αποτελούμενα από ρομπότ, τα οποία αλληλεπιδρούν μεταξύ τους ή με το περιβάλλον και εκτελούν λειτουργίες βάση της νοημοσύνης του σμήνους. Η κάθε οντότητα λειτουργεί αυτόνομα και προκύπτει μια συνολική συλλογική συμπεριφορά που επιτυγχάνει ένα στόχο.

1.2 Εισαγωγή στην Εργασία

1.2.1 Γενικές Πληροφορίες

Ένα ρομποτικό σύστημα αποτελείται συνήθως από τρία στοιχεία. Πρώτα το μηχανικό μέρος, είναι ο μηχανισμός ο οποίος εκτελεί την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον ή κινεί το σύστημα, το δεύτερο είναι το σύνολο των αισθητήρων που αποτελούν την είσοδο του συστήματος μας και καθορίζουν την αντίληψη του ρομπότ, και τέλος το σύστημα ελέγχου και αποφάσεων που καθορίζει την συμπεριφορά του συστήματος ώστε να επιτύχει τον επιθυμητό στόχο. Στην εργασία μας έχουμε εστιάσει στο τελευταίο κομμάτι, και έχουμε ασχοληθεί με την εφαρμογή τεχνικών νοημοσύνης σε σύστημα ιπτάμενων αυτόνομων ρομπότ, που στόχο έχουν την χάραξη τροχιάς για παρακολούθηση κινούμενων εναέριων στόχων. Θέτοντας ως στόχο της εργασίας την παρακολούθηση ενός σμήνους στόχων (θα αναφέρονται ως στόχοι) τυχαίας κίνησης από τα ρομπότ του συστήματός μας (θα αναφέρονται ως agents), δημιουργήσαμε έναν αλγόριθμο κίνησης των agent στον χώρο με βάση την αλληλεπίδραση και την αυτονομία επιλογής κινήσεων, που εκτελεί την παρακολούθηση όλων των στόχων σε οποιαδήποτε αναλογία στόχων/agents.

Στο θεωρητικό μοντέλο που θα παρουσιάσουμε για πρακτικούς λόγους έχουμε προσπεράσει κάποιους φυσικούς παράγοντες σφάλματος για να μελετήσουμε και να εκτιμήσουμε την μέθοδο χωρίς εξωγενείς παράγοντες. Θεωρούμε πως τα agents έχουν ακριβή, καθολική στον χώρο και χωρίς καθυστέρηση εκτίμηση της θέσης των στόχων και των υπολοίπων agents σε κάθε χρονική στιγμή. Η ταχύτητα των agent είναι σταθερή και οι υπολογισμοί συμβαίνουν ταυτόχρονα, ανεξάρτητα, με ίδια αποτελέσματα και σε χρόνο που δεν επηρεάζει το σύστημα σε κάθε agent.

1.2.2 Πλεονεκτήματα

Βασικό πλεονέκτημα της μεθόδου μας είναι η συλλογική συμπεριφορά του σμήνους. Πειραματικά έχει αποδειχτεί πως η εφαρμογή σμηνών αντί μεμονωμένων ρομπότ ή ομάδας μεμονωμένων (χωρίς αλληλεπίδραση) ρομπότ σε αρκετές διαφορετικές χρήσεις, σε καταστάσεις ελεγχόμενου περιβάλλοντος, είναι ανεκτική σε σφάλματα, βέλτιστη και επεκτάσιμη προγραμματιστικά και πιο αποτελεσματική. Έτσι και στην παρούσα εργασία στόχος ήταν η μέθοδός μας να χαρακτηρίζεται από αυτά τα πλεονεκτήματα, δηλαδή να αυτοδιορθώνεται σε τυχόν σφάλματα και να βρίσκεται συνεχώς σε μία κατάσταση δυναμική βελτιστοποίησης και να προσαρμόζει την απαιτούμενη υπολογιστική της ισχύ με βάση τις δυνατότητες των agents.

Επιπλέον προσπαθούμε να έχουμε μία βέλτιστη διαχείριση των υπαρκτών πόρων (κυρίως του αριθμού των agents που έχουμε στην διάθεσή μας) ώστε να αποφεύγουμε περιπτώσεις είτε αχρείαστα στενής παρακολούθησης ενός στόχου (πχ από όλα τα διαθέσιμα agents “στριμωγμένα” στην ίδια θέση) είτε μη επαρκούς παρακολούθησης λόγω κακής τοποθέτησης στον χώρο. Τέλος το σύστημα μας τα πετυχαίνει όλα με έναν αποκεντρωμένο αλγόριθμο που προσδίδει αυτονομία αποφάσεων στα agent χωρίς όμως να επηρεάζει την συλλογική αντιμετώπιση του στόχου μας, που είναι η σταθεροποίηση μίας κατάστασης όπου οι στόχοι θα παρακολουθούνται επαρκώς από τα agent σε κάθε πιθανή τους κίνηση.

1.2.3 Χρησιμότητα

Σκοπός της εργασίας είναι να παρέχουμε ένα εύελικτο εργαλείο για κάθε ερευνητή που χρειάζεται έναν αλγόριθμο παρακολούθησης στόχων σε τρισδιάστατη προσέγγιση, ώστε προσαρμόζοντας το στις απαιτήσεις της έρευνάς του και θέτοντας τυχόν επιπλέον παραμέτρους να έχει ένα αποδοτικό, σταθερό και υπολογιστικά εφικτό αποτέλεσμα. Εάν λάβουμε υπ’ όψιν την δημοτικότητα που έχουν σήμερα τα ρομπότ τύπου drone στην αγορά, την όλο και μεγαλύτερη χρήση μη-επανδρωμένων αεροσκαφών για πολεμικές επιχειρήσεις, καθώς και το χαμηλό τους κόστος, δείχνει είναι ένα πεδίο έρευνας προσανατολισμένο στις τάσεις και τις ανάγκες της σύγχρονης κοινωνίας.

Στον επαγγελματικό και επιστημονικό τομέα έχουν βρεθεί εφαρμογές για τα drones σε τομείς όπως η παρατήρηση φυσικών φαινομένων, παρατήρηση εξ αποστάσεως άγριων ζώων στο φυσικό τους περιβάλλον, επιχειρήσεις διάσωσης σε απομακρυσμένες περιοχές κ.α. Η παρούσα εργασία εκτός του ότι θα μπορούσε να προσθέσει την λογική του ρομποτικού σμήνους σε πολλές από τις παραπάνω εφαρμογές, μπορεί να αποτελέσει και έναυσμα για υλοποίηση ιδεών που βασίζονται στη συνεργατική παρακολούθηση πολλαπλών αντικειμένων. Η προσέγγιση εξάλλου γίνεται μόνο ως προς την χάραξη της τροχιάς και είναι εύκολο να συνδυαστεί με όποια υλοποίηση χρειάζεται, όπως πχ σε υποβρύχια μη επανδρωμένα agent. Τέλος, όπως θα αναλύσουμε και σε παρακάτω κεφάλαιο, υπάρχει σχεδιασμός εισαγωγής τυχόν παραμέτρων που μπορεί να επηρεάζουν το σύστημα σε συγκεκριμένο κομμάτι του αλγορίθμου ώστε να είναι όλες οι παράμετροι συγκεντρωμένες και να μπορούν να προσαρμόζονται με όσο γίνεται ευκολότερα.

1.3 Προσέγγιση

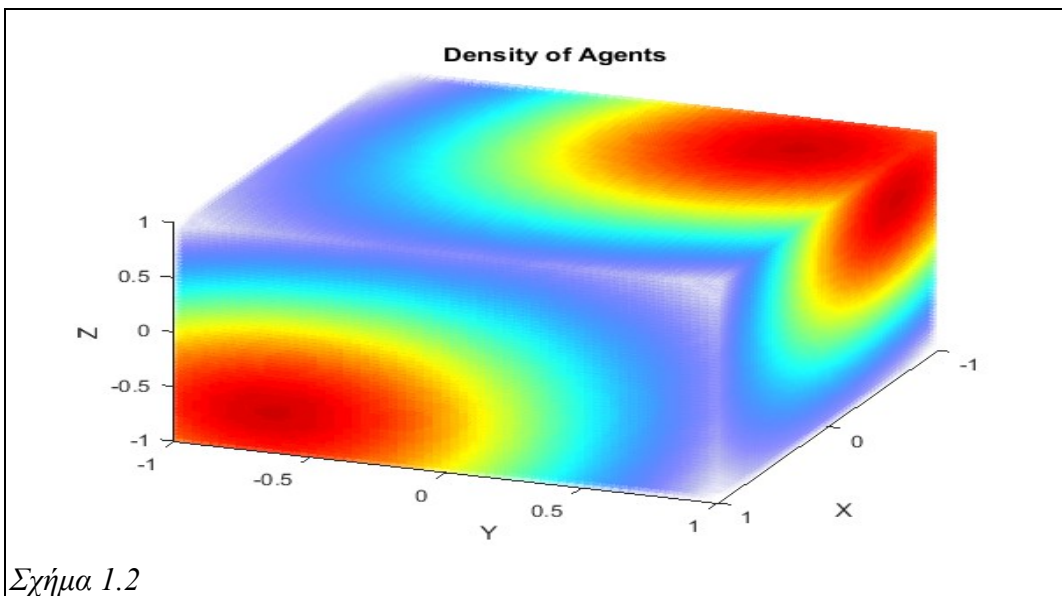
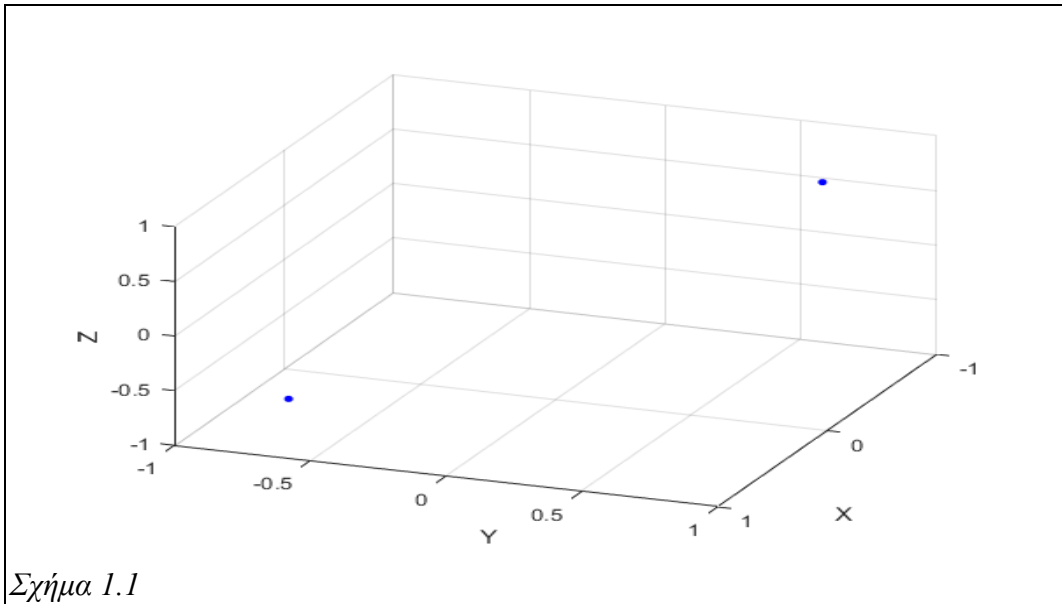
1.3.1 Θεωρητικό Πλαίσιο

Περίληπτικά η προσέγγιση που ακολουθήθηκε είναι να διακριτοποιήσουμε τον χώρο σε N σημεία σε κάθε διάσταση, και κάθε agent και στόχος να συνεισφέρει τιμές σε κάθε σημείο του δημιουργηθέντος πλέγματος ανάλογα με την απόσταση του από αυτό. Έτσι δημιουργούνται δυο πίνακες, διαστάσεων N^3 , οι οποίοι περιέχουν το άθροισμα των τιμών αυτών στο πλέγμα, των agent ο ένας και των στόχων ο δεύτερος. Η πρακτική σημασία αυτών των πινάκων είναι η “πυκνότητα” agents ή στόχων αντίστοιχα στον δοσμένο χώρο, δηλαδή κατά πόσο ένα σημείο επηρεάζεται από την παρουσία αντικειμένων. Έτσι ένα σημείο κοντά σε ένα αντικείμενο θα έχει μεγάλη πυκνότητα λόγω της μικρής απόστασης, αλλά ένα πιο μακρινό σημείο που βρίσκεται ανάμεσα σε πολλά αντικείμενα μπορεί να έχει μεγαλύτερη.

Με βάση αυτούς τους δυο πίνακες και διαιρώντας τους τιμή ανά τιμή (πίνακας στόχων δια πίνακα agent) εξάγουμε έναν ομοίων διαστάσεων πίνακα. Όπως αναφερθήκαμε προηγουμένως, η πληροφορία που μας δίνουν αυτοί οι πίνακες αυτοί για ένα σημείο μεταφράζεται στην πυκνότητα της παρουσίας τους γύρω από αυτό το σημείο. Η κεντρική ιδέα είναι πως εάν σε ένα σημείο υπάρχει μικρότερη τιμή στον πίνακα agent, δηλαδή μικρός παρονομαστής, και μεγαλύτερη τιμή στον πίνακα στόχων, τότε στο σημείο αυτό στον καινούργιο πίνακα θα έχουμε μεγάλη τιμή, άρα το σημείο αυτό δεν καλύπτεται επαρκώς από την παρούσα κατάσταση. Είναι προφανές πως σε σημείο που έχει μεγάλη πυκνότητα στόχων και μικρή πυκνότητα agent υπάρχει ανάγκη κάποιο agent να μεταβεί προς τα εκεί για να προσεγγίσει το στόχο. Ανάγουμε λοιπόν το πρόβλημα παρακολούθησης σε ένα μαθηματικό πρόβλημα εξάλειψης μεγάλων τιμών ενός τρισδιάστατου πίνακα που αντιπροσωπεύει τον χώρο. Στη συνέχεια, και με την βοήθεια κριτηρίων που θα αναλύσουμε παρακάτω, το κάθε agent βρίσκει την καταλληλότερη επόμενη θέση του με βάση το συνολικό συμφέρον.

Καταλήγουμε έτσι σε ένα αυτοδιορθώσιμο αποκεντρωμένο σύστημα όπου κάθε agent υπολογίζει και εκτελεί αυτόνομα τις κινήσεις του με βάση μια συγκεκριμένη συμπεριφορά και καταλήγει σε ένα συνολικό αποτέλεσμα. Καταφέραμε λοιπόν να συμπεριλάβουμε τις βασικές αρχές της ρομποτικής σμήνους στο σύστημά μας ώστε να εκτελεί τον επιθυμητό σκοπό, δηλαδή την παρακολούθηση της κίνησης πολλαπλών αντικειμένων στον χώρο.

Στην δίπλα σελίδα βλέπουμε ένα παράδειγμα της κατανομής της πυκνότητας ενός αντικείμενου και πως απεικονίζεται. Στο Σχήμα 1.1 βλέπουμε την θέση δύο αντικειμένων (με μπλε χρώμα) σε μια χρονική στιγμή. Ο χώρος ορίζεται ως ένας κύβος με ακμή -1 έως 1 και έχει διακριτοποιηθεί σε 61 σημεία ανά άξονα. Στο επόμενο σχήμα (Σχήμα 1.2) βλέπουμε την απεικόνιση του πίνακα **DR**, που δείχνει την πυκνότητα των αντικειμένων στο χώρο. Με θερμά χρώματα απεικονίζονται μεγάλες τιμές πυκνότητας ενώ με ψυχρά μικρότερες.

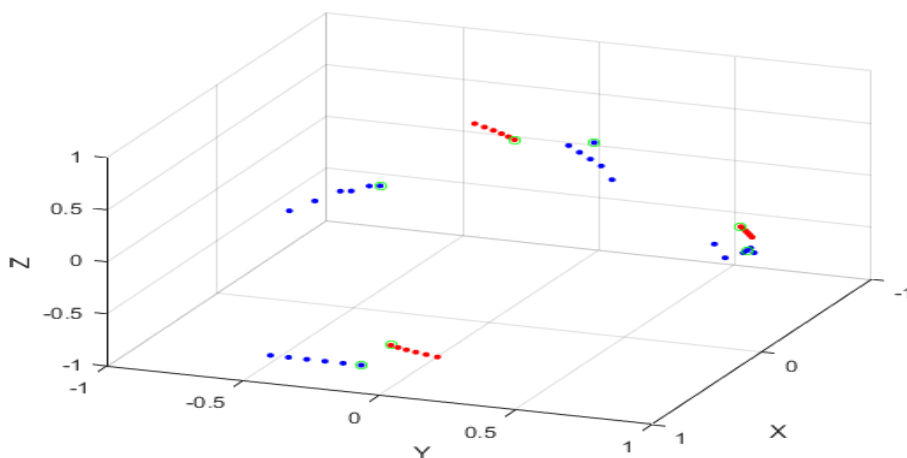


1.3.2 Υλοποίηση και Μοντελοποίηση

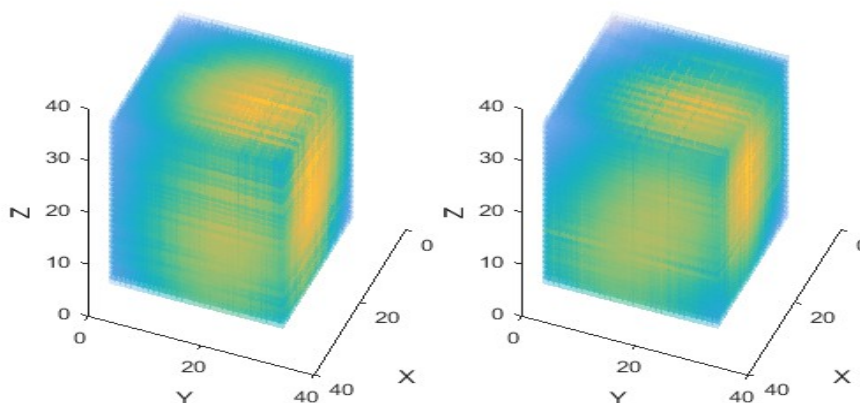
Η υλοποίηση του αλγορίθμου έγινε σε Matlab. Μεγάλα πλεονεκτήματα που οδήγησαν σε αυτή την απόφαση αποτελούν η εύκολη διαχείριση των πινάκων και των μεταξύ τους πράξεων, η αποδοτική τρισδιάστατη μοντελοποίηση που προσφέρει ως περιβάλλον και το πλήθος χρήσιμων βιβλιοθηκών, είτε συμπεριλαμβανομένων στην βασική έκδοση είτε ανεπτυγμένων ελεύθερα διανεμημένη από την διαδικτυακή κοινότητα των χρηστών. Συγκεκριμένα αναπτύχθηκε ένας βασικός επαναληπτικός αλγόριθμος κάθε επανάληψη του οποίου αντιστοιχεί ένα νοητό χρονικό βήμα, ο οποίος δεχόμενος ως αρχικές τιμές το μέγεθος της διακριτοποίησης, τον αριθμό του σμήνους και των αντικειμένων υπό

παρακολούθηση καθώς και μία προδιαγεγραμμένη τροχιά των αντικειμένων υπολογίζει δυναμικά σε κάθε βήμα την τροχιά των agent. Κατά την ολοκλήρωση των επαναλήψεων υλοποιήθηκε επίσης και ο υπολογισμός της μετρικής σταθεράς που θα προτείνουμε στην εργασία καθώς και η εξαγωγή χρήσιμων γραφημάτων.

Η μοντελοποίηση της κίνησης γίνεται σε πραγματικό χρόνο σε κάθε βήμα και σε δύο εκφάνσεις. Στο ένα σχήμα βλέπουμε την κίνηση των στόχων και των agent, όπως φαίνεται παρακάτω στο Σχήμα 1.3. Στην μοντελοποίηση αυτή την οποία και θα ακολουθούμε στην εργασία βλέπουμε με κόκκινο χρώμα τους στόχους και με μπλε τα agent. Για να έχουμε μια καλύτερη αντίληψη της κίνησης των αντικειμένων αποτυπώνονται και οι τελευταίες 5 θέσεις του καθενός, ενώ η παρούσα θέση είναι κυκλωμένη με πράσινο χρώμα. Έπειτα στο διάγραμμα στο Σχήμα 1.4 παρατηρούμε πάλι σε πραγματικό μία τρισδιάστατη απεικόνιση των πυκνοτήτων των agent (αριστερά) και των στόχων (δεξιά) όπου μας βοηθάει να έχουμε σε ένα βαθμό μία αντίληψη των ακραίων τιμών των πινάκων.



Σχήμα 1.3



Σχήμα 1.4

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΣΧΕΤΙΚΕΣ ΔΟΥΛΕΙΕΣ

Στην διαδικασία της παρακολούθησης τροχιάς στόχου έχουν γίνει πολλές εργασίες από τις αρχές της δεκαετίας το '90 κι έπειτα. Μεγάλη ήταν η συμβολή της *Ruzena Bajcsy* που με την εργασία της *Active Perception*(1988) αλλά και με επόμενες δημοσιεύσεις δημιούργησε ένα πλαίσιο πάνω στο οποίο αναπτύχθηκαν ως επέκταση και βελτιστοποίηση στην μέθοδο αυτή, τόσο στο κομμάτι της μηχανικής όρασης όσο και στην χάραξη τροχιάς, όπου θα μας απασχολήσει στην παρούσα εργασία. Στην συνέχεια πρωτοπόρα θεωρείται η έρευνα του *Hugh F. Durrant-Whyte* και της ομάδας του που με την εισαγωγή πιθανοτικών μεθόδων βελτίωσαν σημαντικά τους τομείς της χάραξης τροχιάς, παρακολούθησης και χαρτογράφησης στον τομέα της ρομποτικής. Η δική μας προσέγγιση αξιοποιεί επίσης πιθανοτικές μεθόδους, στο στάδιο όμως της συλλογής δεδομένων και όχι κατά την επεξεργασία τους.

Το πρόβλημα της παρακολούθησης στόχου έχει μελετηθεί και από την επιστήμη της θεωρίας παιγνίων, κυρίως ως προς θεωρητικά μοντέλα με *a priori* γνωστό στον χρήστη περιβάλλον, και χρησιμοποιήθηκαν σε πολλές μεθόδους για την βελτιστοποίηση του αποτελέσματος. Κοντά στην λογική του πλαισίου που δημιουργήσαμε είναι η στρατηγική κίνησης που πρότεινε ο *Patrick Fabiani* και η ομάδα του ("*Tracking a partially predictable object with uncertainties and visibility constraints*" *Journal of Autonomous Robots* 38(1):31–48.) και βασίζεται στην εύρεση μεγίστων τιμών μία εξίσωσης *U*. Αξίζει να σημειωθεί πως η μέθοδος αυτή περιορίζεται όχι μόνο σε δισδιάστατα μοντέλα, αλλά και σε παρακολούθηση ενός στόχου από ένα *agent*. Παρόμοιο πρόβλημα είναι και το λεγόμενο *Art Gallery Problem*, δηλαδή ποιος είναι ο ελάχιστος αριθμός φρουρών σε μία *gallery* τέχνης και ποια πρέπει να είναι η θέση τους ώστε να παρακολουθούνται όλοι οι χώροι κάθε στιγμή. Το πρόβλημα αυτό, που έχει μελετηθεί εκτενώς από αρκετούς επιστήμονες, παρότι δεν συμπεριλαμβάνει αποκλειστικά χάραξη τροχιάς, ταιριάζει με την προσέγγιση μας στην πρακτική της παρακολούθησης χώρων, σημείο που προσπαθήσαμε να εισάγουμε στην παρούσα εργασία, καθώς αντί να προσπαθούμε να επιτύχουμε την παρακολούθηση αντικειμένου αναλύουμε την ανάγκη παρακολούθησης του χώρου βάση της θέσης του στόχου και του *agent*.

Η εργασία μας έχει επηρεαστεί σε μεγάλο βαθμό και από μεθόδους χαρτογράφησης, παρακολούθησης και εποπτείας στόχου οι οποίες όμως όλες ερευνούσαν συστήματα δύο διαστάσεων, δηλαδή κυρίως επίγειας κίνησης, και τις μελετήσαμε εκ νέου ως προς τη κίνηση σε τρεις διαστάσεις. Αρχή της εργασίας αποτέλεσε μία έρευνα του προβλήματος δυναμικού ελέγχου τροχιάς ενός ρομποτικού σμήνους με στόχο την βελτιστοποίηση της ποιότητας των μετρήσεων των *agent* που το αποτελούν, που περιγράφεται στην εργασία "*Dynamic Sensor Planning and Control for Optimally Tracking Targets*"(2003) των *John R. Spletzer* και *Camillo J. Taylor*. Η μέθοδος αυτή παρείχε ένα θεωρητικό πλαίσιο αντιμετώπισης του προβλήματος χάραξης τροχιάς το οποίο όπως αναφέραμε προηγουμένως επεξεργάστηκε κατάλληλα για να εφαρμοστεί σε τρισδιάστατα μοντέλα. Παρόμοια ήταν μία παλαιότερη μεθοδολογία καταναμεμένου ελέγχου που προτάθηκε από τον *Lynne E. Parker* (*Cooperative Multi-Robot Observation of Multiple Moving Targets* ή *CMOMMT*) στην εργασία του "*Cooperative Robotics for Multi-Target Observation*"(1999)

που επηρέασε αρκετά τους Spletzer-Taylor. Η ιδέα της εισαγωγής συνάρτησης στόχου υλοποιήθηκε επίσης και στην εργασία *"Multi-Robot Exploration Controlled by a Market Economy"* (R.Zlot, A.Stenz, M. Bernadine Dias, S. Thayer, 2002). Στην εργασία αυτή μελετούν το πρόβλημα της χαρτογράφησης ενός δισδιάστατου χώρου και προτείνουν ένα μοντέλο που λειτουργεί με ένα σύστημα βασισμένο σε οικονομικά μοντέλα. Παρότι ακολουθούν μία τελείως διαφορετική προσέγγιση στην λύση τους, η ιδέα της συνάρτησης κόστους αξιοποιήθηκε προσαρμοσμένη σε αυτή την εργασία.

Σε όλες τις παραπάνω έρευνες, το κριτήριο βελτιστοποίησης βασίζεται στη διατήρηση μιας κατάστασης παρατηρησιμότητας, είτε του στόχου είτε του χώρου σε προβλήματα χαρτογράφησης, και όχι η ποιότητα της παρακολούθησης. Η μέθοδος αξιολόγησης που προτείνουμε δημιουργήθηκε λαμβάνοντας υπόψιν αυτό το κριτήριο σε μεγάλο βαθμό. Υπάρχουν επίσης αξιόλογες μέθοδοι που κρίνουν ως προς το σφάλμα της πραγματικής με την θεωρητική θέση του στόχου και αφορούν την μηχανική όραση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

3.1 Καθορισμός Προβλήματος

Ας θεωρήσουμε λοιπόν έναν αριθμό από αντικείμενα κινούμενα σε ένα ορισμένο τρισδιάστατο χώρο. Τα αντικείμενα αυτά, οι στόχοι μας δηλαδή, κινούνται με κυμαινόμενες ταχύτητες σε ανεξάρτητες μεταξύ τους τροχιές. Σκοπός μας είναι να παρακολουθούμε τους στόχους αυτούς με τα ρομπότ μας, κρατώντας μια προκαθορισμένη απόσταση από αυτά. Να πετύχουμε δηλαδή μία κατάσταση όπου οι στόχοι μας είναι υπό παρακολούθηση με βέλτιστο τρόπο από το σμήνος που έχουμε στην διάθεση μας. Αυτή η επιθυμητή κατάσταση για δεδομένες θέσεις των στόχων είναι και ο ιδεατός σκοπός μας.

Το πρόβλημά το οποίο καλούμαστε να επιλύσουμε έγκειται στην εύρεση βέλτιστων θέσεων στον χώρο για κάθε ρομπότ σε πραγματικό χρόνο, που εάν βρισκόταν εκεί την δεδομένη χρονική στιγμή θα επέφεραν την καλύτερη δυνατή παρατήρηση των στόχων από τα διαθέσιμα ρομπότ, και η δυναμική προσέγγιση των θέσεων αυτών από τα ρομπότ του σμήνους.

Στη συνέχεια θέλουμε να παρατηρήσουμε την ικανότητα του σμήνους να διατηρεί αυτή την κατάσταση σταθερή στην ροή του χρόνου. Φυσικά η απόδοση επηρεάζεται και από τη τροχιά των στόχων, όμως μία σταθεροποίηση του συστήματος σε ικανοποιητικό επίπεδο παρακολούθησης είναι εφικτό. Σημαντικό είναι επίσης το σμήνος να εκμεταλλεύεται τυχόν ευκαιρίες που προκύπτουν από την κίνηση των στόχων για βελτίωση ακόμα κι αν βρίσκετε σε επιτυχή κατάσταση, και τέλος να μπορεί να επανέρχεται σε αποδοτικό σχηματισμό σε περίπτωση που λόγω κάποιας απότομης αλλαγής στην θέση των στόχων.

Το πρόβλημα αποκτά επιπλέον βαθμό δυσκολίας συμπεριλαμβάνοντας ένα πλαίσιο από παράγοντες που το περιπλέκουν, όπως το ότι η διακύμανση της ταχύτητας των στόχων που σε αντίθεση με την σταθερή ταχύτητα των agent μας μπορεί να προκαλέσει ταχείες μεταβολές στις αποστάσεις των στόχων από το εσπευδόμεν agent και να δυσκολεύει το σύστημα. Ένα άλλο σημείο που αποτελεί πρόκληση είναι η συνεχώς μεταβαλλόμενη θέση των στόχων που επαναπροσδιορίζει σε κάθε βήμα την βέλτιστη θέση των agent. Αυτό σημαίνει πως τα agent δεν πρόκειται να μείνουν σε κατάσταση ηρεμίας και στην επόμενη χρονική στιγμή, καθώς θέσεις αυτών εξαρτώνται από την απρόβλεπτη κίνηση των στόχων. Το σμήνος μας λοιπόν οδηγείται από την συνεχή προσέγγιση αυτών των σημείων από τα ρομπότ που δεν μεταφράζεται απαραίτητα σε ταύτιση τροχιών ρομπότ και βέλτιστων σημείων στο χώρο.

Τέλος, για να έχουμε ένα σημείο αναφοράς προτείνουμε και ένα τρόπο μέτρησης της αποδοτικότητας του συστήματος. Το βήμα αυτό είναι απαραίτητο καθώς είναι ο τρόπος που μας επιτρέπει να αξιολογήσουμε το σύστημα μας και να εξαγάγουμε παρατηρήσεις ως προς την συμπεριφορά του συστήματος από την μεταβολή διάφορων συντελεστών. Στόχος είναι αυτή η μετρική μέθοδος να λαμβάνει υπόψιν το κατά πόσο οι στόχοι παρακολουθούνται επαρκώς από το σμήνος μας, αλλά και εάν η το σύστημα δουλεύει με το βέλτιστο δυνατό τρόπο. Στην επόμενη παράγραφο θα ορίσουμε κάποια κριτήρια που καθορίζουν την λειτουργία του αλγορίθμου ως βέλτιστη.

3.2 Βέλτιστη Επιθυμητή Λύση

Με βάση τα παραπάνω θα θέσουμε κάποια χαρακτηριστικά που θέλουμε να διακατέχουν την μέθοδό μας ώστε αυτή να μπορεί να χαρακτηριστεί ως επιτυχημένη. Αρχικά ένα βασικό επιθυμητό χαρακτηριστικό είναι το σύστημα μας να λειτουργεί επιτυχώς για κάθε αναλογία αριθμού ρομπότ και στόχων. Είναι φανερό πως η παρακολούθηση τεσσάρων στόχων πχ ταυτόχρονα από ένα μόλις ρομπότ είναι δύσκολο έως αδύνατο να γίνει επαρκώς, όμως για πιο μικρές διαφορές, όπως πχ για μία αναλογία τριών ρομπότ για τέσσερις στόχους είναι εφικτός στόχος να έχουμε μία επαρκή παρακολούθηση. Αυτό συνεπάγεται πως τουλάχιστον ένα ρομπότ θα πρέπει να είναι σε θέση να παρατηρεί πάνω από έναν στόχο. Πρέπει δηλαδή τα ρομπότ μας να μην προσκολλούνται στην παρακολούθηση ενός μόνο στόχου αλλά ο ρόλος τους να μεταβάλλεται εάν χρειαστεί. **Πρώτο χαρακτηριστικό λοιπόν είναι η ευέλικτη χάραξη τροχιάς στα agent.**

Επίσης, σε περίπτωση που έχουμε παραπάνω ρομπότ από στόχους, παρότι έχουμε κατά πάσα πιθανότητα μεγαλύτερη αποδοτικότητα, μπορεί να κάνουμε άσκοπη χρήση των πόρων μας. Ο αλγόριθμος πρέπει να μην σπαταλάει εν δυνάμει πόρους, δηλαδή agent, με το να υπερκαλύπτει ένα στόχο. Παράδειγμα, έστω 2 ρομπότ παρακολουθούν 2 στόχους. Σε μία κατάσταση κατά την οποία κάθε στόχος παρακολουθείτε επαρκώς από ένα ρομπότ έχουμε μία επαρκή λύση. Εάν τώρα προσθέσουμε ένα ρομπότ στο σμήνος μας, και αυτό ταυτίσει την τροχιά του με ένα προηγούμενο, δηλαδή βρίσκονται συνεχώς σχεδόν κολλημένα, τότε το σύστημα εξακολουθεί να είναι επαρκές, όμως το τρίτο ρομπότ δεν προσφέρει τίποτα επιπλέον, έχουμε δηλαδή αχρησιμοποίητους πόρους. Αντίθετα, σε περίπτωση που το τρίτο ρομπότ βρίσκεται ανάμεσα στους δύο στόχους προσφέρει και επιπλέον παρατήρηση και στους δύο και καλύπτει επιπλέον περιοχή, εν δυνάμει χρήσιμο σε περίπτωση που ένας στόχος επιταχύνει. **Ο αλγόριθμος πρέπει λοιπόν να χειρίζεται έξυπνα τους διαθέσιμους πόρους και να καλύπτει όσο δύναται μεγαλύτερη περιοχή.**

Αυτά ως προς την επιθυμητή συμπεριφορά των agent. Ένα ακόμα βασικό στοιχείο που μας απασχολεί είναι η επάρκεια **παρακολούθησης του κάθε στόχου**. Είναι προφανές πως ο σκοπός του συστήματος που επιδιώκουμε είναι η επαρκής παρακολούθηση των στόχων μας. Ο αλγόριθμος δεν μπορεί να χαρακτηρίζεται από επιτυχία εάν οι στόχοι αυτοί δεν βρίσκονται υπό συνεχή έλεγχο από το σμήνος των agent. Παρότι η έννοια της αποδοτικής παρακολούθησης είναι γενική και επηρεάζεται από αρκετούς παράγοντες κατά περίπτωση, είναι ασφαλές πως ένα σταθερό κριτήριο ποιότητας της είναι η απόσταση του agent από τον στόχο. Είναι θεμιτό λοιπόν τα agent να κρατούν διαρκώς μία ελάχιστη απόσταση από τους στόχους. Αξίζει να σημειώσουμε πως αφού σκοπός μας είναι η παρακολούθηση και όχι η

Μερικά ακόμα επιθυμητά χαρακτηριστικά είναι **η ελαχιστοποίηση της απαιτούμενης υπολογιστικής δύναμης**, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα να εφαρμόζεται σε χαμηλού κόστους και δύναμης επεξεργαστές, καθώς και **η αυτοδιόρθωση του συστήματος** σε περίπτωση πχ. απότομης αλλαγής θέσεων. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά που αναφέρθηκαν αποτελούν την ιδανική λύση την οποία θέλουμε να προσεγγίσουμε στην παρούσα εργασία.

3.3 Πίνακας Ονοματολογίας Όρων

Σε αυτό το σημείο ας ορίσουμε την ορολογία μεταβλητών και όρων με την οποία θα αναφερόμαστε στην συνέχεια της εργασίας. Ο παρακάτω πίνακας θέτει την ονοματολογία και το συμβολισμό σημαντικών μεταβλητών που θα συναντάμε συχνά στην συνέχεια.

Στόχοι	Τα κινούμενα αντικείμενα υπό παρακολούθηση	
Agent	Τα κινούμενα ρομπότ τα οποία χρησιμοποιούμε και εκτελούν τις εντολές	
Αντικείμενα	Το σύνολο των Agent και των στόχων	
Σμήνος	Το σύνολο των agent	
Πλέγμα	Το σύνολο των διακριτοποιημένων σημείων του χώρου	
Βήμα	Η απόσταση μεταξύ δύο σημείων του πλέγματος	h
Πίνακας Πυκνότητας	Πίνακας τιμών της πυκνότητας ενός αντικειμένου στον χώρο ανά σημείο του πλέγματος	Dr Dt
Πίνακας Γενικής Αναγκαιότητας	Πίνακας τιμών της αναγκαιότητας παρακολούθησης ανά σημείο του πλέγματος	u
Πίνακας Κόστους	Πίνακας τιμών του κόστους μετακίνησης ενός agent στον χώρο ανά σημείο του πλέγματος	Cf
Πίνακας Ειδικής αναγκαιότητας	Πίνακας τιμών της αναγκαιότητας μετακίνησης στον χώρο στον χώρο ενός agent σημείο του πλέγματος	U
Διάνυσμα Κίνησης	Μεταβολή που εκτελείται από ένα agent σε ένα χρονικό βήμα	v
Μονάδα Αξιολόγησης Παρακολούθησης	Μονάδα μέτρησης απόδοσης του συστήματος παρακολούθησης υπό μελέτη	Ef
Μονάδα Αξιολόγησης Στόχο	Μέση απόσταση των στόχων από το κοντινότερο agent	Ef1
Μονάδα Αξιολόγησης agent	Την μέση απόσταση των agent από τον κοντινότερο στόχο	Ef2
Μονάδα Αξιολόγησης Παρακολούθησης Χώρου	Μέση τιμή πίνακα γενικής αναγκαιότητας u	Ef3

3.4 Ανάλυση Χώρου

3.4.1 Προσέγγιση

Αρχικά ορίζουμε στο πρόγραμμα την επιθυμητή διακριτοποίηση του χώρου. Δίνοντας ένα νούμερο n ορίζονται $n/2$ σημεία προς την θετική και $n/2$ προς την αρνητική κατεύθυνση του κάθε άξονα. Έτσι ο χώρος χωρίζεται σε $n+1$ (το συν είναι το αρχικό σημείο μέτρησης) σημεία σε κάθε άξονα. Ο πίνακας που δημιουργήσαμε από μόνος του βέβαια είναι μηδενικών τιμών, όμως όλοι οι υπόλοιποι πίνακες που θα αναφέρουμε δημιουργούνται με βάση αυτόν. Αυτή η διαδικασία μαθηματικής αποτύπωσης του χώρου, τον οποίο πλέον χειριζόμαστε ως ένα τρισδιάστατο πίνακα τιμών, μας δίνει την δυνατότητα βάζοντας τιμές στα τμήματα του πλέγματος που δημιουργείται να διακρίνουμε την επιρροή που έχουν στα κομμάτια του χώρου αυτά οι στόχοι, τα agent αλλά και μία σειρά αλληλεπιδράσεων αυτών των δύο που εξάγει ενδιαφέροντα συμπεράσματα.

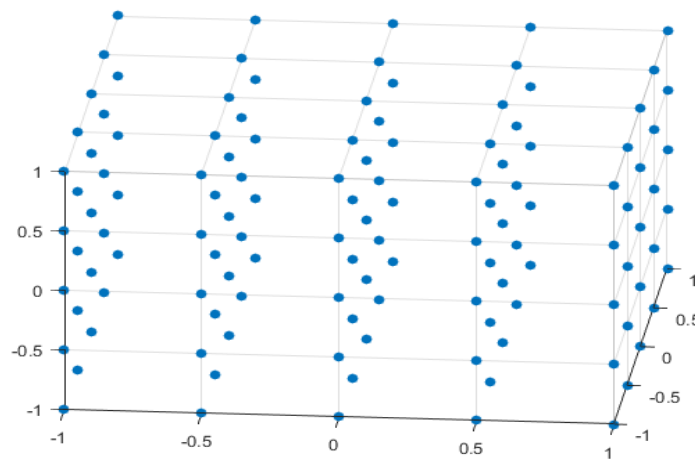
Είναι προφανές πως όσο μεγαλύτερο είναι το n , τόσο μικρότερα και περισσότερα θα είναι τα τμήματα τα οποία εξετάζουμε. Μεγαλύτερη διακριτοποίηση επιφέρει και αποδοτικότερη και ακριβέστερη αντίληψη του χώρου και των αναγκών του συστήματος για να βελτιστοποιήσει την θέση του, άρα και μεγαλύτερη ακρίβεια στην προσέγγιση των στόχων. Έτσι όμως η απαιτούμενη υπολογιστική δύναμη αυξάνεται κυβικά. Επειδή όπως αναφέραμε στόχος μας είναι να φτιάξουμε έναν αλγόριθμο που θα μπορεί να τρέχει σε πραγματικό χρόνο χωρίς καθυστερήσεις από μία κινητή επεξεργαστική μονάδα, θα πρέπει η διακριτοποίηση να γίνεται σε ένα βαθμό που και να εξασφαλίζεται μία αποδοτική ακρίβεια, και ο αλγόριθμος να εκτελείται, πάντα ανάλογα με την διαθέσιμη επεξεργαστική δύναμη, χωρίς καθυστερήσεις.

Η προσέγγιση αυτή που ακολουθούμε αποτελεί την βάση πάνω στη οποία θα γίνουν οι απαραίτητοι υπολογισμοί. Παράδειγμα, οι αρχικοί πίνακες με τους οποίους θα κάνουμε τους υπολογισμούς μας λαμβάνουν τιμές με βάση την απόσταση του Agent ή του στόχου αντίστοιχα. Ο χώρος όπως τον αντιλαμβάνεται το σύστημά μας είναι ένας πίνακας $(n+1)^3$ όπου κάθε θέση του πίνακα εκφράζει ένα σημείο του χώρου και η τιμή της θέσης αυτής εκφράζει την απόσταση του σημείου από το αντικείμενο στο οποίο αναφέρεται ο πίνακας.

$$\begin{bmatrix} (-1,-1) & (-1,h-1) & \dots & (-1,1-h) & (-1,1) \\ (h-1,-1) & (h-1,h-1) & \dots & (h-1,1-h) & (h-1,1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (1,-1) & (1,h-1) & \dots & (1,1-h) & (1,1) \end{bmatrix}^{[-1,h-1,\dots,1-h,h]} \quad \text{όπου } h=2/n$$

Πίνακας διακριτοποίησης χώρου σε n σημεία

Στο μοντέλο που εξετάζουμε στην παρούσα εργασία θεωρούμε τον χώρο προς διακριτοποίηση ως ένα κλειστό κύβο μήκους ακμής 2 μονάδων(θεωρητική μονάδα), από -1 έως 1. Όπως αναφέραμε η διακριτοποίηση γίνεται σε $n+1$ σημεία και το βήμα της διακριτοποίησης, δηλαδή η απόσταση ενός διακριτού σημείου του πλέγματος από το επόμενο, το βήμα δηλαδή είναι $h=2/n$. Στο Σχήμα 3.1 βλέπουμε την απεικόνιση ενός διακριτοποιημένου χώρου σε 5 σημεία, δηλαδή $n=4$. Η διακριτοποίηση σε τόσο μικρό βαθμό έγινε για να είναι πιο κατανοητό οπτικά το αποτέλεσμα και προφανώς αφήνει μεγάλες περιοχές που δεν εκφράζονται επαρκώς, αλλά είναι εύκολο να καταλάβουμε πως με ένα μεγαλύτερο μέγεθος n ο χώρος θα γεμίσει από σημεία τα οποία θα προσεγγίζουν τον χώρο σε ικανοποιητικό βαθμό.



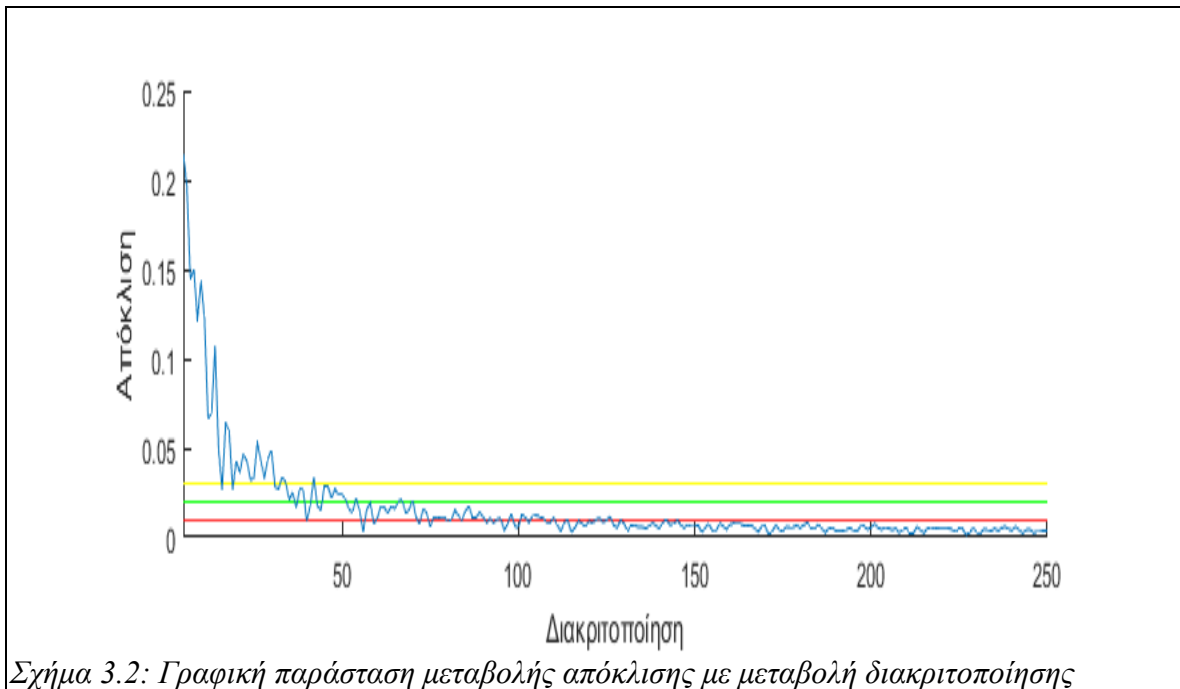
Σχήμα 3.1: Απεικόνιση παραδείγματος διακριτοποίησης του χώρου σε 5 σημεία

3.4.2 Σφάλμα Διακριτοποίησης Χώρου

Για την ακρίβεια του συστήματος μας είναι βασικό να έχουμε μία βέλτιστη αντίληψη κάθε σημείου του χώρου. Είναι προφανές πως με την διακριτοποίηση του χώρου, παρότι κερδίζουμε μια εύκολη διαχείριση εισάγουμε ένα σφάλμα διακριτοποίησης. Το σφάλμα έγκειται στο γεγονός πως τα συνεχή σημεία του χώρου εκφράζονται κατά προσέγγιση από το κοντινότερο σημείο του πλέγματος. Έτσι έχουμε δύο θέσεις για ένα σημείο, την πραγματική και την θεωρητική, η οποία αντιστοιχεί στην κοντινότερη θέση του πλέγματος και είναι αυτή που επεξεργαζόμαστε στους υπολογισμούς μας.

Έστω σημείο **Q** συντεταγμένων **(a,b,c)**, που δεν συμπίπτει ποτέ ακριβώς με σημείο της διακριτοποίησης, δηλαδή $a, b, c \neq x, \forall x \in (-1, h-1, 2h-1, \dots, 1-h, 1)$ (όπου $h=2/n$). Η απόσταση **d** του σημείου **Q** από το κοντινότερο σημείο του πλέγματος εκφράζεται από την σχέση $d = \sqrt{A^2 + B^2 + C^2}$ όπου A,B,C είναι οι αποστάσεις του σημείου **Q** από το κοντινότερο σημείο του πλέγματος. Η απόσταση αυτή εκφράζει την απόκλιση της πραγματικής θέσης ενός σημείου από την θεωρητική.

Στην γραφική παράσταση (Σχήμα 3.2) που ακολουθεί αυξήσαμε σταδιακά την διακριτοποίηση από 5 έως 250 σημεία και συγκρίναμε την απόκλιση πραγματικής και θεωρητικής θέσης σημείου το οποίο είναι ορισμένο με ακρίβεια θέσης έως 50 δεκαδικό. Παρατηρούμε μία σταθερή, σχεδόν εκθετική μείωση στην απόκλιση της πραγματικής από την θεωρητική θέση. Αξίζει να σημειωθεί πως με διακριτοποίηση άνω των 40 σημείων το σφάλμα σταθεροποιείται κάτω από 3% (κίτρινη γραμμή) της ακμής του χώρου. Αντίστοιχα στα 70 σημεία 2% (πράσινη γραμμή) και σε πάνω από 120 σημεία δεν ξεπερνά το 1% (κόκκινη γραμμή). Η αξιοπιστία του υπολογισμού θέσης σε αυτά τα επίπεδα θα θεωρούμε πως είναι επαρκής.



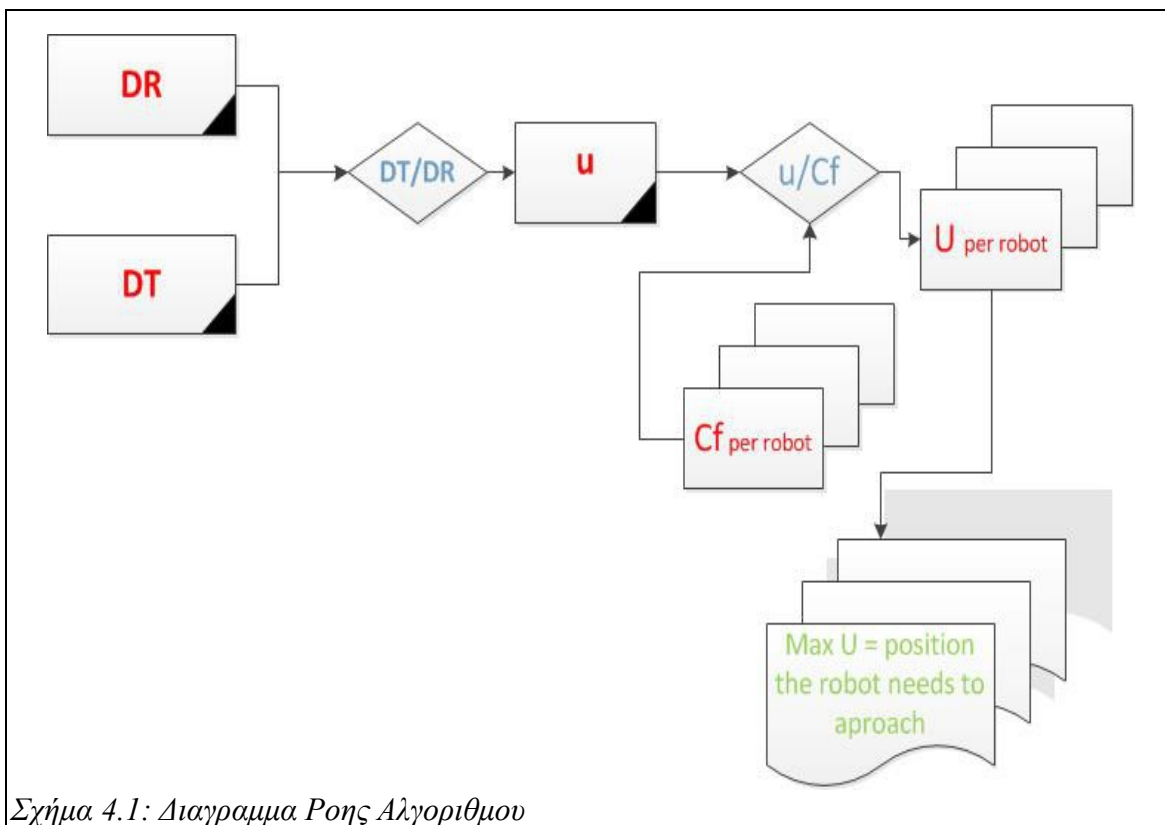
Σχήμα 3.2: Γραφική παράσταση μεταβολής απόκλισης με μεταβολή διακριτοποίησης

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

4.1 Διάγραμμα Ροής

Αρχικά ως θέσουμε το γενικό πλάνο του αλγορίθμου, ώστε να υπάρχει ένα σημείο αναφοράς του τελικού αποτελέσματος καθώς θα αναλύουμε βήμα βήμα τα στάδια της υλοποίησης. Η γενική ιδέα αναφέρθηκε ήδη στο κεφάλαιο 1.3 (σελίδες 4-6). Ως μία πιο συμπυκνωμένη και κατανοητή πληροφορία δημιουργήθηκε ένα διάγραμμα ροής του αλγορίθμου, το οποίο φαίνεται παρακάτω στο Σχήμα 4.1. Τα παραλληλόγραμμα αντιπροσωπεύουν από ένα πίνακα $(n+1)^3$ συμπληρωμένο με κατάλληλες τιμές. Τα παραλληλόγραμμα που έχουν ένα μαύρο σημάδι στο κάτω δεξιά μέρος αποτελούν καθολική κτήση όλων των agent, ενώ οι πίνακες που φαίνονται ως πολλαπλοί είναι προσωπικά δεδομένα κάθε agent. Οι ρόμβοι δείχνουν τις πράξεις ανάμεσα στους πίνακες. Τέλος, με κυματίζων το κάτω μέρος φαίνονται τα εξαγόμενα αποτελέσματα από του πίνακες **U** των agent.

Γίνεται και σχηματικά αντιληπτό το βασικό πλάνο της μεθόδου. Με βάση την θέση των αντικειμένων (**DR** και **DT**) αναγνωρίζουμε πού υπάρχει ανάγκη για να βρεθούν agent σε όλο τον χώρο (**u**). Έπειτα με βάση την θέση κάθε agent εισάγονται υποκειμενικά κριτήρια (**Cf**) που καθορίζουν την ανάγκη να βρεθεί συγκεκριμένο agent στα σημεία του χώρου (**U**). Εξάγοντας την μέγιστη τιμή πλέον θέτουμε την θέση που θα έχει ως στόχο να φτάσει το agent στο επόμενο βήμα.



Σχήμα 4.1: Διαγραμμα Ροής Αλγοριθμου

4.2 Αρχικοποίηση Θέσεων

Στο προηγούμενο κεφάλαιο εξηγήσαμε τον τρόπο με τον οποίο το σύστημα αντιλαμβάνεται τον χώρο, καθώς και την σχέση της απόκλισης πραγματικής και θεωρητικής σχέσης ενός αντικειμένου με την διακριτοποίηση. Ξεκινώντας τους υπολογισμούς μας πρώτη κίνηση είναι να αντιστοιχήσουμε την θέση των αντικειμένων την οποία αντιλαμβάνεται, με όποιο τρόπο και αν το καταφέρνει, το σύστημα στην κοντινότερη θέση του πλέγματος. Ξέρουμε όμως εξ αρχής με αυτό τον τρόπο πως η θέση στην οποία αντιλαμβάνεται το σύστημά μας ένα αντικείμενο δεν είναι η ακριβής και έτσι εισάγουμε σφάλμα. Το πλεονέκτημα που κερδίζουμε είναι η πιο οργανωμένη χαρτογράφηση των αντικειμένων λόγω του ότι έχουμε ως σταθερά σημεία αναφοράς τα σημεία του πλέγματος και η καλύτερη διαχείριση των πυκνοτήτων, για τις οποίες θα μιλήσουμε στο επόμενο κεφάλαιο.

Η διαδικασία αυτή είναι φυσικά αναγκαίο να γίνεται δυναμικά σε κάθε βήμα του αλγορίθμου, καθώς η απρόβλεπτη κίνηση των στόχων, ελεύθερη κίνηση των agent και πιθανών εξωγενείς παράγοντες επηρεάζουν τις θέσεις των αντικειμένων. Έτσι σε κάθε βήμα ως θέση ενός αντικειμένου καταγράφεται το σημείο του πλέγματος με την μικρότερη ευκλείδεια απόσταση. Από αυτό το σημείο και έπειτα όποτε αναφερόμαστε σε θέση θα εννοούμε αυτή την προσέγγιση, εκτός εάν αναφερθούμε σε πραγματική θέση.

4.3 Πυκνότητα Αντικειμένων

4.3.1 Ορισμός Πυκνοτήτων

Έχουμε αναφερθεί στον τρόπο δημιουργίας ενός πίνακα που αντιστοιχεί στα διακριτοποιημένα σημεία του χώρου. Προσδίδοντας τιμές στα σημεία δημιουργούμε δύο πίνακες, έναν **Fr** για κάθε agent και έναν **Ft** για κάθε στόχο, οι οποίοι αντιστοιχούν τιμές στα σημεία του πλέγματος ανάλογα με την απόσταση από το κάθε agent και στόχο αντίστοιχα. Οι τιμές κατανέμονται με τρισδιάστατη γκαουσιανή κατανομή, σαν φθίνουσα σφαίρα, γύρω από το κάθε σημείο που βρίσκεται ένα agent ή ένας στόχος. Εδώ βρίσκεται εφαρμογή και το πλεονέκτημα του προηγούμενου βήματος. Με τις αρχικές θέσεις ήδη σημεία του πλέγματος ο υπολογισμός της τιμής που αποδίδουν στα υπόλοιπα γίνεται πολύ απλούστερος καθώς τα σημεία θέσης μπορούν να θεωρηθούν ως το κέντρο της κατανομής, ενώ η διανομή τιμών στα υπόλοιπα σημεία γίνεται όσο το δυνατόν πιο συμμετρικά.

Η κανονική αυτή κατανομή είναι όμοια με μία γκαουσιανή κατανομή τιμών σε κάθε μία από τις τρεις διαστάσεις. Η κατανομή αυτή επιλέχθηκε γιατί αποδίδει με όσο το δυνατόν πιο ομαλό τρόπο την απομάκρυνση από το κέντρο της, το οποίο είναι η θέση του αντικειμένου και έχει την μέγιστη τιμή, σε σχέση με άλλες κατανομές όπως Poisson ή εκθετική. Μαθηματικά εκφράζεται από την σχέση της δίπλα σελίδας.

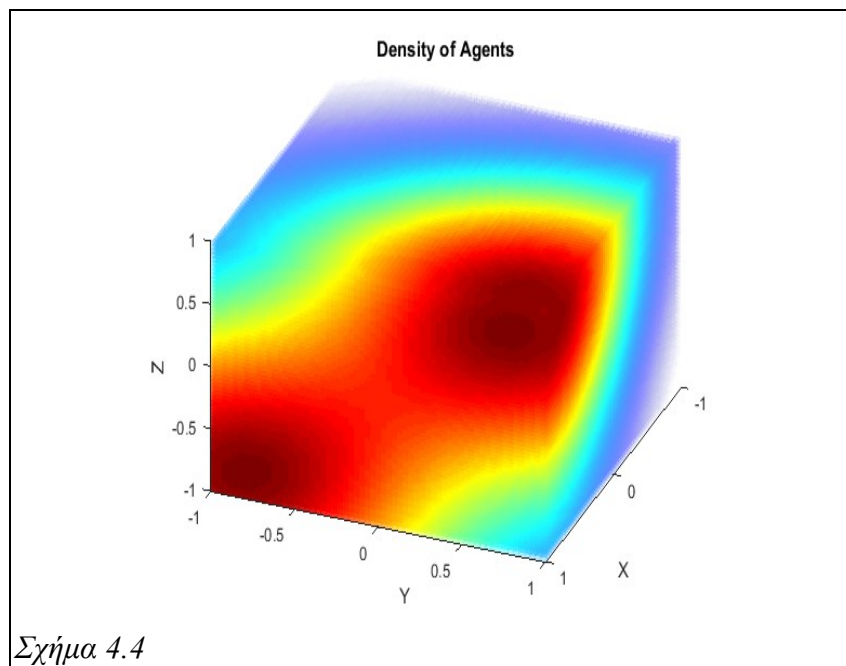
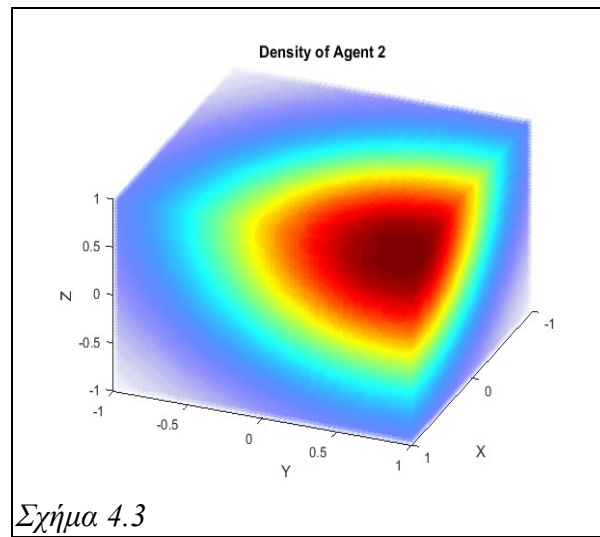
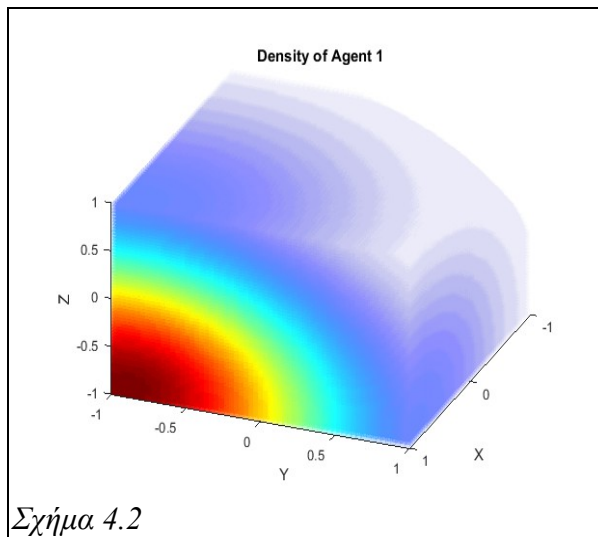
$$F(x, y, z) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 * \Sigma}} \exp\left(\frac{-1}{2} (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu)\right) \quad \text{όπου:}$$

- **F(x,y,z)** είναι η τιμή που δίδεται στο σημείο (x,y,z) του πλέγματος.
- **Σ** είναι η συνδιασπορά της κατανομής, την οποία επιλέγουμε ως τον διαγώνιο μοναδιαίο πίνακα 3x3 $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ και **Σ** η ορίζουσά του.
- **μ** είναι η μέση τιμή, το κέντρο της σφαιρικής κατανομής. Ως τιμή της βάζουμε τη θέση στην οποία βρίσκεται το αντικείμενο γύρω από το οποίο αναπτύσσουμε την πυκνότητα.
- **X** είναι το σημείο υπό μελέτη.

Αξίζει να σημειωθεί πως η επιλογή του Σ ως ένα θετικά ορισμένο πίνακα κατατάσσει την κατανομή ως μη εκφυλισμένη ενώ η συμμετρία του ως μοναδιαίο δίνει την ζητούμενη σφαιρική κατανομή. Η σφαιρική κατανομή είναι απαραίτητη ώστε τα ισαπέχοντα σημεία προ όλων τις κατευθύνσεις να συμπληρώνονται με ίσες τιμές. Ο όρος $\exp\left(\frac{-1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)\right)$ αποτελεί την ανοιγμένη στο τετράγωνο έκφραση της απόστασης Mahalanobis του εκάστοτε σημείου από το κέντρο της κατανομής, δηλαδή το αντικείμενο, από το σημείο στο οποίο δίδουμε την τιμή. Η απόσταση Mahalanobis είναι μία πολυδιάστατη γενικευμένη προσέγγιση του μέτρου της κανονικοποιημένης απόκλισης μιας τιμής από την μέση τιμή μίας κανονικής κατανομής.

Η υλοποίηση της κατανομής αυτής στον αλγόριθμο γίνεται στην Matlab με την εντολή `mvnrnd(P, MU, SIGMA)`. Ως είσοδο εισάγουμε τις συντεταγμένες κάθε σημείου του πλέγματος του πλέγματος (**P**), τη θέση του αντικειμένου (**MU**) και τον πίνακα Σ (**SIGMA**). Η έξοδος είναι ένας πίνακας που σε κάθε σημείο του πλέγματος έχει ως τιμή την απόσταση Mahalanobis από το αντικείμενο. Εδώ να γίνει μια εκτενέστερη αναφορά στο **X**. Η μέθοδος διακριτοποίησης του χώρου φτιάχνει έναν πίνακα $(n+1)^3$ θέσεων. Για να αποφύγουμε προβλήματα διαφοράς μεγέθους πινάκων κατά τις μεταξύ τους πράξεις, δημιουργούμε 3 πίνακες X, Y και Z που σε κάθε θέση τους έχουν την τιμή των αντίστοιχων συντεταγμένων x, y, z. Ο **P** είναι ένας $3*(n+1)^3$ πίνακας που αποτελεί την ένωση των X, Y και Z και βοηθά στο αντιστοιχίσουμε μία θέση του χώρου στις πραγματικές συντεταγμένες που έχει το σημείο και έχουν εύρος από -1 μέχρι 1.

Οι πίνακες αυτοί στη συνέχεια αθροίζονται ανά σημείο και παίρνουμε τους τελικούς πίνακες **Dr** για τα agent και **Dt** για τους στόχους οι οποίοι εκφράζουν την αθροιστική πυκνότητα του σμήνους και των στόχων αντίστοιχα. Στα σχήματα της επόμενης σελίδας βλέπουμε την πυκνότητα που δημιουργούν στον χώρο δύο agent (Σχήμα 7 και Σχήμα 8 αντίστοιχα) τοποθετημένα σε ακμές του χώρου καθώς και τον παραγόμενο **Dr** που δείχνει την συνολική πυκνότητα των agent στον χώρο (Σχήμα 9). Παρατηρούμε με θερμά χρώματα τις περιοχές υψηλής πυκνότητας και με ψυχρά τις αντίστοιχες χαμηλής.



4.3.2 Κεντρική και Κατανεμημένη Επεξεργασία Πυκνοτήτων

Ένα σημαντικό σημείο που πρέπει να τονίσουμε είναι πως για να λειτουργεί σωστά η μέθοδος μας από εδώ και πέρα πρέπει όλα τα agent να μοιράζονται τους ίδιους πίνακες πυκνοτήτων. Στην πράξη αυτό σημαίνει πως πρέπει να έχουμε συντονισμό των εκτιμώμενων θέσεων από το σμήνος μας τόσο των στόχων όσο και των γύρω agent. Ειδικά στην περίπτωση όπου τα agent δέχονται τις πληροφορίες για την θέση των agent από αισθητήρες που κουβαλάνε τα ίδια, καταλαβαίνουμε πως η εκτίμηση των θέσεων προέρχεται από το σύνολο των πληροφοριών του κάθε agent. Παρότι η εργασία μας όπως αναφέραμε δεν ασχολείται εκτενώς με το κομμάτι της υπολογιστικής όρασης και του

τρόπου της συλλογής δεδομένων θα αναφέρουμε δύο περιπτώσεις.

Ένας τρόπος είναι να γίνεται ή συλλογή των δεδομένων από τους αισθητήρες των agent, οι πληροφορίες να στέλνονται σε ένα κεντρικό agent όπου θα γίνεται η επεξεργασία και η δημιουργία των πινάκων πυκνότητας και να επαναδιανείμονται στα agent. Έτσι έχουμε μία κεντρική επεξεργασία της πληροφορίας από ένα επιβλέπων agent που επωμίζεται όλο το υπολογιστικό βάρος. Η μέθοδος αυτή μας εξασφαλίζει ένα σίγουρο αποτέλεσμα ως προς τον συγχρονισμό των πινάκων στα agent, καθώς όταν τελειώσει ο κύκλος των εργασιών για ένα βήμα τα agent θα έχουν όλα ακριβώς την ίδια βάση τα μειονεκτήματα όμως είναι πολλαπλά. Η τυχόν καθυστέρηση ή απώλεια στην μεταφορά δεδομένων γενικοποιεί το σφάλμα και αυτό σημαίνει πως θα έπρεπε να φορτώσουμε μεγάλη υπολογιστική ισχύ στο agent. Φυσικά μειονέκτημα είναι πως μία κατάρρευση του κεντρικού agent θα ήταν μοιραία για όλο το σύστημά μας καθώς και το κόστος αντικατάστασης θα είναι μεγάλο.

Η εναλλακτική λύση είναι μία άμεση διανομή των πληροφοριών με όλα τα agent, σε μία πιο αποκεντρωμένη λογική, και η κατανεμημένη επεξεργασία πληροφοριών για την δημιουργία πινάκων (να γίνεται σε κάθε agent ξεχωριστά). Το πρόβλημα του συγχρονισμού μας απασχολεί, και θα πρέπει να γίνουν κατάλληλες διεργασίες για την ελαχιστοποίηση του, όμως ένα σφάλμα επηρεάζει μόνο την κίνηση ενός agent και μόνο για την χρονική στιγμή που αποφασίζει το συγκεκριμένο βήμα του, και συνυπολογίζοντας πως ο αλγόριθμος δεν έχει μνήμη και δεν κρατάει αυτά τα σφάλματα, μπορούμε να το παραβλέψουμε χάριν των υπολοίπων πλεονεκτημάτων. Ένα από αυτά είναι η ευελιξία του συστήματος μας, καθώς η προσθήκη ή αφαίρεση agent από το σμήνος γίνεται γρήγορα και χωρίς να επηρεάζει τα υπόλοιπα agent. Επιπλέον το σύστημα είναι πιο ανεξάρτητο και ευέλικτο στο περιβάλλον, καθώς δεν υπάρχει εξάρτηση από ένα κεντρικό agent.

Με βάση τα παραπάνω, αλλά και του γεγονότος πως σε παρακάτω στάδια θα χρειαστεί όπως θα δούμε υπολογιστικό φόρτο από κάθε agent ξεχωριστά, οπότε δεν αποφεύγουμε το κόστος εγκατάστασης επεξεργαστικών μονάδων σε όλα τα agent, καταλήγουμε να προτείνουμε την δεύτερη περίπτωση στην υλοποίηση. Αυτό φυσικά προϋποθέτει μία σταθερή επικοινωνία των agent μεταξύ τους, και θα μπορούσε να αξιοποιήσει σύγχρονες τεχνικές cloud storage για τα δεδομένα για να εξασφαλίζουμε την σύγχρονη εκτίμηση θέσεων όλων των αντικειμένων του συστήματος.

4.4 Ορισμός Αναγκαιότητας

Έχοντας τους πίνακες πυκνότητας μπορούμε να κάνουμε τους απαραίτητους υπολογισμούς για την εύρεση των βέλτιστων θέσεων. Εδώ εισάγουμε ένα βασικό μέγεθος το οποίο μας δείχνει την αναλογία πυκνότητας στόχων-agent σε ένα σημείο. Το μέγεθος αυτό το ορίζουμε ως **αναγκαιότητα** και αποτελεί το κλάσμα της συνολικής πυκνότητας στόχων σε ένα σημείου του πλέγματος προς την συνολική πυκνότητα agent στο ίδιο σημείο. Η φυσική του σημασία είναι ότι στις περιοχές που έχει μεγαλύτερες τιμές υποδεικνύει πως η παρουσία στόχων είναι μεγαλύτερη από αυτή των agent, άρα υπάρχει μεγαλύτερη ανάγκη αύξησης πυκνότητας, δηλαδή πιο κοντινής παρουσίας agent.

Μαθηματικά εκφράζεται ως ένας πίνακας που ορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$u(x, y, z) = \frac{Dt(x, y, z)}{Dr(x, y, z)} \quad \text{όπου:}$$

- **x,y,z** οι συντεταγμένες του σημείου όπου γίνεται ο υπολογισμός.
- **u** η τιμή της αναγκαιότητας στο σημείο αυτό.
- **Dr** και **Dt** οι τιμές πυκνότητας agent και στόχων αντίστοιχα στο σημείο (x,y,z).

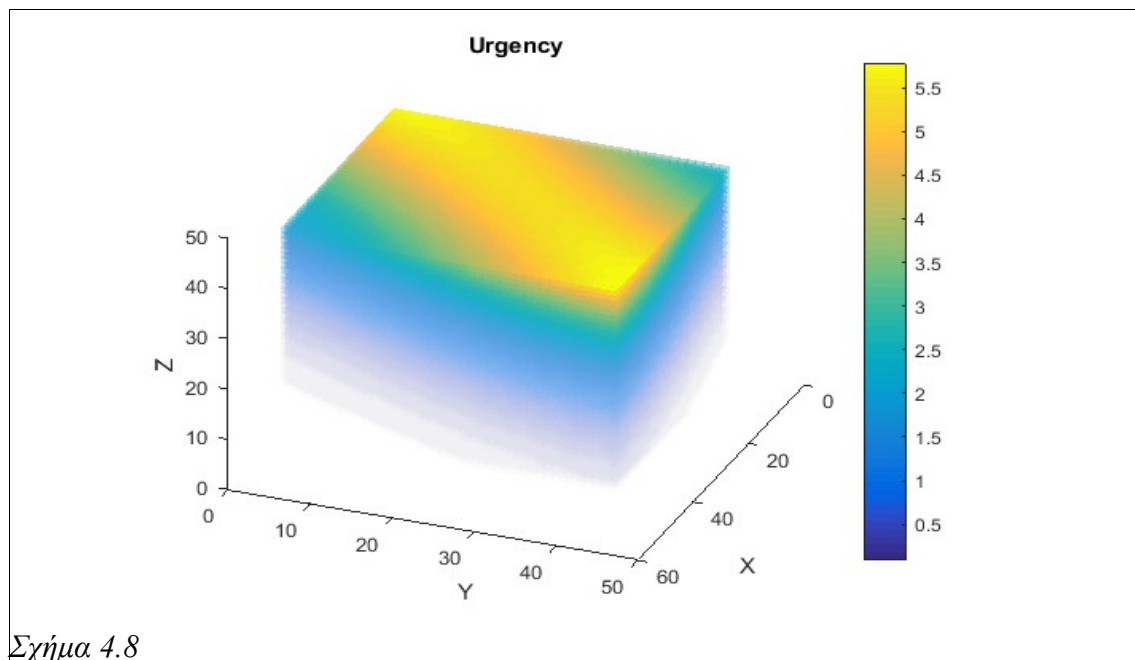
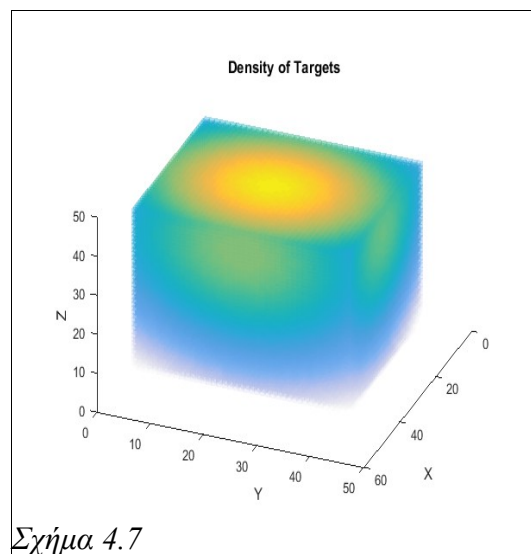
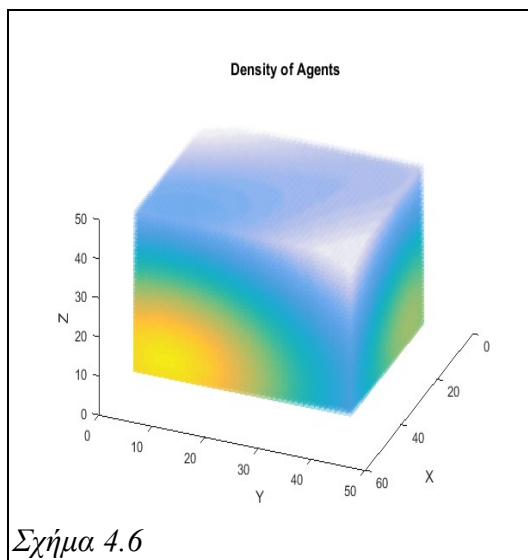
Το επόμενο βήμα επομένως είναι να διαιρέσουμε τους πίνακες **Dr** και **Dt** ανά στοιχείο. Ο πίνακας που προκύπτει είναι επίσης ένας ομοίων διαστάσεων πίνακας **u**, τον οποίο ονομάζουμε πίνακα γενικής πυκνότητας ανάγκης. Κάθε τιμή του εκφράζει την αναλογία πυκνότητας στόχου προς agent στο αντίστοιχο σημείο του χώρου. Στόχος μας είναι να μειώνουμε συνεχώς τις μεγαλύτερες τιμές αυτού του πίνακα, μετακινώντας agent προς τα εκεί ώστε να μεγαλώνει ο παρονομαστής. Αυτό γιατί οι μεγάλες τιμές σημαίνουν πως υπάρχει ανάγκη να βρεθεί ένα agent σε εκείνη την περιοχή, εξ ου και πίνακας γενικής ανάγκης. Πρακτικά αυτό μεταφράζεται σε μια ανάγκη μετακίνησης των ρομπότ προς τους στόχους. Οι τιμές λοιπόν άνω του 1 μεταφράζονται σε μεγαλύτερη πυκνότητα στόχων στο σημείο από agent, γεγονός που υποδεικνύει απουσία επαρκούς παρατήρησης στο σημείο εκείνο. Ιδανικά προσπαθούμε να κρατάμε όλα τα σημεία σε αναγκαιότητα τουλάχιστον κάτω της μονάδας.



Σχήμα 4.5

Στα σχήματα της δίπλα σελίδας βλέπουμε την πυκνότητα των agent (Σχήμα 4.6) και αυτή των στόχων (Σχήμα 4.7) με βάση την θέση των αντικείμενων στο Σχήμα 4.5. Στο Σχήμα 13 βλέπουμε τον παραγόμενο **u** που δημιουργείται από την διαίρεση **Dr** και **Dt**.

Παρατηρούμε λοιπόν και γραφικά το αποτέλεσμα το οποίο εκφράζει τις παραπάνω σχέσεις. Έχοντας τοποθετήσει εσκεμμένα τους στόχους, που παρουσιάζονται με κόκκινες τελείες στο Σχήμα 4.5, σε ένα περιορισμένο κομμάτι του χώρου, συγκεκριμένα στην κοντά στο κέντρο της επάνω πλευράς του κύβου, δημιουργούμε μεγάλες τιμές πυκνότητας στόχων σε αυτή την περιοχή (Σχήμα 4.7). ταυτόχρονα η απουσία agent κοντά σε εκείνο το κομμάτι του χώρου μας αφήνει χαμηλές τιμές πυκνότητας agent (Σχήμα 4.6). Έχουμε μία αυξημένη αναγκαιότητα μεταφοράς των agent μας κοντά σε εκείνη την περιοχή, την οποία και λογικά περιμέναμε. Αντίθετα στα πιο κεντρικά και χαμηλά σημεία που έχουμε μεγαλύτερη πυκνότητα στόχων οι τιμές της γενικής αναγκαιότητας u είναι μεγαλύτερες.



4.5 Συνάρτηση Κόστους

4.5.1 Ορισμός

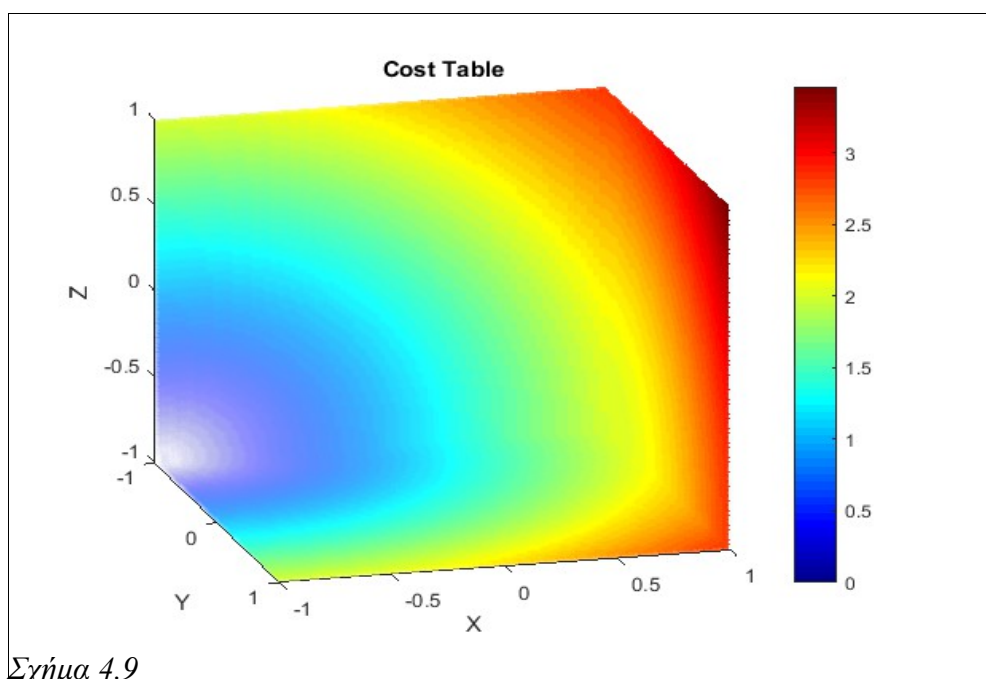
Έχοντας τον πίνακα γενικής πυκνότητας ανάγκης υπάρχει ήδη μία αρχική εκτίμηση προς τα πού πρέπει να κινηθούν τα agent ώστε να βελτιωθεί η παρατήρηση των στόχων. Θα μπορούσαμε απλά τα agent να πηγαίνουν στο γειτονικό σημείο με την μεγαλύτερη αναγκαιότητα. Εδώ αντιμετωπίζουμε δύο προβλήματα. Πρώτον τα agent δεν πρέπει να πάνε όλα προς το σημείο που παρουσιάζει την μέγιστη ανάγκη γιατί ενδέχεται υπάρξει ένας συνωστισμός σε εκείνο το σημείο και δεν θα υπάρχει μια καθολική επίβλεψη των στόχων όταν είναι σε μεγάλο αριθμό. Οπότε θέλουμε σε αυτή την περίπτωση ορισμένα agent να πηγαίνουν στο τοπικό μέγιστο. Επιπλέον, εάν ένα agent προσεγγίζει ήδη ένα σημείο, θα ήταν προτιμότερο να μην προσεγγίζεται και από δεύτερο. Πρέπει λοιπόν να εισάγουμε και κάποια κριτήρια όπως τα προηγούμενα, αλλά και άλλα που μπορεί να προκύψουν, τα οποία θα είναι μοναδικά για κάθε agent, ώστε να εξασφαλίσουμε την επιλογή ανεξάρτητων μοναδικών αποφάσεων, που θα επιφέρουν μία συλλογική βελτίωση του συστήματος.

Αυτό το πετυχαίνουμε με την εισαγωγή ενός παράγοντα που ονομάζουμε συνάρτηση κόστους. Η συνάρτηση κόστους δημιουργεί για κάθε σημείο του χώρου μία τιμή που καθορίζει την αντιμετώπιση του σημείου από το agent. Ο παραγόμενος πίνακας τιμών μεγέθους $(n+1)^3$ ονομάζεται πίνακας κόστους (**Cf**) και διαιρείται ανά σημείο με τον πίνακα γενικής αναγκαιότητας **u** δίνοντας έναν παρόμοιο πίνακα **U**. Ο πίνακας **U** ονομάζεται *πίνακας ειδικής αναγκαιότητας* και μας δείχνει την πρακτική ανάγκη κάθε agent να βρεθεί σε κάθε θέση, βάση και των δυνατοτήτων του. Την ονομάσαμε έτσι γιατί ως βασικό μέγεθος μας δείχνει την προσπάθεια που θα χρειαστεί για να φτάσει σε ένα σημείο το agent μας, και συνυπολογίζοντας το “κόστος” αυτό υπολογίζει εάν το σημείο είναι αποδοτικότερο προς προσέγγιση. Πρακτικά, προσθέτοντας περισσότερους παράγοντες θα θέλαμε ο πίνακας αυτός να λειτουργεί ως μία προσωπική, δυναμικά μεταβαλλόμενη εκτίμηση του κάθε agent ως προς την αντίληψη του για το που μπορεί να κινηθεί στο περιβάλλον.

Ο ρόλος της συνάρτησης κόστους είναι τεράστιος στο σύστημά μας, καθώς αποτελεί σύνολο των μεταβλητών στοιχείων κάθε agent που χαρακτηρίζουν την μοναδικότητα της συμπεριφορά του. Σε περαιτέρω ανάλυση μπορούμε να εισάγουμε κατάλληλες μεταβλητές στην συνάρτηση αυτή ώστε να αντιπροσωπεύουν περιορισμούς στον χώρο, την κίνηση των agent ή οτιδήποτε άλλο χρειαστεί. Περιέχει δηλαδή όλες τις παραμέτρους που τυχόν προκύψουν, δίνοντας μία καλύτερη διαχείριση τους καθώς στο τελικό αποτέλεσμα οι πράξεις θα γίνονται μόνο του πίνακα γενικής αναγκαιότητας με τον πίνακα κόστους. Δεδομένου πως οι παράγοντες που τυχόν θα χρειαστούν είναι μη υπολογίσιμοι σε αυτό το στάδιο, καθώς θα εξαρτώνται από την γεωμετρία, το περιβάλλον και άλλους παράγοντες που θα προκύψουν κατά την υλοποίηση, παρέχουμε την ευελιξία να εισάγονται με τον ευκολότερο δυνατό τρόπο σε ένα πιο πρακτικό πλαίσιο και υπολογίζουμε μόνο την βασική μας παράμετρο, που είναι η απόσταση του στόχου από το agent.

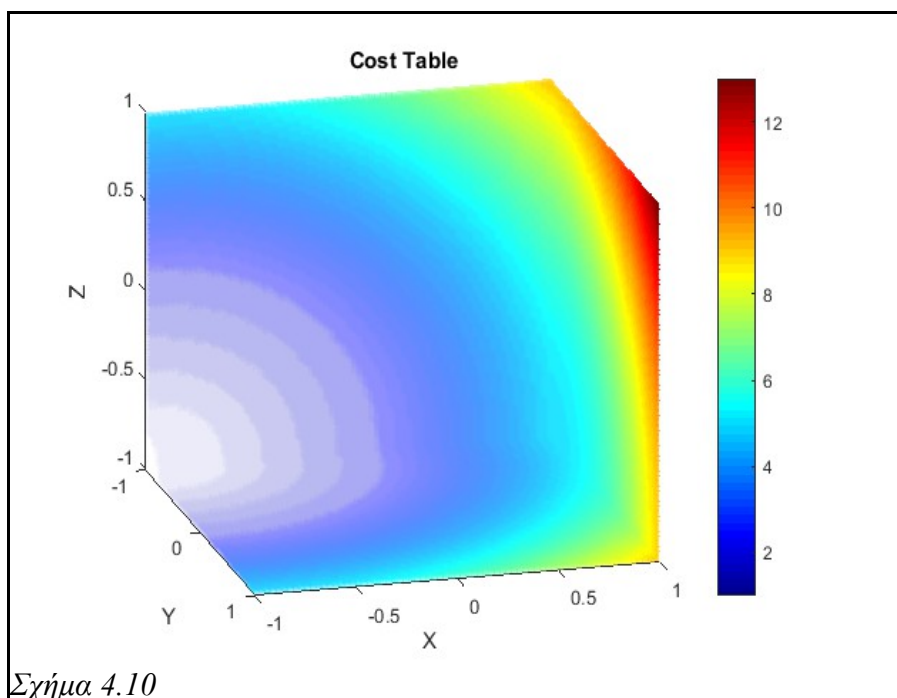
4.5.2 Προτεινόμενη Συνάρτηση Κόστους

Η συνάρτηση κόστους όπως την χρησιμοποιήσαμε στην εργασία περιλαμβάνει ως παράγοντα που καθορίζει το κόστος μόνο την απόσταση των σημείων από το agent. Η βασική ιδέα είναι πως το agent είναι πιο συμφέρον να προσεγγίσει ένα κοντινό σημείο γιατί θα φτάσει πιο γρήγορα και θα ισορροπήσει το σύστημα, παρά σε ένα μακρινότερο. Έτσι δημιουργούμε έναν ακόμα πίνακα μεγέθους $(n+1)^3$ για κάθε agent, ο οποίος σε κάθε του κελί έχει τιμή ίση με την ευκλείδεια απόσταση του σημείου του πλέγματος που αντιστοιχεί το κελί από το εν λόγω agent. Ο πίνακας αυτός θα αποτελέσει την βάση πάνω στην οποία θα δουλέψουμε την συνάρτηση κόστους. Για ένα agent τοποθετημένο στην ακμή $(-1,-1,-1)$ του χώρου, η σχηματική απεικόνιση του πίνακα αυτού είναι η παρακάτω (Σχήμα 4.9). Παρατηρούμε στη κλίμακα την γραμμική αύξηση του κόστους με την απομάκρυνση από το σημείο.



Σχήμα 4.9

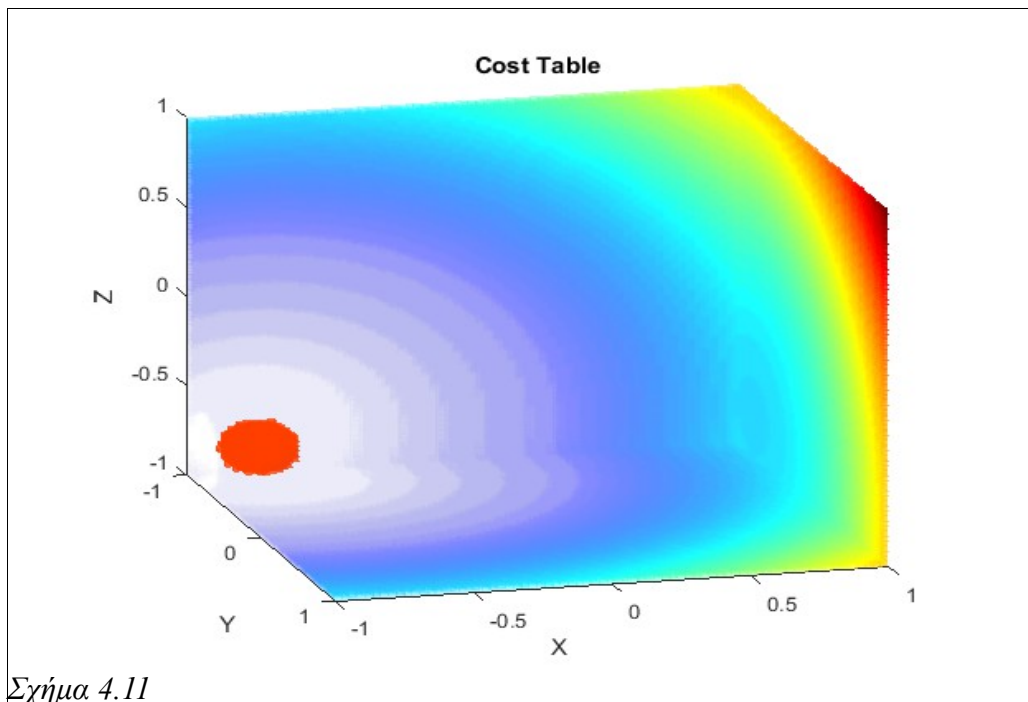
Πάνω σε αυτή τη τιμή κάναμε κάποιες βελτιώσεις. Αρχικά, επειδή οι τιμές αυτές θα διαιρεθούν με τον πίνακα γενικής ανάγκης για να δώσουν το επιθυμητό αποτέλεσμα, πρέπει να εξαλείψουμε τις μηδενικές τιμές. Επιπλέον οι τιμές κάτω του 1 επίσης μπορεί να δημιουργήσουν προβλήματα, καθώς ως παρονομαστές μπορεί σε χαμηλές τιμές να δημιουργήσουν μη επιθυμητές ακραίες τιμές. Έτσι, αποφασίσαμε να ορίσουμε σε όλα τα σημεία την τιμή 1 και να αθροίζονται στην τιμή 1 όλες οι τιμές της ευκλείδειας απόστασης. Στην συνέχεια, θέλοντας να ενισχύσουμε το στοιχείο της τοπικότητας στην εύρεση του βέλτιστου σημείου, αποφασίσαμε μετά από κάποια απόσταση από το agent η τιμή του κόστους να αυξάνεται εκθετικά. Θέτοντας αυτή την απόσταση στα 40 βήματα το αποτέλεσμα που προκύπτει φαίνεται στο Σχήμα 4.10 της επόμενης σελίδας.



Σχήμα 4.10

Παρατηρούμε και σχηματικά πολύ πιο ακραίες τιμές όσο απομακρυνόμαστε από το σημείο του agent, που ως παρονομαστές θα καταστήσουν ελάχιστη την αναγκαιότητα του agent να θέσει ως στόχο την παρουσία του σε εκείνα τα σημεία. Εναλλακτικά θα μπορούσαμε μετά από το κατώφλι των 40 βημάτων που ορίσαμε, απλώς να θέσουμε μία σταθερή τιμή πολύ μεγαλύτερη της αντίστοιχης, ώστε να πετύχουμε πάλι το αποτέλεσμα των τοπικότητας των αποτελεσμάτων. Προτιμήσαμε αυτή την μέθοδο καθώς δημιουργεί μία πιο ομαλή μετάβαση και ο παράγοντας της απόστασης προσπαθούμε να έχει μία συνέχεια, γιατί άλλωστε επιλέξαμε και την ευκλείδεια απόσταση.

Ένας ακόμα παράγοντας που μπορεί να καθορίσει η συνάρτηση κόστους είναι είναι η ελάχιστη απόσταση των agent από τους στόχους. Την παράμετρο αυτή θα εισάγουμε και στην δική μας συνάρτηση κόστους καθώς είναι ένας βασικός παράγοντας που θα χρησιμοποιηθεί σχεδόν σε κάθε περίπτωση. Η απόσταση αυτή μπορεί να ποικίλει ανά περίπτωση ανάλογα με την συμπεριφορά των αισθητήρων ή το πόσο κοντά θέλουμε να επιβλέπουμε του στόχους. Επειδή θέλουμε το ελάχιστο όριο να είναι διακριτό και όχι συνεχές, να φαίνεται σαν ένα τοίχος πέρα από το οποίο να μην προχωρά το agent, δεν θα χρησιμοποιήσουμε κάποιο κλιμακούμενο μέγεθος αλλά μια σταθερή τιμή πολύ μεγαλύτερη των γειτονικών. Στην υλοποίηση μας, για να μπορούμε να λειτουργούμε με συγκρίσιμα μεγέθη, επιλέξαμε σε σημεία απόστασης έως και πέντε βήματα από τον στόχο να δώσουμε τιμή ίση με το 90% της μέγιστης τιμής που υπάρχει στον πίνακα. Το αποτέλεσμα φαίνεται στο Σχήμα 4.11 της δίπλα σελίδας. Παρατηρούμε την σταθερού μεγέθους σφαίρα μεγάλων τιμών που περιβάλλει την θέση του agent, καθώς και την διαφορά της με την σταδιακή κλιμάκωση τιμών όσο απομακρυνόμαστε από τον στόχο, όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο.

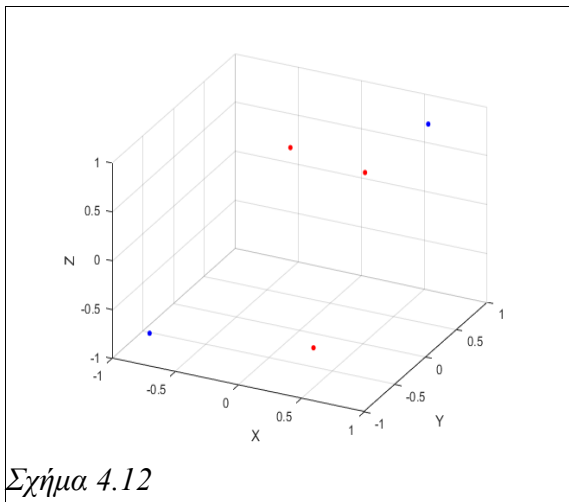


Σχήμα 4.11

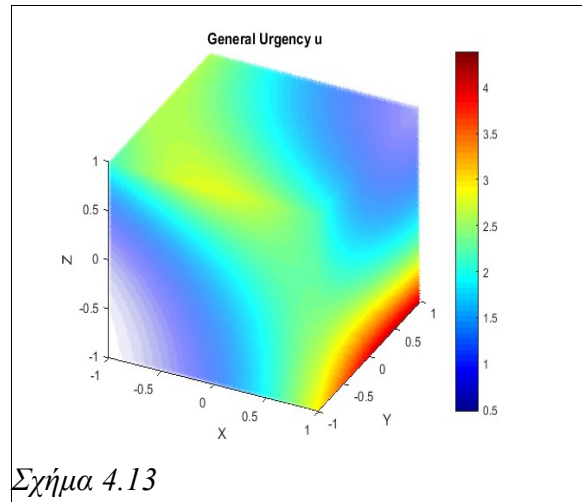
Από εδώ και έπειτα, όποτε αναφερόμαστε στην συνάρτηση κόστους, θα ισχύουν όλες οι προηγούμενες παράμετροι όπως αναφέρθηκαν. Δηλαδή κάθε σημείο του πίνακα κόστους έχει τιμή ίση με την ευκλείδεια απόσταση από το agent, σε αποστάσεις άνω των 40 βημάτων η τιμή αυτή τετραγωνίζεται και σε απόσταση μικρότερη των πέντε βημάτων αντικαθίσταται με τιμή ίση με το 90% της μέγιστης του πίνακα. Η συνάρτηση κόστους δηλαδή είναι:

$$\begin{aligned}
 Cf(x, y, z) &= \sqrt{((x-X)^2 + (y-Y)^2 + (z-Z)^2)} \text{ όταν } 5*h < \sqrt{((x-X)^2 + (y-Y)^2 + (z-Z)^2)} < 40*h \\
 Cf(x, y, z) &= ((x-X)^2 + (y-Y)^2 + (z-Z)^2) \text{ όταν } \sqrt{((x-X)^2 + (y-Y)^2 + (z-Z)^2)} > 40*h \\
 Cf(x, y, z) &= 0.9 * \max[Cf] \text{ όταν } \sqrt{((x-X)^2 + (y-Y)^2 + (z-Z)^2)} < 5*h
 \end{aligned}$$

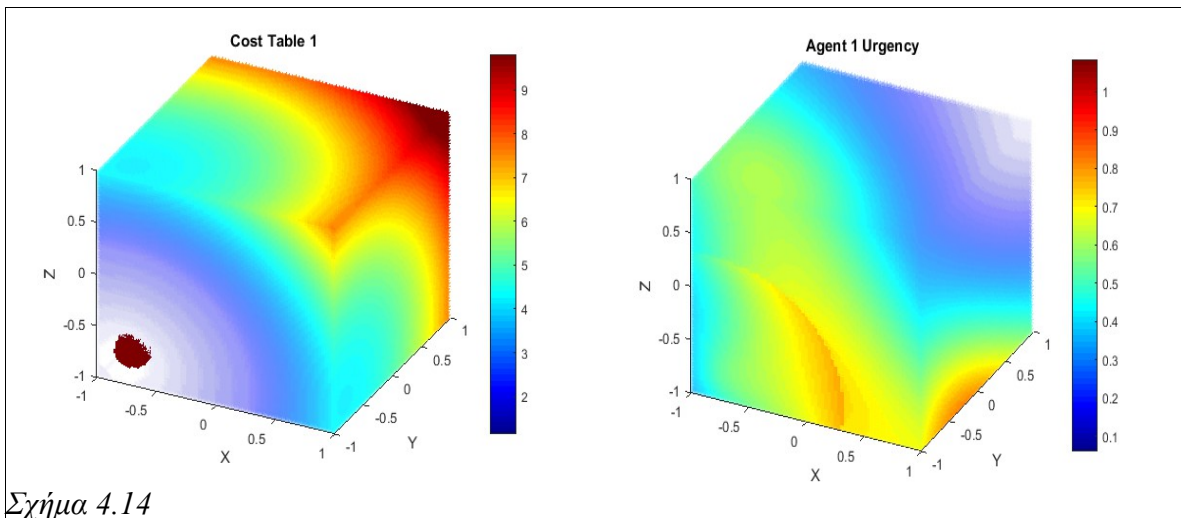
Έτσι λοιπόν λειτουργεί η μελέτη τη συνάρτησης κόστους. Σε επόμενο κεφάλαιο θα εξετάσουμε την επίδραση κάθε μεταβλητής στην αποδοτικότητα του συστήματος. Οι πίνακες κόστους τώρα, όπως είχαμε αναφέρει, διαιρούνται κατά στοιχείο με τον γενικό πίνακα αναγκαιότητας και έτσι προκύπτει ο ειδικός πίνακας αναγκαιότητας κάθε agent, ο **U**. Στην δίπλα σελίδα στο Σχήμα 4.13 βλέπουμε μία απεικόνιση του πίνακα γενικής αναγκαιότητας με βάση τις θέσεις των αντικειμένων στο Σχήμα 4.12. Μετά, παρατηρούμε τους πίνακες κόστους και τους παραγόμενους πίνακες ειδικής ανάγκης των agent 1 (Σχήμα 4.14) και 2 (Σχήμα 4.15). Παρατηρούμε πως έχουμε πετύχει όλες τις ιδιότητες που ζητούσαμε στον πίνακα ειδικής αναγκαιότητας μέσω του πίνακα κόστους. Η αναγκαιότητα των agent αυξάνεται ομαλά, με μεγαλύτερη αύξηση μετά την κοντινή γειτονιά των 40 θέσεων όπου δημιουργεί μία τοπικότητα μεγίστων τιμών, μετά την οποία έχουμε μία εκθετική πτώση της αναγκαιότητας και η σφαίρα μεγάλων τιμών κόστους που περιβάλλει τα agent.



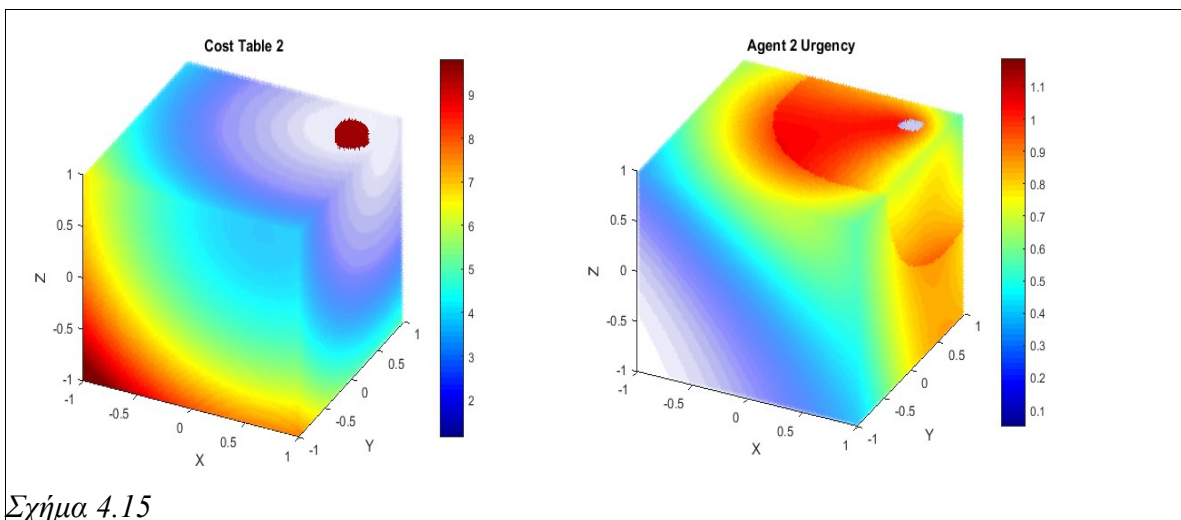
Σχήμα 4.12



Σχήμα 4.13

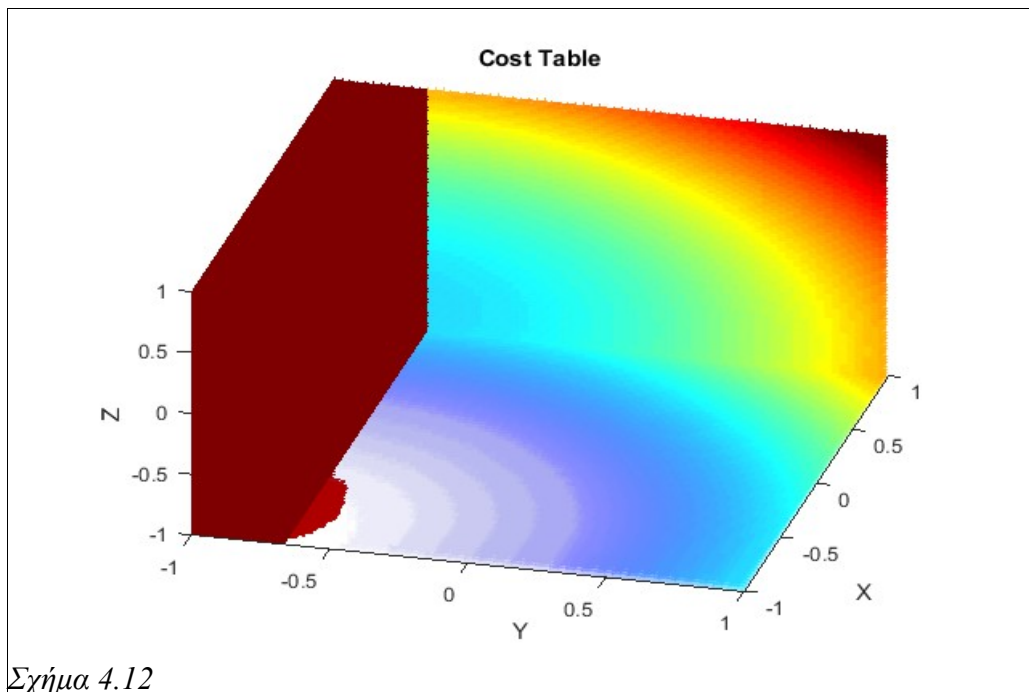


Σχήμα 4.14



Σχήμα 4.15

Ένα παράδειγμα του πως μπορεί η συνάρτηση κόστους να εισάγει μεταβλητές που καθορίζονται από την τροχιά ή την γεωμετρία του agent κατά την υλοποίηση δίδεται παρακάτω. Έστω πως το agent που χρησιμοποιούμε μπορεί να κινηθεί ελεύθερα προς τα πάνω και δεξιά αριστερά ανά πάσα στιγμή, αλλά είναι αδύνατο να κινηθεί όπισθεν. Σε αυτή την περίπτωση η ειδική αναγκαιότητα του να βρεθεί σε θέσεις που ξεπέρασε πρέπει να είναι αρκετά μικρή, άρα στην συνάρτηση κόστους πρέπει να έχει μεγάλες τιμές. Ας πούμε πως το agent του προηγούμενου παραδείγματος κινείται προς τις θετικές τιμές του άξονα X και παράλληλα προς τους άξονες Z και Y. Στο Σχήμα 4.12 βλέπουμε πως οι τιμές αριστερά από την θέση του είναι πολύ μεγάλες και του αποκλείουν την περίπτωση να επιλέξει να κινηθεί προς τα εκεί και να του δώσουν έτσι εντολή να κινηθεί εκτός των δυνατοτήτων του. Παρόμοια μελέτη, πιο αναλυτική και ρεαλιστική, προτείνεται να γίνει κατά την υλοποίηση και με βάση τις δυνατότητες του agent.



Σχήμα 4.12

4.6 Μερική Ανάθεση Στόχου σε Agent

Σε αυτό το σημείο θα εισάγουμε και ένα ακόμα κριτήριο στο σύστημά μας, του οποίου την λειτουργικότητα θα μελετήσουμε διεξοδικά σε παρακάτω. Έχουμε μιλήσει για τα πλεονεκτήματα της μεθόδου μας έναντι μίας απλής ανάθεσης παρακολούθησης ενός στόχου σε ένα agent. Η γενίκευση όμως αυτή παρουσιάζει ένα, αντιμετωπίσιμο όπως θα δούμε, μειονέκτημα. Σε περίπτωση που έχουμε περισσότερα agent από στους στόχους, σε βέλτιστη κατάσταση τα agent θα είναι όλα στην ελάχιστη απόσταση από τον στόχο, αν και όχι φυσικά όλα στο ίδιο σημείο αλλά σε μία σφαίρα γύρω από τον στόχο. Σε αυτή την περίπτωση, εκτός εάν επιβάλλεται παρατήρηση από διαφορετικές γωνίες οπότε και το κεφάλαιο αυτό μπορεί να αγνοηθεί, θα έχουμε μία αχρείαστη διαχείριση των agent σε ένα βαθμό. Αυτή έγκειται στο ότι ο στόχος επιβλέπεται ήδη από ένα agent στον βέλτιστο βαθμό άρα το άλλο ή τα άλλα που βρίσκονται ή βρίσκονται στην ίδια απόσταση θα

μπορούσαν να καλύψουν περισσότερο χώρο, ώστε είτε να είναι καλύτερα τοποθετημένα σε περίπτωση κάποιας απότομης κίνησης του στόχου που θα κάνει το πρώτο agent να χάσει την βέλτιστη θέση, είτε να πετύχουν το ίδιο σε κάποια σε κάποιο άλλο στόχο. Να μην ξεχνάμε πως το πρόβλημά μας είναι πολυδιάστατο.

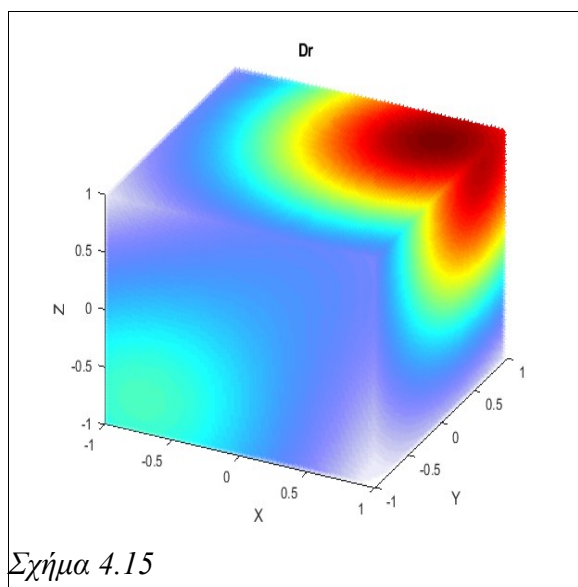
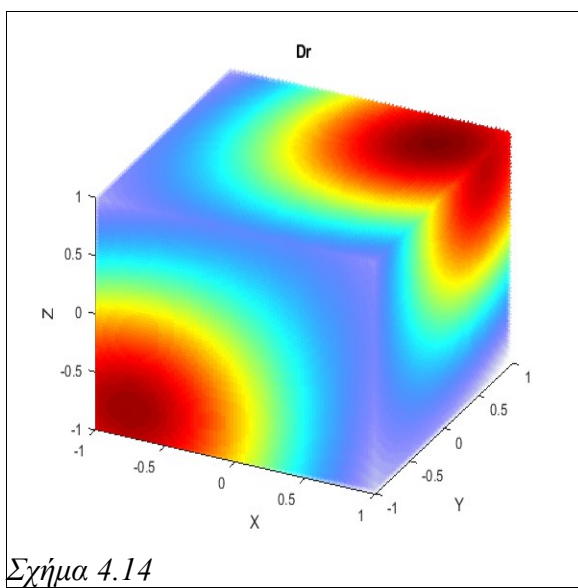
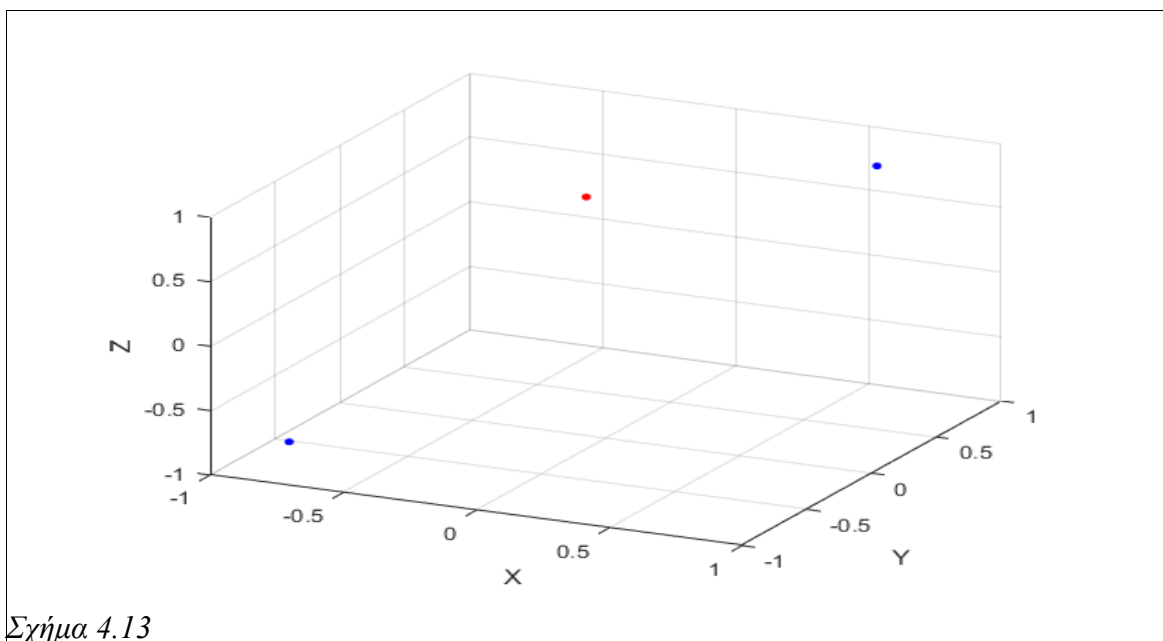
Χωρίς να χάνουμε την συνολική αντιμετώπιση του προβλήματος κάλυψης χώρων όπως έχουμε εργαστεί μέχρι τώρα, μπορούμε να εισάγουμε και μία μορφή ανάθεσης agent σε στόχο ως προσωπική επίβλεψη, σε ρυθμιζόμενο βαθμό. Έτσι χρησιμοποιούμε μία μεικτή προσέγγιση αυτών που εξετάσαμε ως τώρα με μία κλασσική αντιμετώπιση του προβλήματος, όπου ένα agent αναλαμβάνει αποκλειστικά την επίβλεψη ενός και μόνο στόχου αγνοώντας τους υπόλοιπους, κερδίζοντας τα οφέλη της δεύτερης προσέγγισης χωρίς να θυσιάζουμε κανένα από τα πλεονεκτήματα αυτής που δημιουργήσαμε ως τώρα.

Η ανάθεση αυτή agent σε στόχο μπορεί να προσαρμοστεί στην μέθοδό μας με την αύξηση της συνεισφοράς των πινάκων πυκνότητας συγκεκριμένων agent στον πίνακα γενικής πυκνότητας agent. Η συνεισφορά όπως την έχουμε δει μέχρι τώρα είναι ομότιμη, δηλαδή κάθε πίνακας πυκνότητας agent δίδει στο αντίστοιχο σημείο του γενικού πίνακα πυκνότητας την τιμή του ώστε να αθροιστεί με τις υπόλοιπες. Εάν στα agent τα οποία βρίσκονται ήδη πιο κοντά σε κάποιο στόχο δώσουμε ένα επιπλέον βάρος μέσω ενός συντελεστή, ας πούμε **g** τότε η αυξημένη πυκνότητα agent σε εκείνη την θέση θα μειώνει την αναγκαιότητα και θα αποτρέπει τα υπόλοιπα agent να προσεγγίζουν αυτά τα σημεία. Έτσι, τα agent που βρίσκονται σε εκείνη την περιοχή θα αντιλαμβάνονται πως ο ρόλος τους εκεί είναι περιττός και θα αναζητούν μία καλύτερη θέση.

Παρότι η μετατροπή αυτή αποτελεί μία ακόμα παραμετροποίηση, δεν συνίσταται να εισηχθεί στην συνάρτηση κόστους καθώς, λόγω της δομής του κώδικα, γλιτώνουμε αισθητά υπολογιστική δύναμη συνυπολογίζοντας την κατά την δημιουργία του πίνακα γενικής πυκνότητας agent **Dr**.

Μετά την δημιουργία λοιπόν του πίνακα γενικής πυκνότητας agent προσθέτουμε εκ νέου τους πίνακες πυκνότητας των agent που βρίσκονται πιο κοντά σε κάθε στόχο, πολλαπλασιασμένους με ένα συντελεστή **g**. Στην περίπτωση που ένα agent βρίσκεται κοντά σε 2 στόχους, διαλέγει να αφοσιωθεί στο κοντινότερο, και έτσι σε κάθε agent αντιστοιχεί το πολύ ένας στόχος. Στην περίπτωση που όλοι οι στόχοι έχουν αποκτήσει ένα αφοσιωμένο σε αυτούς agent τα υπολειπόμενα συνεχίζουν την συνεισφορά τους κανονικά. Να σημειωθεί πως η ανάθεση αυτή γίνεται σε κάθε χρονικό βήμα εκ νέου, γεγονός που μας δίνει στο σύστημα την ευελιξία να αλλάζει αναθέσεις εφόσον αυτό κριθεί απαραίτητο ανά πάσα στιγμή.

Στην δίπλα σελίδα βλέπουμε την επίδραση που έχει στους πίνακες ειδικής αναγκαιότητας κάθε agent η αλλαγή αυτή, σε agent τοποθετημένα στο χώρο όπως στο *Σχήμα 4.13*. Το agent που βρίσκεται κοντά στην επάνω πλευρά στο *Σχήμα 4.15* συνεισφέρει διπλά, κάνοντας την συνεισφορά του άλλου στον πίνακα γενικής πυκνότητας agent να φαίνεται αμελητέα, παρότι είναι ίδια και στο *Σχήμα 4.14* και στο *Σχήμα 4.15*.



4.7 Κίνηση

Έχοντας φτάσει μέχρι αυτό το σημείο είναι πλέον εύκολο να καθορίσουμε την κίνηση των agent. Αρχικά βρίσκουμε το σημείο με τη μέγιστη ειδική αναγκαιότητα ανά agent και έπειτα δίνουμε εντολή στο agent να το προσεγγίσει. Στην προσομοίωση που δημιουργήσαμε θεωρούμε πως το agent έχει μία ανώτατη ταχύτητα ίση με ένα βήμα ανά άξονα κίνησης. Κινείται δηλαδή με ελάχιστη ταχύτητα $h/2$, όσο είναι η ελάχιστη απόσταση από το κέντρο ενός κύβου με ακμή $2 \cdot h$ προς μία πλευρά, και με μέγιστη ταχύτητα $h \cdot \sqrt{3}$, όπου είναι η απόσταση από το κέντρο του ίδιου κύβου προς μία ακμή. Η κίνηση γίνεται προσθέτοντας σε στο σημείο όπου βρίσκετε το agent ένα διάνυσμα κίνησης

$$\mathbf{v} = h/2 * \left[\frac{X-x}{|X-x|} \quad \frac{Y-y}{|Y-y|} \quad \frac{Z-z}{|Z-z|} \right]$$

όπου:

- **x,y,z** οι συντεταγμένες του agent
- **X,Y,Z** οι συντεταγμένες του σημείου μέγιστης ειδικής ανάγκης
- **h** το βήμα

Είναι εμφανές πως οι όροι έχουν σταθερό μέτρο $h/2$ σε κάθε κατεύθυνση και μόνη αλλαγή είναι κάθε φορά το πρόσημο, που εξαρτάται από την θέση του agent ως προς το σημείο μέγιστης αναγκαιότητας. Η σύγκριση λοιπόν δύο πειραμάτων με διαφορετική διακριτότητα προϋποθέτει και κοινή ταχύτητα, γεγονός που έχει ληφθεί υπόψιν κατά την συνέχεια στα ενδεικτικά πειράματα. Φυσικά υπάρχει και η περίπτωση το agent να μην χρειάζεται να προχωρήσει προς μια κατεύθυνση γιατί βρίσκεται ήδη στο σωστό σημείο ως προς αυτή, άρα το \mathbf{v} να είναι 0. Η συνεχής κίνηση των στόχων εξασφαλίζει πως το σύστημα δεν θα φτάσει ποτέ σε ηρεμία, δηλαδή $\mathbf{v} = [0 \ 0 \ 0]$.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΜΕΤΡΙΚΗ ΜΟΝΑΔΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

5.1 Εισαγωγή

Αφού λοιπόν δημιουργήσαμε την μέθοδο πρέπει να έχουμε και ένα μέτρο που θα μας δείχνει εάν το σύστημά μας είναι αποδοτικό ή όχι. Να εξηγήσουμε εδώ πως θέλουμε να ελέγξουμε την απόδοση σε θεωρητικό επίπεδο, ως προς το πόσο αποδοτικά ελέγχονται οι στόχοι και πόσο βέλτιστα χειριζόμαστε τους διαθέσιμους πόρους, και όχι ως προς το σφάλμα μέτρησης που εισάγεται από τους αισθητήρες σε σχέση με την πραγματική θέση των στόχων. Η τελευταία περίπτωση αποτελεί ξεχωριστό πεδίο έρευνας και ανήκει στο κομμάτι μελέτης του συστήματος μηχανικής όρασης. Πολλές μέθοδοι χρησιμοποιούν ως μέτρο μία απλή δυαδική παράμετρο, η οποία δίνει μονάδα όταν σε μία ακτίνα γύρω από τον στόχο, μέσα στην οποία θεωρούμε ότι η παρακολούθηση είναι επαρκής, βρίσκεται ένα agent και μηδέν σε αντίθετη περίπτωση.

Η μέθοδος αυτή είναι πολύ απλοϊκή και δεν είναι σε θέση να προβάλει τα θετικά στοιχεία που εισάγαμε με την εργασία μας. Ήταν λοιπόν αναγκαίο να δημιουργήσουμε μία μονάδα μέτρησης της απόδοσης, που θα αξιολογεί την λύση του προβλήματος με βάση τα κριτήρια βέλτιστης λύσης που αναλύσαμε στο Κεφάλαιο 3. Ανακεφαλαιώνοντας τα μετρήσιμα μεγέθη περιλαμβάνουν την ευελιξία στην ανάθεση στόχων, την αξιοποίηση των διαθέσιμων πόρων με την κάλυψη όσο δυνατών μεγαλύτερων χώρων και φυσικά την επάρκεια στην παρακολούθηση. Τα υπόλοιπα κριτήρια είναι μη μετρήσιμα με βάση τα αποτελέσματα. Η ευελιξία στην ανάθεση ρόλου στο σύστημα δεν μπορεί είναι μετρήσιμο μέγεθος αλλά εφόσον την έχουμε πετύχει επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό το αποτέλεσμα.

Προτείνουμε λοιπόν ένα νέο τρόπο μέτρησης, που βασίζεται στον προηγούμενα αλλά λαμβάνει υπ' όψιν πιο αναλυτικά τα στοιχεία του προβλήματος. Η ιδέα είναι η μετρική μονάδα να μετράει:

- Την μέση απόσταση των στόχων από το κοντινότερο agent:
Το μέγεθος αυτό αποτελεί και τον κορμό της μονάδας μας γιατί αποτελεί το ασφαλέστερο κριτήριο της επιτυχίας της μεθόδου. Το να έχουν όλοι οι στόχοι έχουν σε μικρή απόσταση από ένα agent να τους παρακολουθεί είναι και το κύριο ζητούμενο του προβλήματός μας.
- Την μέση απόσταση των agent από τον κοντινότερο στόχο:
Με αυτό το μέγεθος εξασφαλίζουμε πως με μία μικρή μέση τιμή όλα μας τα agent είναι σε μία επαρκή απόσταση από τους στόχους και δεν βρίσκονται σε σημεία που η συνεισφορά τους είναι ελάχιστη. Ένα εντελώς απομακρυσμένο agent για παράδειγμα θα μπορούσε να ανεβάσει αισθητά την μέση τιμή και να χαλάσει την απόδοση.
- Την συνολική κάλυψη του χώρου:
Με αισθητά μικρότερο βάρος σε σχέση με τα δύο προηγούμενα μεγέθη στο τελικό μέγεθος, χωρίς όμως να αγνοείται, το ποσοστό της συνολικής μείωσης της αναγκαιότητας χαρακτηρίζει και αυτό σε ένα βαθμό την απόδοση του συστήματος.

5.2 Περιγραφή Μονάδας

Την μονάδα που δημιουργούμε την ονομάζουμε Μονάδα Αξιολόγησης Παρακολούθησης και τη συμβολίζουμε με **Ef**. Όπως αναφέραμε στην εισαγωγή θέλουμε να μετράει, με διαφορετικό βάρος στο τελικό αποτέλεσμα, τρία βασικά μεγέθη. Το κάθε μέγεθος θα υπολογίζεται αρχικά ξεχωριστά και στο τέλος θα γίνεται ο συνυπολογισμός, καθώς στην πορεία μπορεί να χρησιμοποιηθεί και τμηματικά ώστε να δώσει κάποια συμπεράσματα. Ο βαθμός κατά τον οποίο επηρεάζει κάθε ένα από αυτά τα μεγέθη την μονάδα αξιολόγησης παρακολούθησης δόθηκε με αναλογικά με βάση την κρισιμότητα που θεωρούμε πως έχει.

Το πρώτο μέγεθος που εξετάζουμε είναι η μέση απόσταση των στόχων από το κοντινότερο agent. Η μερική αυτή μονάδα θα συμβολίζεται με **Ef1** και αποτελεί τον κορμό πάνω στον οποίο αναπτύσσουμε την μονάδα αξιολόγησης παρακολούθησης. Στη συντριπτική πλειοψηφία των περιπτώσεων ισχύει πως όσο πιο κοντά βρισκόμαστε στον στόχο, τόσο ασφαλέστερη είναι η εκτίμηση των δεδομένων που λαμβάνουμε από αυτόν. Μία κοντινή προσέγγιση του στόχου εξασφαλίζει και μία αποδοτική παρατήρηση του. Όπως προαναφέραμε και σε προηγούμενο κεφάλαιο όμως, εκτός εάν βρισκόμαστε σε ειδική περίπτωση παρακολούθησης όπου χρειαζόμαστε την βέλτιστη κάλυψη από όσο το δυνατόν περισσότερες γωνίες, το να βρίσκονται πάνω από ένα agent στην ελάχιστη απόσταση δεν προσφέρει κάτι, άρα στην μετρική μας θα συμπεριλάβουμε μόνο την μέση τιμή της απόστασης των στόχων από το κοντινότερο σε αυτά agent, και θα αγνοήσουμε τα

υπόλοιπα. Μαθηματικά αυτό εκφράζεται από την σχέση $Ef1 = \frac{\sum_{n=1}^N \min(\sum_{r=1}^R dist(n, r))}{N}$ όπου N είναι ο αριθμός των στόχων, R των agent και dist(n,r) η μεταξύ τους ευκλείδεια απόσταση.

Με παρόμοιο τρόπο εξετάζουμε και το επόμενο μέγεθος, που είναι η μέση απόσταση των agent από το κοντινότερο στόχο και συμβολίζεται **Ef2**. Η σημασία αυτού του μεγέθους είναι πως μας δείχνει πόση είναι η μέση απόδοση παρατήρησης των agent σε κάθε χρονικό

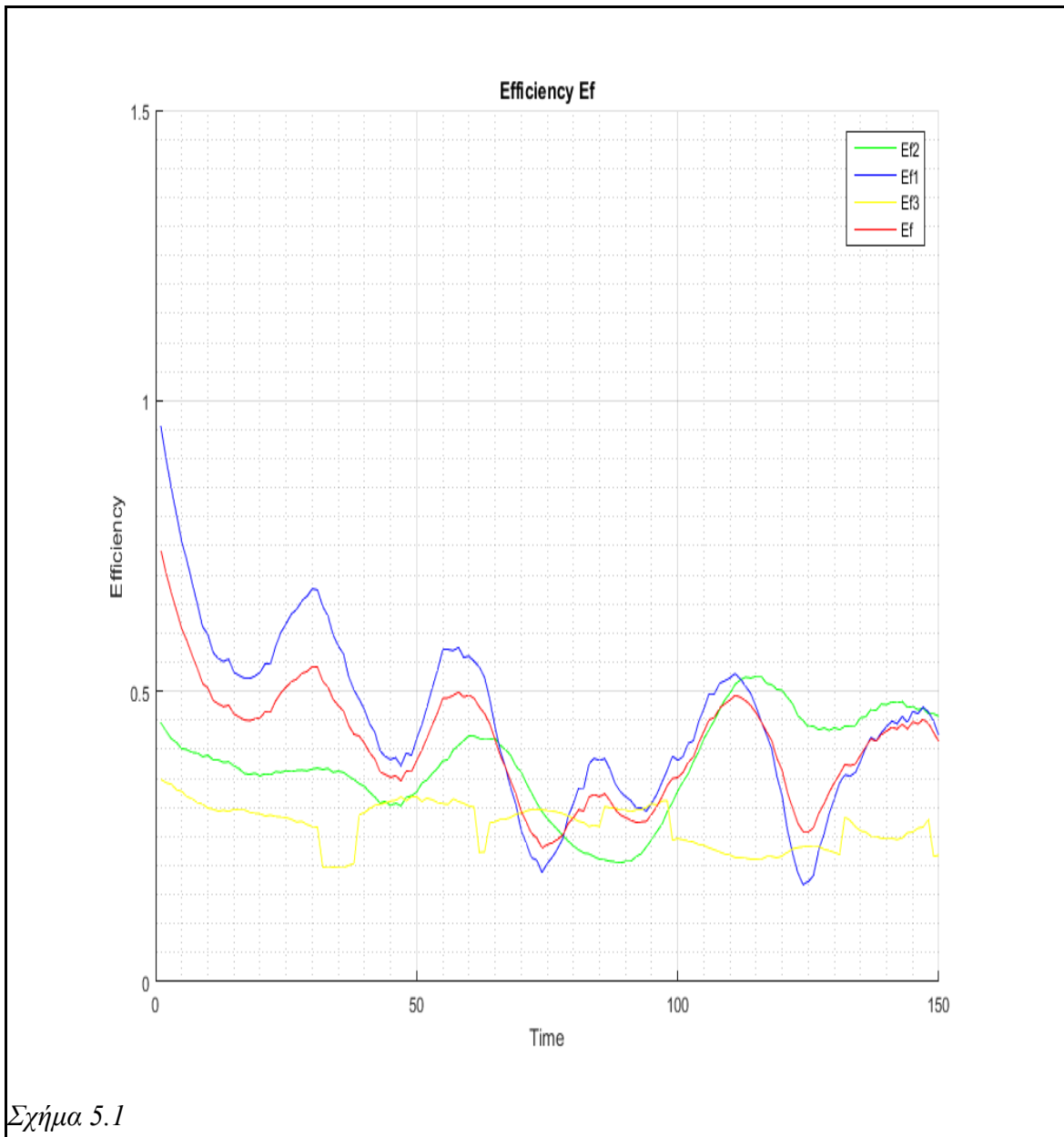
βήμα. Ισχύει: $Ef2 = \frac{\sum_{r=1}^R \min(\sum_{n=1}^N dist(n, r))}{R}$ Τέλος, η συνολική κάλυψη του χώρου μας εκφράζεται ως η μέση τιμή του πίνακα γενικής αναγκαιότητας και συμβολίζεται **Ef3**.

Η μονάδα αξιολόγησης παρακολούθησης ορίζεται τώρα ως το άθροισμα του 60% της μέσης απόστασης των στόχων από το κοντινότερο agent **Ef1**, το 30% της μέσης απόστασης των agent από το κοντινότερο στόχο **Ef2** και 10% της μέσης τιμής του πίνακα γενικής αναγκαιότητας **Ef3**.

$$Ef = 0.6 * Ef1 + 0.3 * Ef2 + 0.1 * Ef3$$

Η **Ef** επειδή εκφράζει κυρίως αποστάσεις βελτιστοποιείται όσο μικρότερη τιμή παίρνει.

Στο Σχήμα 5.1 φαίνεται γραφικά η απεικόνιση της απόδοσης ενός συστήματος με 4 agent και 3 στόχους, διακριτοποίησης 70 σημείων για 150 χρονικά βήματα. Φαίνεται η συνεισφορά των τριών μετρικών Ef1, Ef2 και Ef3 στην συνολική Ef.



Σχήμα 5.1

Κάποιες βασικές παρατηρήσεις. Αρχικά παρατηρούμε πως σε μεγάλο βαθμό η πορεία που ακολουθεί στον χρόνο η Ef (κόκκινη καμπύλη) είναι σχεδόν ίδια με την Ef1 (μπλε καμπύλη). Αναμενόμενο από την στιγμή που έχει αυξημένη επιρροή επάνω της. Οι τιμές εναλλάσσονται συνεχώς λόγω της τυχαίας κίνησης των στόχων και το αποτέλεσμα βλέπουμε πως δεν είναι σταθερό, όπως σε μία πραγματική περίπτωση παρακολούθησης. Αξίζει να παρατηρήσουμε της επίδραση της Ef2 (πράσινη καμπύλη) στην μονάδα Ef. Ενώ

στα πρώτα βήματα τα agent φαίνονται να έχουν μία μικρή μέση απόσταση από τους κοντινότερους στόχους, γεγονός που βελτιώνει την απόδοση Ef, στην συνέχεια αυξάνεται αντιστρόφως ανάλογα με την μέση ελάχιστη απόσταση στόχου από agent. Για κάποια χρονικά βήματα(λίγο πριν time=75 και κοντά στο time=130) η επίδραση που έχει η Ef2 είναι αρνητική στην μονάδα μας. Αυτό που συμβαίνει πρακτικά σε εκείνο το σημείο είναι πως, ενώ κάποια agent βρίσκονται πολύ κοντά στους στόχους και η παρατήρηση γίνεται με επιτυχία, κάποια βρίσκονται σε μη αποδοτικά για το σύστημα σημεία, λόγω απότομης κίνησης των στόχων. Εάν δεν χρησιμοποιούσαμε αυτή την μονάδα μέτρησης, δεν θα ήταν δυνατό να ανιχνεύσουμε αυτή την παρατήρηση σε εκείνο το σημείο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΙΣ

6.1 Εισαγωγικά πειραμάτων

Εφόσον έχουμε ορίσει και τη μονάδα αξιολόγησης παρακολούθησης ας ξεκινήσουμε την παρουσίαση των πειραματικών αποτελεσμάτων. Όπως προαναφέραμε η προσομοίωση έγινε σε Matlab. Η κίνηση των στόχων γίνεται είτε τυχαία, ώστε να βλέπουμε την απόκριση του συστήματος μας σε πραγματικές συνθήκες, είτε με κάποια συγκεκριμένη συμπεριφορά, ώστε να παρατηρούμε κάποια θεωρητικά αποτελέσματα. Για κάθε πείραμα θα υπάρχει ένας πίνακας που θα αναφέρει τα στοιχεία του πειράματος, όπως η διακριτοποίηση, ο αριθμός agent και στόχων, κλπ.

Κατά την υλοποίηση του κώδικα αφήσαμε ως εισόδους του συστήματος μας τις παρακάτω μεταβλητές, οι οποίες παρουσιάζουν ενδιαφέρον ως προς την αλλαγή συμπεριφοράς του σμήνους με την μεταβολή τους. Αυτές είναι:

- Μέγεθος διακριτοποίησης n
- Αριθμός στόχων
- Αριθμός agent
- Χρόνος πειράματος (σε νοητά χρονικά βήματα)
- Βαθμός ανάθεσης agent σε στόχο g
- Ελάχιστη απόσταση agent από στόχο
- Ταχύτητα agent

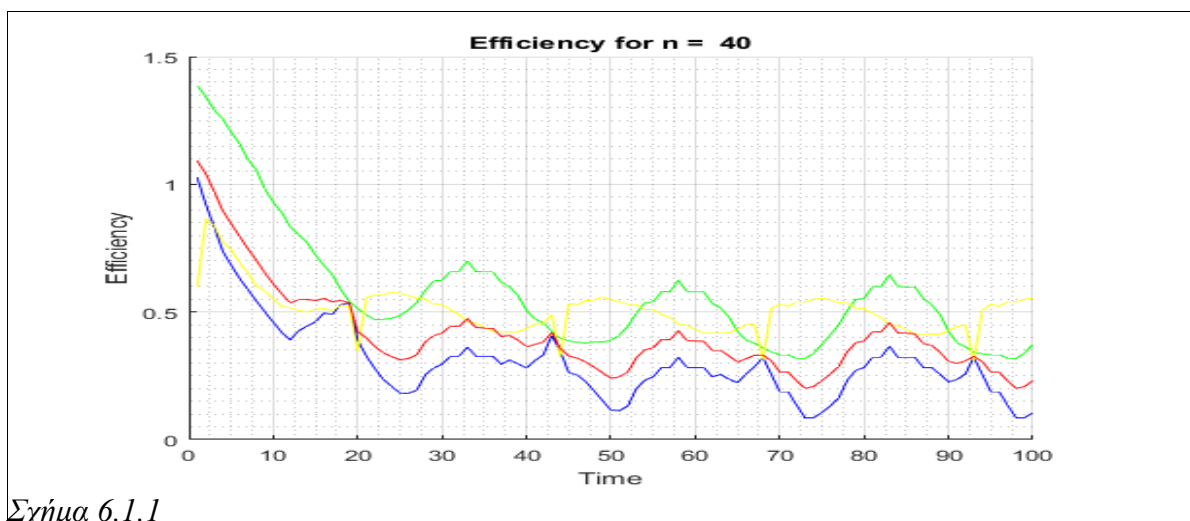
Αρχικά θα τρέξουμε κάποια θεωρητικά πειράματα για να παρουσιάσουμε το αποτέλεσμα της μεθόδου σε ελεγχόμενο περιβάλλον. Στην συνέχεια θα προχωρήσουμε στην μελέτη της επίδρασης της μεταβολής των παραπάνω μεγεθών στην απόδοση του συστήματος σε τυχαία κίνηση των στόχων, προσεγγίζοντας καλύτερα τα πραγματικά αναμενόμενα αποτελέσματα.

Στα διαγράμματα μεταβολής της απόδοσης στο χρόνο που θα συναντάμε θα ισχύει πάντα πως με κόκκινο χρώμα θα είναι η καμπύλη Ef , με μπλε η $Ef1$, με πράσινο η $Ef2$ και με κίτρινο η $Ef3$. Επίσης πολύ βασικό για την κατανόηση των πειραμάτων είναι να λαμβάνουμε υπόψιν πως σε περιπτώσεις που η κίνηση είναι τυχαία, είναι σχεδόν βέβαιο πως το σύστημα μας θα έχει μεγάλες αναταράξεις στην απόδοση, καθώς η απρόβλεπτη αλλαγή κινήσεων των στόχων συχνά τα κάνει να απομακρύνονται βιαστικά και η σταθερή ταχύτητα των agent δεν μπορεί να τα προλάβει για να διατηρήσει την απόδοση αυτή.

6.2 Πείραμα 1ο: Μεταβολή Διακριτοποίησης

Χρονικά βήματα	Διακριτοποίηση	Αριθμός Στόχων	Αριθμός Agent	g	Ελάχιστη απόσταση	Ταχύτητα
100	???	1,4	2,3	1	5	0,03

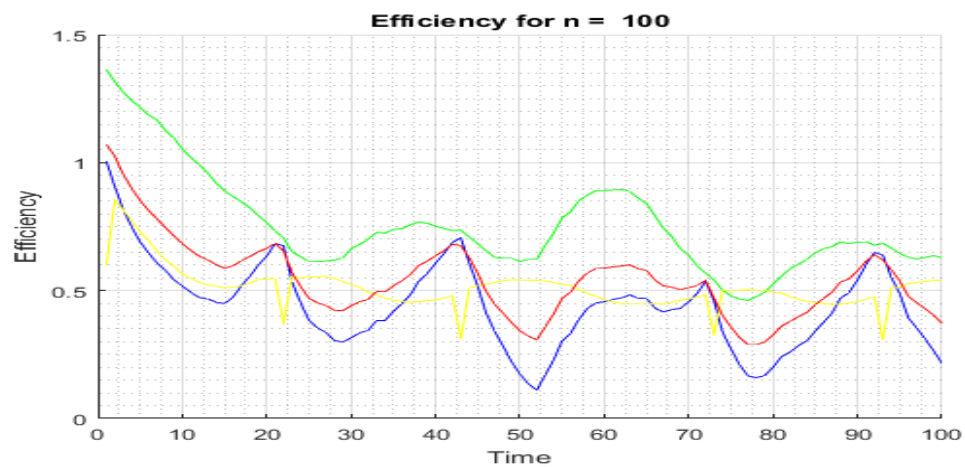
Στο πείραμα αυτό αρχικά θέλουμε να παρατηρήσουμε την μεταβολή της απόδοσης ανάλογα με τον βαθμό διακριτοποίησης του χώρου. Η κίνηση του στόχου είναι μία σταθερής ταχύτητας ελλειπτική διαδρομή γύρω από το κέντρο του κύβου. Η επιλογή έγινε για να παρατηρήσουμε την μεταβολή της απόδοσης χωρίς μη ελέγξιμες αλλαγές της λόγω απότομων κινήσεων των agent. Τρέχουμε το πείραμα με σταθερά δεδομένα για βαθμούς διακριτοποίησης $n=40, 70, 100, 120$ και 140 . Σχηματικά πήραμε τα παρακάτω αποτελέσματα.



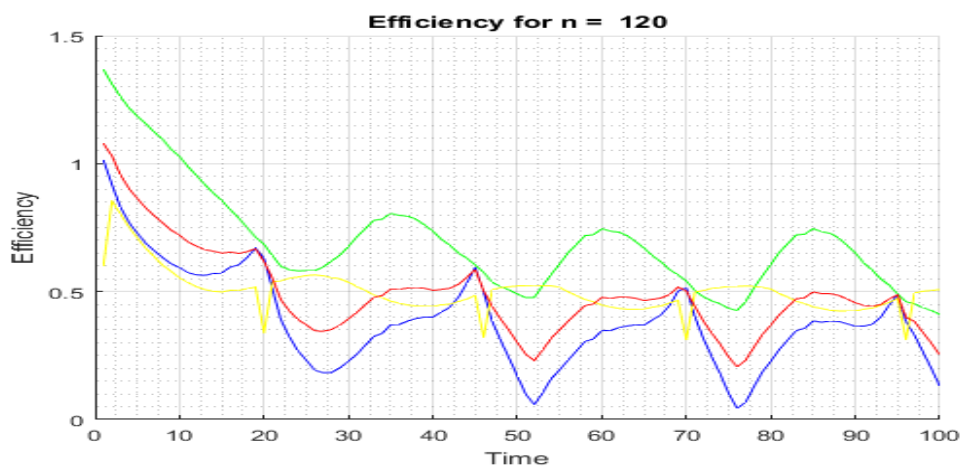
Σχήμα 6.1.1



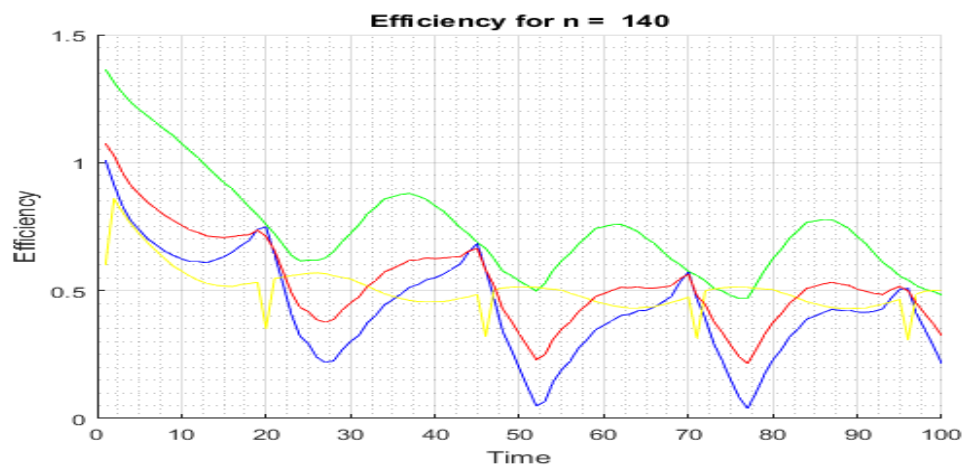
Σχήμα 6.1.2



Σχήμα 6.1.3

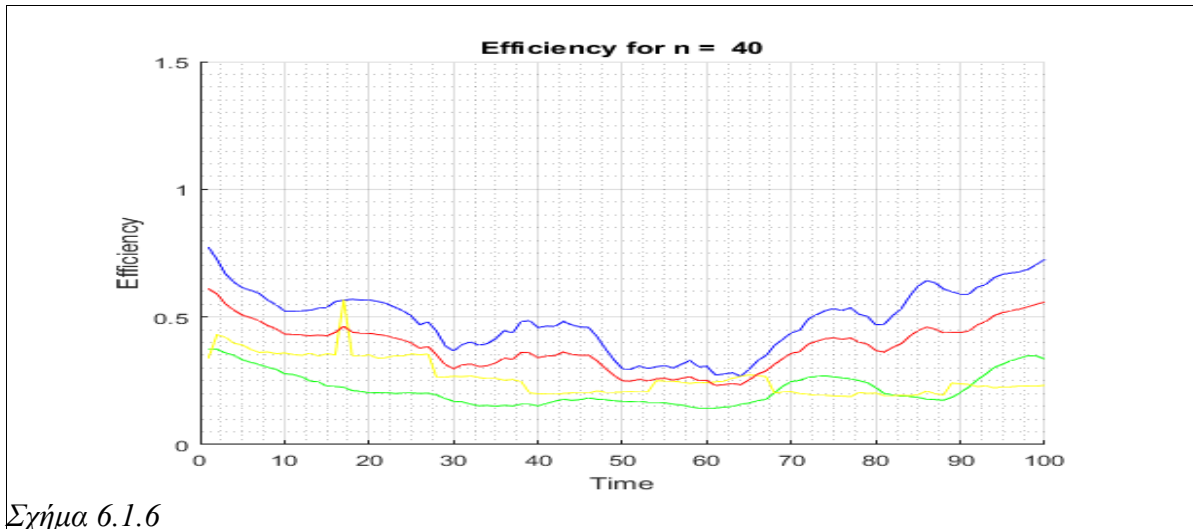


Σχήμα 6.1.4

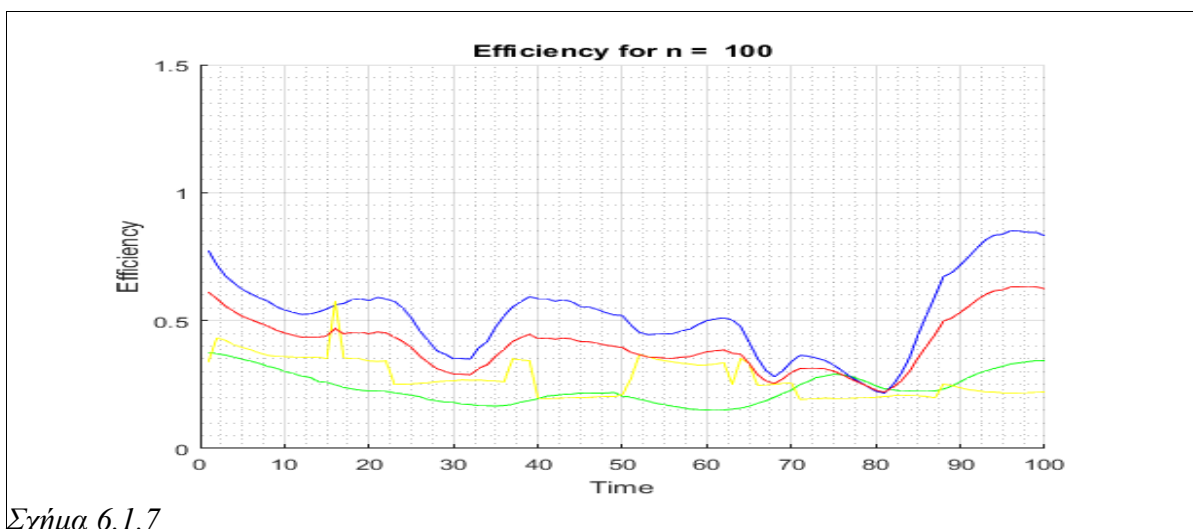


Σχήμα 6.1.5

Στα προηγούμενα σχήματα παρατηρήσαμε την μεταβολή των μονάδων μέτρησης με την μεταβολή μόνο της διακριτότητας. Παρατηρούμε ελάχιστες αλλαγές στην μορφή της καμπύλης Ef, εκτός από μία πολύ σημαντική. Η καμπύλη μεταβαίνει από ένα σημείο στο επόμενο πολύ πιο ομαλά, χάνεται δηλαδή ο “θόρυβος” της καμπύλης που βλέπουμε στο Σχήμα 6.1.1. Εάν στην ομαλή κίνηση αυτή της τροχιάς δεν αντιλαμβανόμαστε τόσο την σημασία αυτή στο παρακάτω παράδειγμα φαίνεται καλύτερα η σημασία της αύξησης της διακριτότητας. Έστω 4 στόχοι κινούμενοι τυχαία στον χώρο που παρακολουθούνται από 3 agent. Τρέχοντας το πείραμα για $n=40$ και $n=100$ έχουμε:



Σχήμα 6.1.6



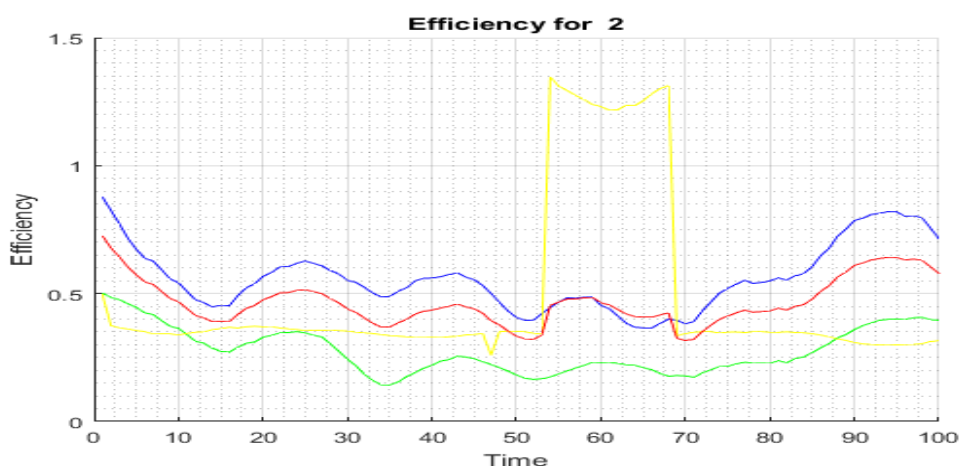
Σχήμα 6.1.7

Στην πιο πολύπλοκη αυτή περίπτωση είναι εμφανή τα κέρδη τη μεγάλης διακριτοποίησης. Ο θόρυβος αυτός που παρατηρούμε στην χαμηλή διακριτοποίηση δηλώνει μειωμένη ικανότητα να διατηρήσει το σύστημά μία επαρκή θέση και η απόδοσή του είναι ασταθής. Η σταθερή μετάβαση είναι και λογική εάν αναλογιστούμε πως με μεγαλύτερη διακριτοποίηση δίνει περισσότερες θέσεις στο πλέγμα για να μεταβεί σε μία το agent.

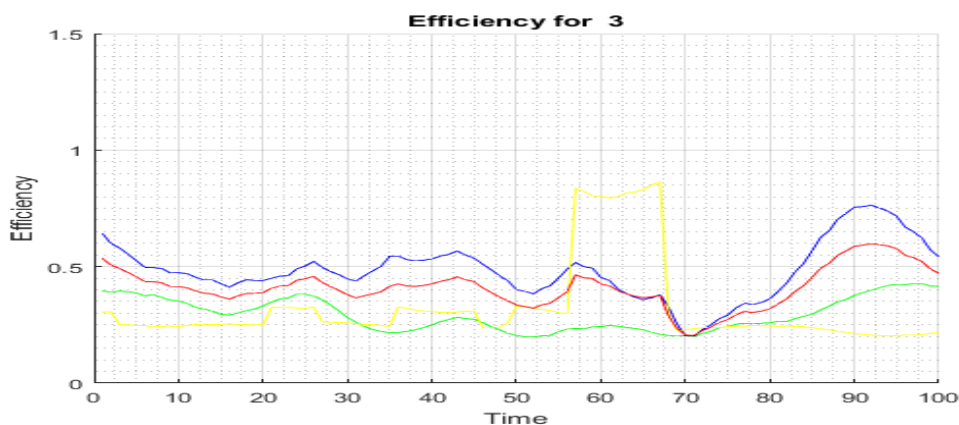
6.3 Πείραμα 2ο: Μεταβολή Αναλογίας Στόχων-Agent

Χρονικά βήματα	Διακριτοποίηση	Αριθμός Στόχων	Αριθμός Agent	g	Ελάχιστη απόσταση	Ταχύτητα
100	70	3	???	1	5	0,03

Στο επόμενο πείραμα θέλουμε να δούμε πως αντιδρά το σύστημα σε διάφορες αναλογίες στόχων με agent. Προφανώς και είναι λογικό στις περιπτώσεις όπου τα agent είναι περισσότερα να έχουμε μία καλύτερη απόδοση, όμως είναι σημαντικό να ελέγξουμε την επάρκεια του συστήματος σε κάθε περίπτωση. Η κίνηση των στόχων σε αυτό το παράδειγμα θα είναι τυχαία αλλά ίδια σε κάθε παράδειγμα ώστε να είναι συγκρίσιμη. Θα δοκιμάσουμε να ένα σύστημα 3 στόχων με 2,3,4 και 5 agent.



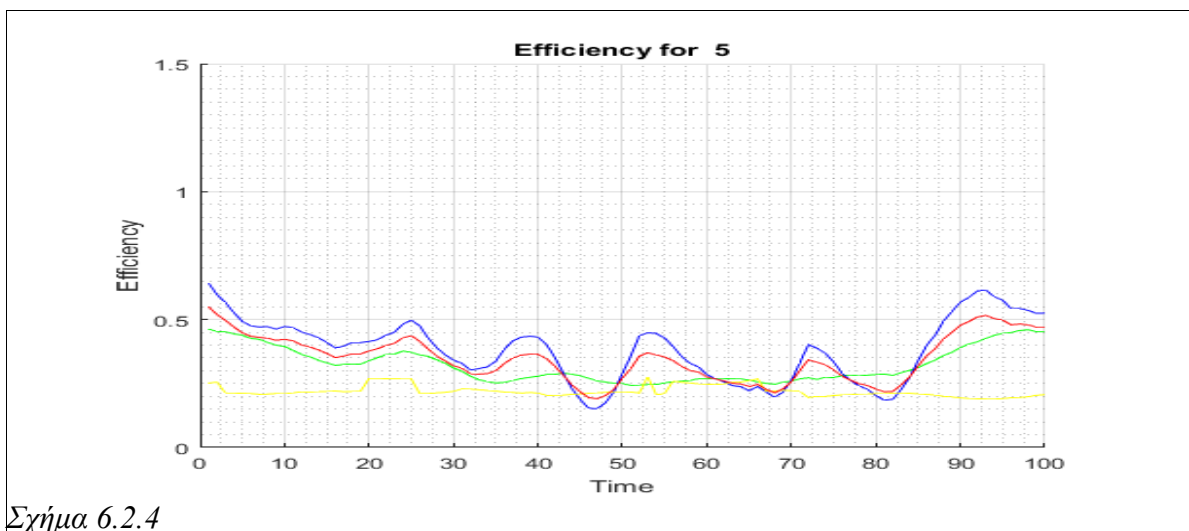
Σχήμα 6.2.1



Σχήμα 6.2.2



Σχήμα 6.2.3



Σχήμα 6.2.4

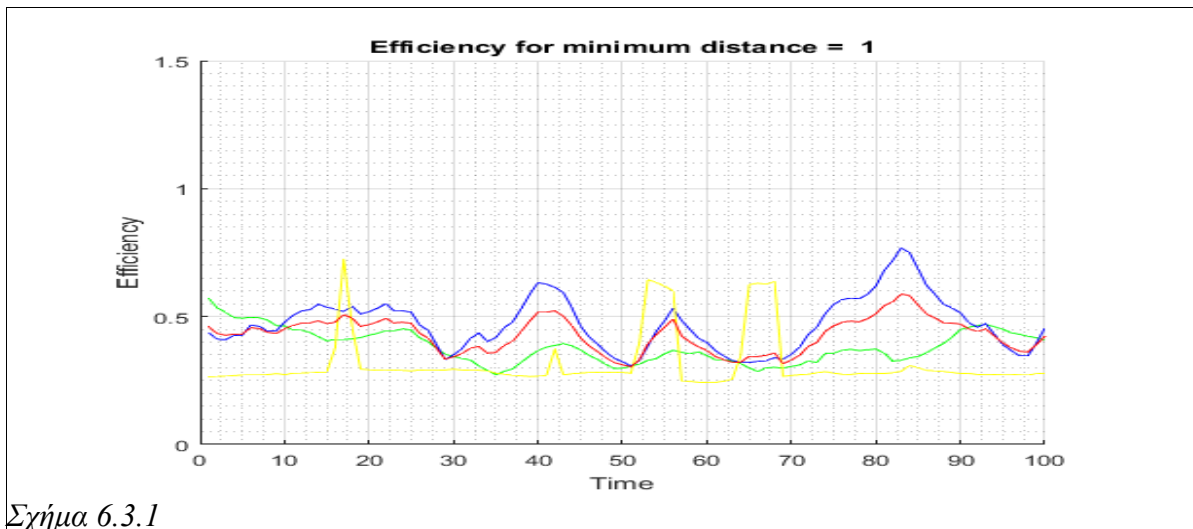
Δύο βασικές παρατηρήσεις έχουμε να κάνουμε. Πρώτον, αναμενόμενα η αύξηση των agent βελτίωσε την απόδοση όπως αναμενόταν, όμως παρατηρούμε ένα παρόμοιο μοτίβο σε όλες τις καμπύλες της μονάδας αξιολόγησης παρακολούθησης. Αυτό μας δείχνει πως ανεξάρτητα από την αναλογία agent-στόχων το σύστημά μας έχει ξεκάθαρους στόχους που προσπαθεί να πετύχει με τα μέσα που διαθέτει.

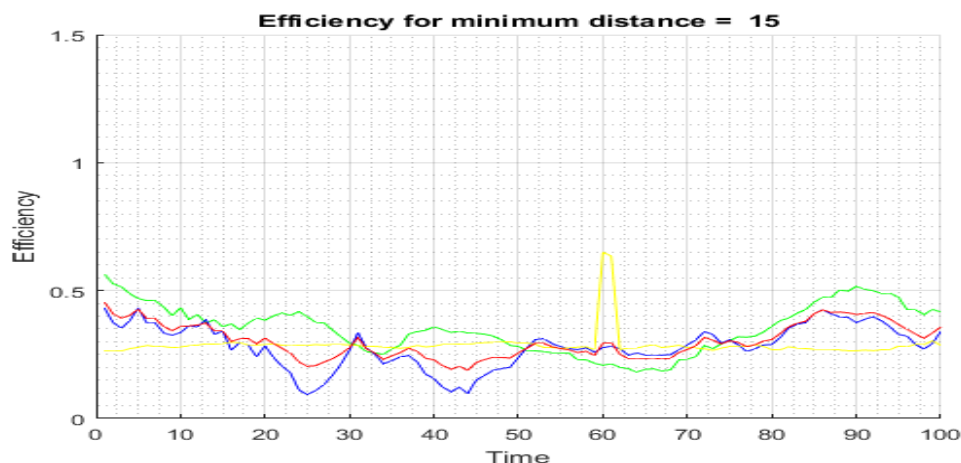
Το δεύτερο που παρατηρούμε είναι η επίδραση της μερικής ανάθεσης παρακολούθησης στόχου σε agent. Λίγο μετά την χρονική στιγμή 50 τα agent μας βρίσκονται σε καλή θέση δίπλα στους στόχους. Σε εκείνο το σημείο έχουμε αλλαγή στη ανάθεσης προσωπική παρακολούθησης κάποιου στόχου μεταξύ δύο agent, και αυτό γίνεται αντιληπτό από την σχεδόν κρουστική διατάραξη της Ef3 στο Σχήμα 6.2.1. Παρατηρούμε μετά από αυτή την αλλαγή μία βελτίωση του συντελεστή Ef.

6.4 Πείραμα 3ο: Μεταβολή Ελάχιστης Απόστασης

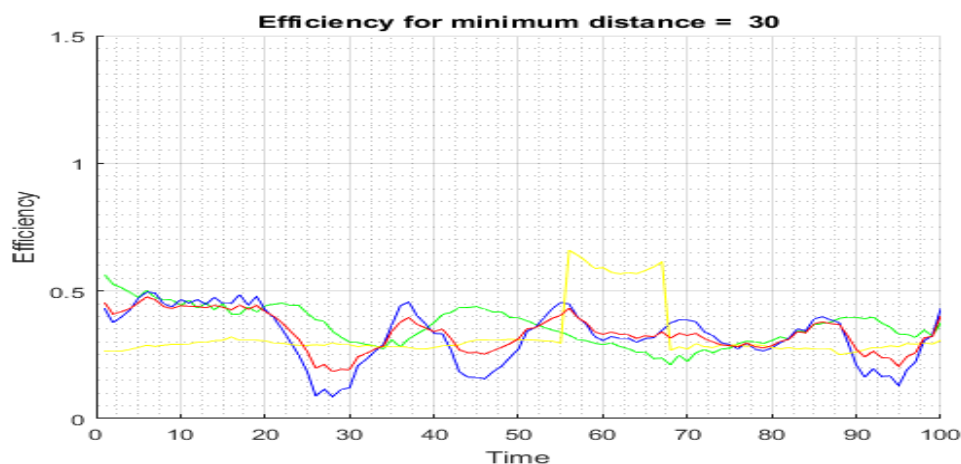
Χρονικά βήματα	Διακριτοποίηση	Αριθμός Στόχων	Αριθμός Agent	g	Ελάχιστη απόσταση	Ταχύτητα
100	70	2	3	1	???	0,06

Στο πείραμα αυτό θέλουμε να δούμε την συμπεριφορά μεταβάλλοντας την ελάχιστη απόσταση. Η κίνηση των στόχων θα είναι πάλι τυχαία και όμοια σε όλα τα πειράματα. Θα τρέξουμε την προσομοίωση για ελάχιστη απόσταση 1, 5, 15, 30 βήματα. Επειδή ο παράγοντας αυτός επηρεάζει ιδιαίτερα το σύστημα όταν τα agent πλησιάζουν τους στόχους, διπλασιάσαμε την ταχύτητά τους σε αυτό το πείραμα.





Σχήμα 6.3.3



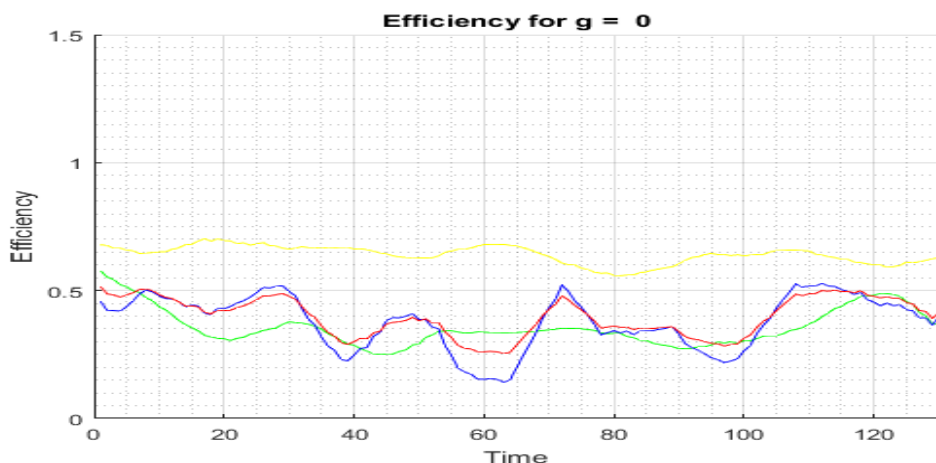
Σχήμα 6.3.4

Παρατηρούμε πως στην περίπτωση όπου η ελάχιστη απόσταση είναι 1, δηλαδή σχεδόν μηδενική η συνεισφορά της στην συνάρτηση κόστους, η απόδοση του συστήματός είναι η χειρότερη δυνατή. Η ελάχιστη απόσταση είναι απαραίτητη γιατί κρατάει το σύστημα σε μία ασφαλή απόσταση. Παρατηρούμε στο Σχήμα 6.3.1 κάποια στιγμιαία ακρότατα του πίνακα γενικής αναγκαιότητας. Στα επόμενα σχήματα βλέπουμε την πάγια βελτίωση της απόδοσης με την αύξηση της ελάχιστης απόστασης, έως ότου ξεπεράσουμε ένα λογικό όριο. Στο τελευταίο παράδειγμα με ελάχιστη απόσταση ίση με 30 βήματα, παρατηρούμε την απόδοση να χαλάει, λόγω του ότι η πρώτη είναι τόσο μεγάλης τιμής που αποτρέπει τα agent να πλησιάσουν τον στόχο για επαρκή κάλυψη.

6.5 Πείραμα 4ο: Μεταβολή Παράγοντα Ανάθεσης Στόχου

Χρονικά βήματα	Διακριτοποίηση	Αριθμός Στόχων	Αριθμός Agent	g	Ελάχιστη απόσταση	Ταχύτητα
130	70	2,3	3,2	???	10	0,03

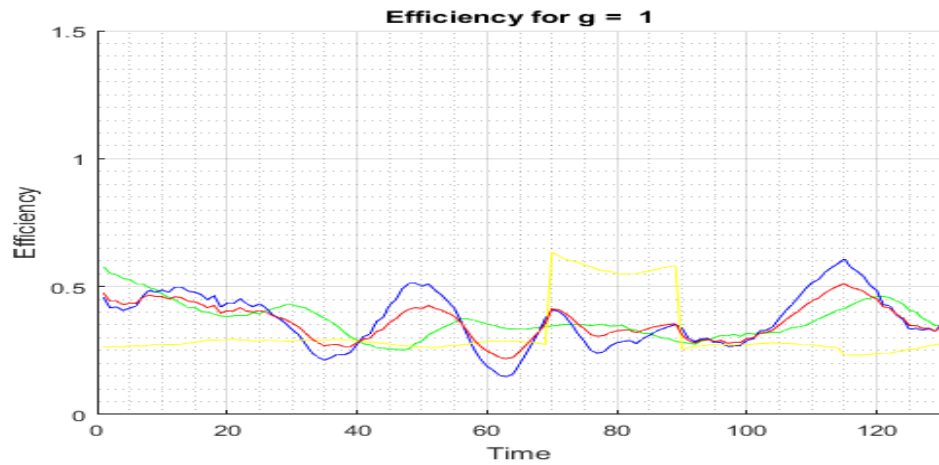
Στο τελευταίο αυτό πείραμα θα μελετήσουμε την επιρροή στην απόδοση του παράγοντα g. Όπως είχαμε αναλύσει και σε προηγούμενο κεφάλαιο, ο παράγοντας αυτός έχει σκοπό να δώσει στο σύστημά μας μία μίξη των πλεονεκτημάτων της παραδοσιακής μεθόδου της ανάθεσης παρακολούθησης ενός στόχου σε ένα agent, χωρίς να χάσει τα πλεονεκτήματά του. Το παρακάτω πείραμα θα γίνει σε δύο φάσεις καθότι παρουσιάζουν ξεχωριστό ενδιαφέρον. Αρχικά θα τρέξουμε για 2 στόχους και 3 agent με παράγοντα $g = 0, 0.5, 1, 2.5$ και έπειτα το ίδιο για 3 στόχους και 2 agent. Οι αρχικές θέσεις και οι κινήσεις των στόχων είναι ίδια σε κάθε μέτρηση.



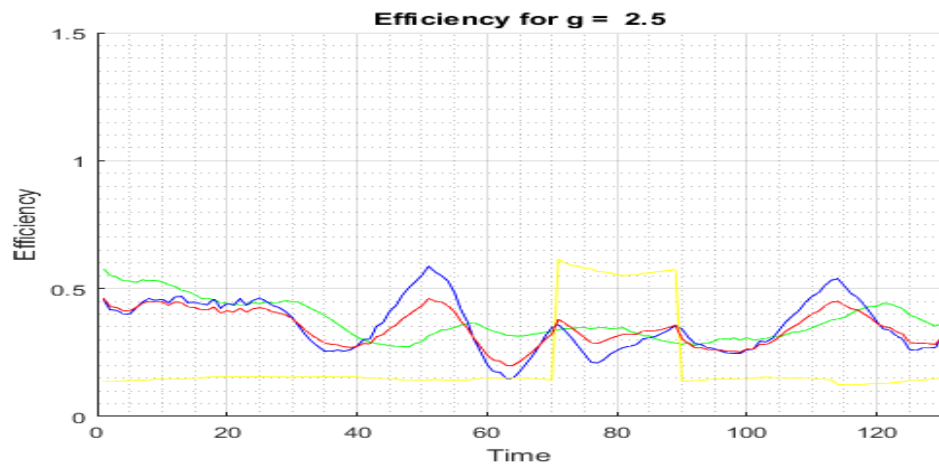
Σχήμα 6.4.1



Σχήμα 6.4.2

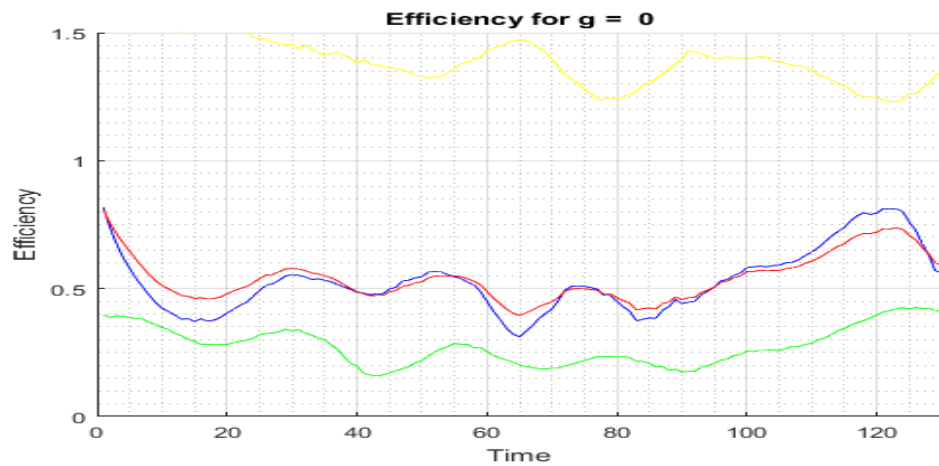


Σχήμα 6.4.3



Σχήμα 6.4.4

Τα επόμενα διαγράμματα δείχνουν για 3 στόχους και 2 agent.



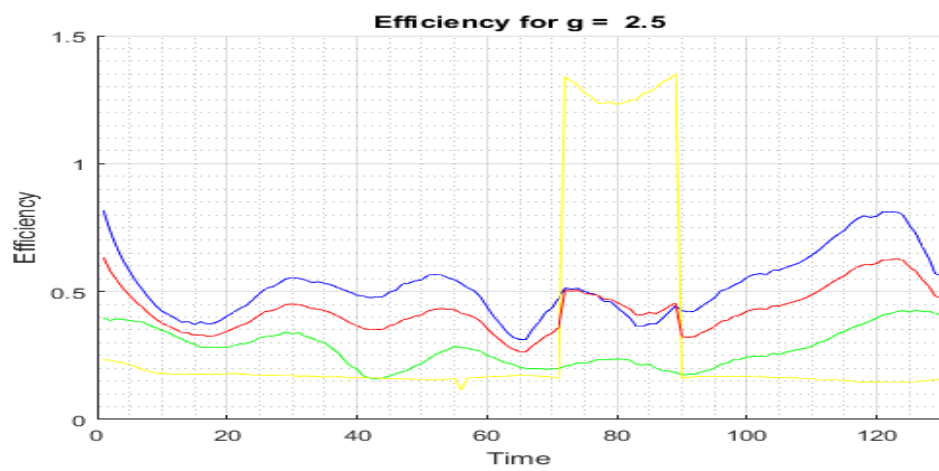
Σχήμα 6.4.5



Σχήμα 6.4.6



Σχήμα 6.4.7



Σχήμα 6.4.8

Ας ξεκινήσουμε τις παρατηρήσεις με την πρώτη ομάδα, όπου έχουμε 3 agent να παρακολουθούν 2 στόχους. Η απόδοση Ef για $g=0$ είναι ικανοποιητική και σταθερά κάτω από 0.5, να κρατήσουμε επίσης πως η $Ef3$ δεν παρουσιάζει ακραίες αλλαγές. Με την αύξηση το παράγοντα σε 0.5 παρατηρούμε κάποιες ακραίες αλλαγές στην $Ef3$. Αυτές οφείλονται σε αλλαγή ανάθεσης agent στην παρακολούθηση κάποιου στόχου. Η αλλαγή αυτή μπορεί να αυξάνει μερικές φορές κατακόρυφα την αναγκαιότητα στον χώρο όπως βλέπουμε, όμως στην πλειοψηφία των περιπτώσεων βελτιώνει το σύστημα μας. Παρατηρούμε επίσης αρκετές αλλαγές σε σχέση με τα Σχήματα 6.4.3 και 6.4.4 όπου ο παράγοντας g είναι μεγαλύτερος και δεν αλλάζει εύκολα ανάθεση. Η αύξηση της ανάθεσης από 1 σε 2.5 φαίνεται να βελτιώνει ελάχιστα το σύστημα, αλλά χωρίς κάποια ιδιαίτερη δυναμική.

Στο επόμενο σετ πειραμάτων έχουμε 2 agent να παρακολουθούν 3 στόχους. Η απόδοσή μας φυσιολογικά δεν θα είναι τόσο καλή όσο πριν. Από μόνη της μία μέθοδος απευθείας ανάθεσης θα ήταν μη επαρκής, καθώς ένας τουλάχιστον στόχος θα αγνοούνταν. Με την προσαρμογή στην μέθοδό μας όμως η ανάθεση βελτιώνει αισθητά την απόδοση, ειδικά με τις αλλαγές ανάθεσης που παρατηρούμε με τα ακρότατα του $Ef3$.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

7.1 Προτεινόμενη Μελλοντική Έρευνα

Είναι δεδομένο πως επιστήμη ποτέ δεν σταματά να εξελίσσεται και σίγουρα η μέθοδος θα μπορούσε να προσεγγιστεί από πολλές οπτικές γωνίες ώστε να βελτιωθεί. Η μελέτη του παρόντος προβλήματος μπορεί να μελετηθεί και με άλλες μεθόδους, ωστόσο η ανάπτυξη της παρούσας, λόγω και της προσαρμοστικότητας της θα μπορούσε να οδηγήσει σε ακόμα καλύτερα αποτελέσματα υπό περιπτώσεις. Το θέμα αφήνει περιθώρια περαιτέρω έρευνας σε αρκετούς τομείς, ενδεικτικά:

- Μία πολύ σημαντική βελτίωση, που θα βοηθούσε ιδιαίτερα σε περίπτωση υλοποίησης και θα έδινε περιθώρια χρησιμοποίησης μεγαλύτερης διακριτοποίησης στον χώρο με την ίδια υπολογιστική ισχύ θα ήταν η χρήση προηγμένων αριθμητικών μεθόδων για την μείωση του απαιτούμενου υπολογιστικού έργου ανά βήμα.
- Φυσικά μία πιο πρακτική προσέγγιση, μία υλοποίηση με πραγματικά ρομπότ δηλαδή που θα χρησιμοποιούσε και παράγοντες όπως η φυσική γεωμετρία και κίνηση των ρομπότ, θα ήταν τρομερά εποικοδομητική, και η μελέτη για την εισαγωγή μεταβλητών που θα ανταποκρίνονται σε πραγματικές συνθήκες θα ήταν πολύ ενδιαφέρουσα. Το πλαίσιο για μία τέτοια μελέτη έχει δημιουργηθεί στην παρούσα εργασία.
- Άλλη μία πολύ ιδιαίτερη προσθήκη θα ήταν μία εισαγωγή κάποιας μεθόδου πρόβλεψης κίνησης από ένα αριθμό βημάτων κι έπειτα, με βάση την κίνηση των προηγούμενων. Η προσθήκη αυτή ενδεχομένως να βελτίωνε αισθητά την απόδοση του συστήματος, παρότι προτιμήθηκε να μην χρησιμοποιηθεί καθώς η εισαγωγή μνήμης προηγούμενων καταστάσεων θα μετέτρεπε το σύστημα από στατικό σε δυναμικό, και θα μπορούσε να “κουβαλήσει” ένα λάθος σε αρκετά επόμενα βήματα, χάνοντας έτσι εν μέρει την ιδιότητα της αυτοδιόρθωσης.
- Μία ακόμη ιδέα, η οποία ίσως θα περιέπλεκε το σύστημα, αλλά θα ήταν σίγουρα πολύ ενδιαφέρουσα θα μπορούσε να είναι η αξιοποίηση πιθανών τοπικών ακρότατων στον χώρο τα οποία θα οδηγούσαν τα agent. Η ιδέα αυτή θα έβρισκε εφαρμογή σε πιο περίπλοκες συναρτήσεις κόστους σε πραγματικές συνθήκες, όπου ο παραγόμενος πίνακας κόστους δεν θα παρουσίαζε την συνέχεια του θεωρητικού μοντέλου που εξετάσαμε. Θα μπορούσε παράδειγμα να γίνει μία οδήγηση μέσα από τοπικά ακρότατα με την βοήθεια ενός προσαρμοσμένου σε τρεις διαστάσεις αλγόριθμου Dijkstra.
- Τέλος, η προσέγγιση που ακολουθούμε, με την κάλυψη χώρων, αφήνει ένα περιθώριο για ταυτόχρονη χαρτογράφηση και παρακολούθηση, που ενδεχομένως να παρουσίαζε αξιόλογα αποτελέσματα.

7.2 Συμπεράσματα

Η μέθοδος μας λοιπόν συγκεντρώνει όλα τα στοιχεία τα οποία ζητούσαμε κατά την μελέτη του προβλήματος και αναφέραμε στο κεφάλαιο 3. Αρχικά, η ευελιξία ανάθεσης ρόλων και η προσαρμοστικότητα των agent σε αυτούς είναι ένα τεράστιο πλεονέκτημα του συστήματός μας και του επιτρέπει να αυτοδιορθώνεται σε κάθε βήμα. Η μέθοδός μας εξ ορισμού είναι δημιουργημένη ώστε να χειρίζεται βέλτιστα τους πόρους, γιατί λειτουργεί με μία συλλογική, ομαδική τακτική και όχι με υποκειμενικά κριτήρια κάθε agent ξεχωριστά, που μπορεί να οδηγήσουν σε κοινές επιδιώξεις των agent. Η επάρκεια παρακολούθησης των στόχων επίσης είναι εξασφαλισμένη και επιδιώκεται να βελτιστοποιηθεί σε κάθε βήμα. Τέλος, η ελαχιστοποίηση της απαιτούμενης υπολογιστικής ισχύς έγινε στον μέγιστο δυνατό βαθμό κατά την υλοποίηση, και παρότι μία πιο εξειδικευμένη μελέτη πάνω σε αυτό το κομμάτι ίσως να το βελτίωνε, ο κώδικας είναι καθαρογραμμένος και χωρίς αχρείαστα loop, και δεν δημιουργεί bottlenecks παρά μόνο σε πολύ μεγάλη διακριτοποίηση του χώρου.

Παρουσιάσαμε λοιπόν μία αξιόλογη μελέτη του προβλήματος της παρακολούθησης κινούμενων εναέριων στόχων από μία ομάδα ρομπότ. Η παρούσα εργασία μπορεί να αποτελέσει βάση για μία υλοποίηση, και έγινε προσπάθεια να διευκολυνθεί η οποιαδήποτε μελλοντική έρευνα. Επιπλέον, εισάγαμε και μία μονάδα μέτρησης ικανή να χρησιμοποιηθεί και σε οποιαδήποτε άλλη μέθοδο αντιμετώπισης του παρόντος προβλήματος.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- “Dynamic Sensor Planning and Control for Optimally Tracking Targets” John Spletzer, Camillo Taylor(2003)
- “A Decentralized Algorithm for Spectral Analysis” Frank McSherry, David Kempe(2004)
- “Autonomous Target Following by Unmanned Aerial Vehicles” Fahd Ra, Saad Khan, Khurram Shaq and Mubarak Shah
- “Cognitive-based Adaptive Control for Cooperative Multi-Robot Coverage” Alessandro Renzaglia, Lefteris Doitsidis, Agostino Martinelli, Elias Kosmatopoulos(2011)
- “Accuracy and Stability of Numerical Algorithms” N. Higham, S.I.A.M., 2nd edition(2002)
- “Active Vision for Reliable Ranging: Cooperating Focus, Stereo, and Vergence” Eric Krotkov, Rujena Bajcsy(1993)
- “Multiple Object Tracking Performance Metrics and Evaluation in a Smart Room Environment” Keni Bernardin, Alexander Elbs, Rainer Stiefelhausen
- “Multi-Robot Exploration Controlled by a Market Economy” R.Zlot, A.Stenz, M. Bernadine Dias, S. Thayer, (2002)
- “Multi-strategy ensemble particle swarm optimization” Weilin Du, Bin Li (2007)
- “Tracking a partially predictable object with uncertainties and visibility constraints” P.Fabbiani, Journal of Autonomous Robots 38(1):31–48.
- “Evaluation of the Normal Distribution Function” G. V. Martynov
- “Normal Distribution Functions on Spheres and the Modified Bessel Functions”, Philip Hartman, Geoffrey Watson(1974)
- “Optimal UAV Coordination for Target Tracking using Dynamic Programming” Steven A. P. Quintero, Francesco Papi, Daniel J. Klein, Luigi Chisci, and Joao P. Hespanha (2011)
- "On the generalised distance in statistics" Mahalanobis, Prasanta Chandra, Proceedings of the National Institute of Sciences of India (1936)
- “Cooperative Robotics for Multi-Target Observation” Lynne E. Parker(1999)
- “Distributed Algorithms for Multi-Robot Observation of Multiple Moving Targets” Lynne E. Parker(2002)
- "Finding the Density" UIUC, Lecture 21. The Multivariate Normal Distribution
- “Robotics Specialization” online courses, C. J. Taylor, Jianbo Shi, Daniel Lee, Vijay Kumar, Daniel E. Koditschek, Kostas Daniilidis, University of Pennsylvania(2016)

- “Trajectory Optimization for Target Localization Using Small Unmanned Aerial Vehicles” Sameera S. Ponda (2004)
- “Visually-Guided Landing of an Unmanned Aerial Vehicle” Srikanth Saripalli, James F. Montgomery, Gaurav S. Sukhatme (2003)