



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

**Εκτίμηση Θέσης και Τοπολογική Χαρτογράφηση  
σε Αυτόνομο Κινούμενο Ρομποτικό Όχημα  
με βάση Οπτική Πληροφορία**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

του

**ΓΕΩΡΓΙΟΥ Κ. ΚΑΛΠΑΚΑ**

**Επιβλέπων :** Κωνσταντίνος Σ. Τζαφέστας  
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2010

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.



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

**Εκτίμηση Θέσης και Τοπολογική Χαρτογράφηση  
σε Αυτόνομο Κινούμενο Ρομποτικό Όχημα  
με βάση Οπτική Πληροφορία**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

του

**ΓΕΩΡΓΙΟΥ Κ. ΚΑΛΠΑΚΑ**

**Επιβλέπων :** Κωνσταντίνος Σ. Τζαφέστας  
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 13<sup>η</sup> Ιουλίου 2010.

*(Υπογραφή)*

.....  
Κωνσταντίνος Τζαφέστας  
Επίκουρος Καθηγητής

*(Υπογραφή)*

.....  
Πέτρος Μαραγκός  
Καθηγητής

*(Υπογραφή)*

.....  
Γεώργιος Στάμου  
Λέκτορας

Αθήνα, Ιούλιος 2010

(Υπογραφή)

.....  
**ΓΕΩΡΓΙΟΣ Κ. ΚΑΛΠΑΚΑΣ**

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

Copyright © Γεώργιος Καλπάκας, 2010.

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 στη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

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

## Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις ειλικρινείς μου ευχαριστίες σε όλους αυτούς τους ανθρώπους οι οποίοι συνέβαλαν στο να φέρω εις πέρας την παρούσα Διπλωματική Εργασία.

Ιδιαίτερα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου, Κωνσταντίνο Τζαφέστα, για την πολύτιμη καθοδήγηση και τη διαρκή υποστήριξή του. Οι εποικοδομητικοί διάλογοί μας και οι καίριες παρατηρήσεις του συνέβαλαν τα μέγιστα στην ολοκλήρωση της Διπλωματικής μου Εργασίας. Πρωτίστως, τον ευχαριστώ για την εμπιστοσύνη του και την...υπομονή του.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον Υποψήφιο Διδάκτορα Νικόλαο Μήτσου για τις χρήσιμες συμβουλές και τη βοήθεια που μου παρείχε κατά τα πρώτα στάδια υλοποίησης της παρούσας Διπλωματικής Εργασίας, καθώς και για τα δείγματα κώδικα που μου παραχώρησε.

Ακόμη, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στους γονείς μου για την αμέριστη συμπαράσταση και ανοχή τους καθ' όλο το χρονικό διάστημα των σπουδών μου.

Τέλος, θέλω να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τη γυναίκα μου, Βασιλική, για την υπομονή και την κατανόηση που μου δείχνει, καθώς επίσης και για τις πολλές ώρες γόνιμης συζήτησης, που με βοήθησαν να εστιάσω την προσοχή μου στις σωστές κατευθύνσεις.

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

## Περίληψη

Ο σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η ανάπτυξη μεθοδολογίας για την επίλυση του προβλήματος της Ταυτόχρονης Εκτίμησης Θέσης και Χαρτογράφησης (SLAM) σε αυτόνομο, κινούμενο ρομποτικό όχημα. Η προτεινόμενη τεχνική βασίζεται αποκλειστικά σε οπτική πληροφορία, που λαμβάνεται από μία απλή, μονοσκοπική κάμερα, ενώ για τη μοντελοποίηση του περιβάλλοντος επελέχθη η μέθοδος του τοπολογικού χάρτη.

Συγκεκριμένα, η εκτίμηση της κίνησης του οχήματος πραγματοποιήθηκε μέσω μίας απλής μορφής οπτικής οδομετρίας, ενώ όσον αφορά στην κωδικοποίηση της οπτικής πληροφορίας, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της αναπαράστασης εικόνας μέσω ιστογράμματος στο χρωματικό χώρο «HSI». Παράλληλα, αναπτύχθηκε μία τεχνική διαχωρισμού των εικόνων σε επιμέρους τμήματα με σκοπό τη διατήρηση μέρους της γεωμετρικής πληροφορίας. Μελετήθηκαν ποικίλα χρωματικά μοντέλα και τρόποι διαμερισμού των εικόνων και αναπαράστασης των κόμβων του τοπολογικού χάρτη και πραγματοποιήθηκαν πειράματα με εικόνες από το εσωτερικό του κτιρίου της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του ΕΜΠ. Τα αποτελέσματα των δοκιμών επιβεβαίωσαν την ικανότητα του συστήματος να εντοπίζει επιτυχώς τη θέση του μέσα στο χώρο καθώς κατασκευάζει έναν αντιπροσωπευτικό χάρτη αυτού, όπως επίσης και την ευχέρειά του στην αναγνώριση βρόχων διαφόρων μηκών.

Η μεθοδολογία μπορεί να γίνει οδηγός για την υλοποίηση ενός εύρωστου συστήματος Εκτίμησης Θέσης και Χαρτογράφησης, βασισμένου αποκλειστικά σε οπτική πληροφορία και κατάλληλου για ένα ευρύ φάσμα ρομποτικών εφαρμογών και αυτόνομων οχημάτων. Η γενικότητα της μεθοδολογίας έγκειται, αφενός, στην εμβατική (modular) δομή του αλγορίθμου, χαρακτηριστικό που επιτρέπει τον ανεξάρτητο ορισμό κάθε λειτουργικού τμήματός του, και αφετέρου στην καθολικότητα της βασισμένης στην εμφάνιση προσέγγισης που υιοθετείται.

**Λέξεις Κλειδιά:** αυτόνομο κινούμενο ρομπότ, εκτίμηση θέσης, χαρτογράφηση, SLAM, τοπολογικός χάρτης, ρομποτική όραση, μονοσκοπική κάμερα, οπτική οδομετρία, ιστόγραμμα χρώματος

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.



## **Abstract**

The scope of this diploma thesis was the development of a methodology to perform Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) with an autonomous mobile robotic vehicle. The proposed technique relies exclusively on visual information, obtained by a simple, monocular camera, while the method chosen for modeling the environment is based on a topologic representation.

More specifically, the estimation of the vehicle motion was realized by means of a simple visual odometry scheme, while as far as the encoding of visual information is concerned, the method of image representation through histograms in the “HSI” color space was applied. In addition, a technique was developed for dividing images into distinct sub-regions, which enabled the partial preservation of geometric information. Various color models were studied, as well as different image graticulation modes and several node representations in the topological map. Finally, experiments were conducted using images from the building of the Electrical and Computer Engineering School of National Technical University of Athens on the Zografou Campus. The results of those tests verified the system's ability to successfully localize itself in the work-space while at the same time creating a representative map of this environment, as well as its effectiveness in closing loops of varied length.

The methodology can be used as a guide for the implementation of a robust Localization and Mapping system based exclusively on visual information, suitable for a wide range of robotic applications and autonomous vehicles. The usefulness of the methodology lies, on the one hand, in the modular structure of the algorithm, allowing the independent specification of each functional element, and, on the other hand, in the universality of the adopted appearance-based approach.

**Keywords:** autonomous mobile robot, localization, mapping, SLAM, topological map, robot vision, monocular camera, visual odometry, color histogram

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

# Πίνακας Περιεχομένων

<b>1 Εισαγωγή.....</b>	<b>17</b>
1.1 Αυτόνομα Κινούμενες Ρομποτικές Διατάξεις.....	17
1.2 Αντικείμενο Διπλωματικής.....	18
1.2.1 Συνεισφορά.....	19
1.3 Οργάνωση Κειμένου.....	19
<b>2 Βιβλιογραφική Επισκόπηση.....</b>	<b>21</b>
2.1 Εκτίμηση Θέσης.....	21
2.1.1 Τεχνικές Τοπικού Εντοπισμού.....	23
2.1.2 Τεχνικές Καθολικού Εντοπισμού.....	23
2.2 SLAM.....	25
2.2.1 Τοπολογική Προσέγγιση.....	27
2.2.2 Προσέγγιση βασισμένη σε Πλέγμα.....	27
2.2.3 Προσέγγιση βασισμένη σε Χαρακτηριστικά.....	28
2.2.4 Υβριδική Προσέγγιση.....	29
2.3 Ρομποτική Οραση.....	29
2.3.1 Τοπολογία Υλικού.....	30
2.3.2 Αναπαράσταση Οπτικής Πληροφορίας.....	32
2.4 SLAM με βάση Οπτική Πληροφορία.....	33
<b>3 Γενικό Θεωρητικό Υπόβαθρο.....</b>	<b>37</b>
3.1 Τοπολογική Αναπαράσταση και Χάρτες.....	37
3.1.1 Συνδεδειγμένος Γράφος – Μέθοδοι Αναπαράστασης.....	39
3.2 Πιθανοτική Προσέγγιση.....	40
3.2.1 Κανόνας του Bayes.....	41
3.2.2 Φίλτρο Bayes.....	42
3.2.3 Υπόθεση Πλήρους Κατάστασης ή Υπόθεση Markov.....	44
3.2.4 Κατανομή Πιθανότητας στο Χώρο Κατάστασης.....	45
3.2.5 Μη Παραμετρικά Φίλτρα.....	45
3.3 Ιστόγραμμα Χρώματος Εικόνας.....	46

<b>4 Παρουσίαση Προβλήματος Τοπολογικού SLAM.....</b>	<b>48</b>
4.1 Ορισμός SLAM.....	48
4.1.1 Γενική Φιλοσοφία του SLAM.....	48
4.1.2 Μοντέλο Κίνησης.....	50
4.1.3 Μοντέλο Παρατήρησης.....	53
4.1.4 Διάνυσμα Κατάστασης.....	54
4.2 Επίλυση του SLAM με Διακριτό Φίλτρο Bayes .....	55
4.2.1 Βήμα Πρόβλεψης.....	56
4.2.2 Βήμα Διόρθωσης.....	56
<b>5 Ταυτόχρονη Εκτίμηση Θέσης και Τοπολογική Χαρτογράφηση με Κάμερα.....</b>	<b>58</b>
5.1 Αναπαράσταση Κόμβων με Κατακερματισμό Εικόνων και Ιστογράμματα.....	58
5.1.1 Κατακερματισμός Εικόνας.....	59
5.2 Οπτική Οδομετρία με χρήση Ιστογραμμάτων.....	64
5.2.1 Παραδοχές – Περιορισμοί της Τεχνικής.....	64
5.2.2 Υλοποίηση Οπτικής Οδομετρίας.....	65
5.3 Τοπολογικό SLAM με βάση Οπτική Πληροφορία .....	68
5.3.1 Μοντέλο Κίνησης.....	68
5.3.2 Μοντέλο Παρατήρησης.....	71
5.3.3 Αλγόριθμος SLAM.....	71
<b>6 Πειραματική Επαλήθευση.....</b>	<b>78</b>
6.1 Παράμετροι Αξιολόγησης.....	78
6.2 Σύστημα Αξιολόγησης.....	79
6.3 Οργάνωση Πειραμάτων.....	80
6.4 Αποτελέσματα.....	80
6.4.1 Ποιοτικές Διαφορές Κόμβων.....	80
6.4.2 Εισαγωγή Νέου Κόμβου.....	84
6.4.3 Αναγνώριση Κόμβων.....	87
6.4.4 Επαναληψιμότητα Μεθοδολογίας.....	92
6.4.5 Αναγνώριση Ολοκλήρωσης Βρόχου.....	94
6.4.6 Συσχέτιση Πόρων με Πρωτογενή Μεγέθη.....	101
6.4.7 Ανεπιθύμητα αποτελέσματα – Αίτια.....	103

6.5 Σύνοψη Συμπερασμάτων Αξιολόγησης.....	105
<b>7 Επίλογος.....</b>	<b>106</b>
7.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα.....	106
7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις.....	108
<b>8 Βιβλιογραφία.....</b>	<b>110</b>
<b>Παράρτημα.....</b>	<b>117</b>
Τεχνικές Λεπτομέρειες Υλοποίησης.....	117

## Πίνακας Σχημάτων

<u>Σχήμα 4.1 – Περιγραφή της θέσης του ρομπότ σε παγκόσμιο πλαίσιο αναφοράς.....</u>	<u>49</u>
<u>Σχήμα 5.1.1.1 – Κατακερματισμός εικόνας και επιμέρους ιστογράμματα.....</u>	<u>61</u>
<u>Σχήμα 5.1.1.2 – Διατήρηση γεωμετρικής πληροφορίας.....</u>	<u>62</u>
<u>Σχήμα 5.1.1.3 – Επιλογή τρόπου κατακερματισμού εικόνων.....</u>	<u>63</u>
<u>Σχήμα 5.2.2.1 – Επεξεργασία τρέχουσας εικόνας από το σύστημα Οπτικής Οδομετρίας.....</u>	<u>66</u>
<u>Σχήμα 5.2.2.2 – Επεξεργασία εικόνας αναφοράς από το σύστημα Οπτικής Οδομετρίας.....</u>	<u>66</u>
<u>Σχήμα 5.2.2.3 – Λιανύσματα αθροισμάτων απόλυτων διαφορών για τις πιθανές ολισθήσεις.....</u>	<u>67</u>
<u>Σχήμα 5.3.1.1 – Δισδιάστατη κατανομή Gauss.....</u>	<u>70</u>
<u>Σχήμα 6.4.1.1 – Ποιοτικές διαφορές κόμβων: PNT = 0,67   VNT = 0,49   <math>\sigma = 0,4</math>.....</u>	<u>81</u>
<u>Σχήμα 6.4.1.2 – Ποιοτικές διαφορές κόμβων: PNT = 0,67   VNT = 0,49   <math>\sigma = 0,5</math>.....</u>	<u>82</u>
<u>Σχήμα 6.4.1.3 – Ποιοτικές διαφορές κόμβων: PNT = 0,89   VNT = 0,65   <math>\sigma = 0,4</math>.....</u>	<u>83</u>
<u>Σχήμα 6.4.1.4 – Ποιοτικές διαφορές κόμβων: PNT = 0,45   VNT = 0,33   <math>\sigma = 0,4</math>.....</u>	<u>84</u>
<u>Σχήμα 6.4.2.1 – Εισαγωγή νέου κόμβου.....</u>	<u>85</u>
<u>Σχήμα 6.4.2.2 – Παραμονή στον ίδιο κόμβο.....</u>	<u>86</u>
<u>Σχήμα 6.4.3.1 – Επιτυχής αναγνώριση κόμβου.....</u>	<u>88</u>
<u>Σχήμα 6.4.3.2 – Αποτυχία αναγνώρισης κόμβου.....</u>	<u>90</u>
<u>Σχήμα 6.4.3.3 – Εσφαλμένη αναγνώριση κόμβου.....</u>	<u>91</u>
<u>Σχήμα 6.4.4.1 – Αντίστοιχοι κόμβοι σε χάρτες διαφορετικών διελεύσεων.....</u>	<u>93</u>
<u>Σχήμα 6.4.4.2 – Αναντιστοιχία κόμβων σε χάρτες διαφορετικών διελεύσεων.....</u>	<u>94</u>
<u>Σχήμα 6.4.5.1 – Αναγνώριση ολοκλήρωσης βρόχου.....</u>	<u>100</u>
<u>Σχήμα 6.4.6.1 – Η μνήμη που δεσμεύεται σαν συνάρτηση του πλήθους των κόμβων.....</u>	<u>102</u>
<u>Σχήμα 6.4.6.2 – Ο χρόνος εκτέλεσης σαν συνάρτηση του πλήθους των εικόνων.....</u>	<u>102</u>
<u>Σχήμα 6.4.6.3 – Ο χρόνος εκτέλεσης ανά εικόνα σαν συνάρτηση του πλήθους των κόμβων.....</u>	<u>103</u>

## Πίνακας Πινάκων

<u>Πίνακας 4.2.2.1 – Αλγόριθμος Διακριτού Φίλτρου Bayes.....</u>	<u>57</u>
<u>Πίνακας 5.3.3.1 – Αλγόριθμος SLAM.....</u>	<u>72</u>
<u>Πίνακας 5.3.3.2 – Βήμα Πρόβλεψης.....</u>	<u>73</u>
<u>Πίνακας 5.3.3.3 – Βήμα Διόρθωσης.....</u>	<u>73</u>
<u>Πίνακας 5.3.3.4 – Προσθήκη Νέου Κόμβου.....</u>	<u>74</u>
<u>Πίνακας 6.4.2.1 – Εκτιμώμενες πιθανότητες κατά την εισαγωγή νέου κόμβου.....</u>	<u>85</u>
<u>Πίνακας 6.4.2.2 – Εκτιμώμενες πιθανότητες κατά την παραμονή στον ίδιο κόμβο.....</u>	<u>87</u>
<u>Πίνακας 6.4.3.1 – Εκτιμώμενη πιθανότητα κατά την επιτυχή αναγνώριση κόμβου.....</u>	<u>88</u>
<u>Πίνακας 6.4.3.2 – Εκτιμώμενη πιθανότητα κατά την αποτυχία αναγνώρισης κόμβου.....</u>	<u>90</u>
<u>Πίνακας 6.4.3.3 – Εκτιμώμενες πιθανότητες κατά την εσφαλμένη αναγνώριση κόμβου.....</u>	<u>92</u>

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.



# ***1***

## ***Εισαγωγή***

### ***1.1 Αυτόνομα Κινούμενες Ρομποτικές Διατάξεις***

Η έννοια «ρομπότ» ορίζεται συνήθως ως ένας εικονικός ή ηλεκτρομηχανικός τεχνητός πράκτορας που έχει την ικανότητα να επιτελεί κάποιο συγκεκριμένο έργο, αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον του. Εδώ και κάποια χρόνια, γίνεται ευρεία χρήση εμπορικών και βιομηχανικών ρομπότ για την εκτέλεση εργασιών με μεγαλύτερη ακρίβεια και αξιοπιστία αλλά και χαμηλότερο κόστος από ό,τι παλαιότερα. Ρομπότ επιστρατεύονται επίσης για εργασίες επικίνδυνες ή επιβλαβείς για την υγεία και τη σωματική ακεραιότητα του ανθρώπου. Η μεγαλύτερη εξάπλωση παρατηρείται στους τομείς της κατασκευής, συναρμολόγησης, συσκευασίας, μεταφοράς και μαζικής παραγωγής καταναλωτικών και βιομηχανικών προϊόντων. Τα τελευταία χρόνια, η ρομποτική βρίσκει ολοένα και μεγαλύτερη εφαρμογή στους τομείς του στρατιωτικού εξοπλισμού, της ιατρικής-χειρουργικής, της εκπαίδευσης, της ψυχαγωγίας, ενώ πρόσφατα το ενδιαφέρον έχει στραφεί προς τα λεγόμενα «οικιακά» ρομπότ.

Στο τεράστιο γνωστικό πεδίο της Ρομποτικής, ένα εξαιρετικά σημαντικό υποπεδίο αφορά στα κινούμενα ρομπότ, με φάσμα εφαρμογών που καλύπτει από την αυτοματοποίηση εργοστασιακών διεργασιών μέχρι την εξερεύνηση του διαστήματος. Ένα από τα πλέον επιθυμητά χαρακτηριστικά ενός κινούμενου ρομπότ είναι η αυτονομία, η οποία του επιτρέπει να λαμβάνει αποφάσεις και να εκτελεί ενέργειες χωρίς την ανθρώπινη επίβλεψη ή καθοδήγηση. Ανακύπτει, συνεπώς, η επιτακτική ανάγκη αντίληψης, από το ρομπότ ή το ρομποτικό όχημα, τόσο του περιβάλλοντος χώρου όσο και της θέσης του κάθε στιγμή μέσα σε αυτόν. Παράλληλα, καθώς στις

περισσότερες περιπτώσεις δεν είναι δυνατό ή εύκολο ή επιθυμητό να διατίθεται εκ των προτέρων ένας χάρτης του χώρου εργασίας, το ρομπότ θα πρέπει να είναι σε θέση να δημιουργεί έναν τέτοιο χάρτη συγχρόνως με την κύρια εργασία που καλείται να φέρει εις πέρας. Το πρόβλημα αυτό, γνωστό και ως «Ταυτόχρονη Εκτίμηση Θέσης και Χαρτογράφηση» (Simultaneous Localization And Mapping ή SLAM), αποτελεί αντικείμενο μελέτης για πάνω από δύο δεκαετίες και θεωρείται ένα από τα κρισιμότερα εμπόδια στο δρόμο προς την κατασκευή πραγματικά αυτόνομων κινούμενων ρομπότ.

Επιπροσθέτως, η προαναφερθείσα στροφή προς τα ρομπότ οικιακής χρήσης, εγείρει το ζήτημα του κόστους, το οποίο οφείλει να κινείται μέσα στα όρια της αγοραστικής δύναμης των καταναλωτών. Οι συνεχώς αυξανόμενες δυνατότητες και επιδόσεις των σύγχρονων ρομποτικών συστημάτων έχουν ως προϋπόθεση την παράλληλη αύξηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας των εκτελούμενων αλγορίθμων, αξιοποιώντας την αλματώδη πρόοδο σε θέματα ηλεκτροτεχνικού εξοπλισμού. Ωστόσο, η ενσωμάτωση τεχνολογίας αιχμής σε ρομποτικές διατάξεις και οχήματα οδηγεί αναπόφευκτα στην αύξηση του οικονομικού κόστους, δρώντας ανασταλτικά όσον αφορά στην περαιτέρω εξέλιξη του κλάδου. Κομβικής σημασίας είναι, συνεπώς, η ανάπτυξη τεχνικών και μεθοδολογιών που να επιστρατεύουν κατά το δυνατόν οικονομικό (και ως εκ τούτου μικρότερης πολυπλοκότητας) υλικό εξοπλισμό.

## ***1.2 Αντικείμενο Διπλωματικής***

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται με την επίλυση του προβλήματος του SLAM σε ένα αυτόνομο κινούμενο ρομποτικό όχημα. Συγκεκριμένα, εστιάζει στα προβλήματα της αναπαράστασης του κόσμου μέσω ενός τοπολογικού χάρτη, ο οποίος κατασκευάζεται, επεκτείνεται και ενημερώνεται δυναμικά κατά την πλοήγηση του ρομπότ στο χώρο εργασίας του, και της εκτίμησης της θέσης του ρομπότ στο χώρο με τη βοήθεια του αναπαραστατικού μοντέλου του κόσμου.

Η αντίληψη του ρομποτικού οχήματος αναφορικά με το περιβάλλον του στηρίζεται αποκλειστικά σε οπτική πληροφορία, η οποία λαμβάνεται μέσω μίας μονοσκοπικής κάμερας τοποθετημένης πάνω στο σώμα του ρομπότ, ενώ στοιχεία οδομετρίας ή δεδομένα ελέγχου θεωρείται ότι δεν είναι διαθέσιμα. Για το λόγο αυτό εξάγεται μία αδρή εκτίμηση της κίνησης του οχήματος μέσω οπτικής οδομετρίας. Οι κόμβοι του τοπολογικού χάρτη αποτελούνται από κατάλληλα επεξεργασμένες εικόνες που αντιπροσωπεύουν μία συγκεκριμένη περιοχή στο χώρο διάταξης του ρομπότ. Η κωδικοποίηση της οπτικής πληροφορίας των εικόνων γίνεται βάσει ιστογραμμάτων χρώματος, τεχνική η οποία εξυπηρετεί τους σκοπούς της εξοικονόμησης πόρων, τόσο από άποψη υλικοτεχνικού εξοπλισμού, όσο και από άποψη χρόνου.

### 1.2.1 Συνεισφορά

Η συνεισφορά της διπλωματικής συνοψίζεται ως εξής:

1. Μελετήσαμε τρόπους κωδικοποίησης της οπτικής πληροφορίας με διαχωρισμό της εικόνας σε επιμέρους τομείς και καταλήξαμε σε μία βέλτιστη αναπαράσταση με χαμηλές απαιτήσεις μνήμης, υψηλή ταχύτητα σύγκρισης, αλλά ταυτόχρονα αρκετά πλούσια σε χρωματική και γεωμετρική πληροφορία.
2. Αξιολογήσαμε διαφορετικούς χρωματικούς χώρους για την κατασκευή ιστογραμμάτων χρώματος, λαμβάνοντας υπ' όψιν τις συγκεκριμένες συνθήκες και χαρακτηριστικά του μοντελοποιούμενου περιβάλλοντος.
3. Συγκρίναμε ποικίλα κριτήρια αντιστοίχισης εικόνων σε κόμβους με γνώμονα την ταχύτητα και την αξιοπιστία τους.
4. Υλοποιήσαμε έναν αλγόριθμο επίλυσης του προβλήματος του SLAM βασισμένο αποκλειστικά σε οπτική πληροφορία.
5. Αξιολογήσαμε την επίδοση του προτεινόμενου αλγορίθμου με δεδομένα από ένα πραγματικό περιβάλλον εσωτερικού χώρου και διαπιστώσαμε την ικανότητά του να κατασκευάζει ένα συνεπή τοπολογικό χάρτη του κόσμου και να εντοπίζει αξιόπιστα τη θέση του ρομπότ μέσα σε αυτόν.
6. Τέλος, προτείνουμε κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα βασισμένη στα ενθαρρυντικά αποτελέσματα του υλοποιούμενου αλγορίθμου, με συγχώνευση δεδομένων από περισσότερους τύπους αισθητήρων και δυνατότητες συμπερασμού βάσει λογικής υψηλότερης τάξης.

### ***1.3 Οργάνωση Κειμένου***

Εργασίες σχετικές με το αντικείμενο της διπλωματικής παρουσιάζονται συνοπτικά στο Κεφάλαιο 2. Στο Κεφάλαιο 3 αναλύονται κάποια στοιχεία θεωρίας πάνω στα οποία θεμελιώνεται η εργασία. Το Κεφάλαιο 4 συζητά θέματα μοντελοποίησης του προβλήματος και αναπαράστασης των δεδομένων. Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται η προτεινόμενη προσέγγιση για την επίλυση του προβλήματος Ταυτόχρονης Εκτίμησης Θέσης και Χαρτογράφησης, βασισμένη στην τοπολογική αναπαράσταση του χώρου με χρήση ιστογραμμάτων και μοναδικό αισθητήριο όργανο μία απλή, μονοσκοπική κάμερα. Η πειραματική επαλήθευση και αξιολόγηση της μεθόδου, καθώς και τα προκύπτοντα αποτελέσματα, παρατίθενται στο Κεφάλαιο 6. Στο Κεφάλαιο 7 συνοψίζονται τα συμπεράσματα και προτείνονται μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις, ενώ τέλος στο Παράρτημα που ακολουθεί αναφέρονται οι τεχνικές λεπτομέρειες που σχετίζονται με την ανάπτυξη και υλοποίηση της μεθόδου.

# 2

## *Βιβλιογραφική Επισκόπηση*

Στην προσπάθεια σχεδιασμού αληθινά αυτόνομων κινούμενων ρομπότ είναι αναγκαία, για λόγους που αναφέρθηκαν στην εισαγωγή, η ικανότητα του ρομποτικού οχήματος να εντοπίζει τη θέση του μέσα στο χώρο εργασίας. Για το σκοπό αυτό καλείται να επιτελεί, συγχρόνως με την κύρια αποστολή του, και τις δευτερεύουσες λειτουργίες της εκτίμησης της θέσης του και της χαρτογράφησης του περιβάλλοντος χώρου. Παράλληλα, ένα εύρωστο σύστημα εντοπισμού της θέσης του ρομπότ έχει ανάγκη από ένα εξωτερικό αισθητήριο όργανο που να παρέχει πλούσια πληροφορία, ώστε να δίνει στο σύστημα τη δυνατότητα να διακρίνει αξιόπιστα γειτονικές τοποθεσίες. Για λόγους που σχετίζονται με ποικίλα πλεονεκτήματα αλλά κυρίως χάρις στο χαμηλό κόστος, οι κάμερες προτιμούνται ολοένα και περισσότερο ως αισθητήριο όργανο, καθιστώντας τη ρομποτική όραση ισχυρό σύμμαχο στην προσπάθεια σχεδιασμού αυτόνομων ρομποτικών συστημάτων με ευρεία αντίληψη και αυξημένη λειτουργικότητα.

Το κεφάλαιο ακολουθεί την εξής δομή: Στις Ενότητες 2.1 και 2.2 παρουσιάζονται εργασίες σχετικές με Εκτίμηση Θέσης και SLAM αντίστοιχα. Εργασίες με αντικείμενο τη Ρομποτική Όραση εξετάζονται στην Ενότητα 2.3. Τέλος, στην Ενότητα 2.4 συζητούνται εργασίες που αφορούν στην Ταυτόχρονη Εκτίμηση Θέσης και Χαρτογράφηση με βάση Οπτική Πληροφορία.

### ***2.1 Εκτίμηση Θέσης***

Το πρόβλημα του αυτο-εντοπισμού της θέσης ενός ρομπότ συνίσταται, κατά βάση, στην εκτίμηση της θέσης του μέσα στο χώρο, δεδομένων μίας αναπαράστασης του περιβάλλοντος

(χάρτη) και μετρήσεων των αισθητηρίων οργάνων του (παρατηρήσεων). Έχει αποτελέσει αντικείμενο μελέτης και έρευνας για πάνω από τρεις δεκαετίες και για την επίλυσή του έχουν προταθεί και υλοποιηθεί επιτυχώς πολλά και διαφορετικά μοντέλα και μεθοδολογίες. Ωστόσο, λόγω της μεγάλης σημασίας του αλλά και της πολυδιάστατης υφής του, το πρόβλημα της εκτίμησης θέσης παραμένει ανοιχτό. Εξαιτίας των εξειδικευμένων απαιτήσεων και χαρακτηριστικών κάθε ρομποτικής εφαρμογής, ακόμα και για αυτό το θεμελιώδες πρόβλημα δεν υπάρχει μέχρι σήμερα μία βέλτιστη λύση που να ενδείκνυται σε κάθε περίπτωση, όπως μπορεί εύκολα να διαπιστωθεί εξετάζοντας την πλατιά σχετική βιβλιογραφία, [1], [2].

Επιχειρώντας μία αδρή κατάταξη των υπαρχόντων μεθόδων, μπορεί κανείς να τις διακρίνει σε τοπικές (local) και καθολικές (global) τεχνικές. Οι πρώτες εκτιμούν προοδευτικά τη θέση του ρομπότ με βάση την προηγούμενη εκτίμηση. Απαραίτητη προϋπόθεση είναι η γνώση (έστω προσεγγιστικά) της αρχικής θέσης, ενώ δύσκολα αποκαθίσταται ορθή λειτουργία μετά από τυχόν αστοχία. Αντίθετα, οι τεχνικές καθολικής εκτίμησης είναι ικανές να εντοπίσουν τη θέση του ρομπότ χωρίς καμία πληροφορία για την αρχική κατάσταση. Η μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα αυτών των τεχνικών αντισταθμίζεται από τις μεγαλύτερες απαιτήσεις τους σε υπολογιστικούς πόρους σε σχέση με τις πρώτες.

Τα κινούμενα ρομπότ συλλέγουν πληροφορίες για την κατάστασή τους και το χώρο που τα περιβάλλει μέσω των αισθητήρων που διαθέτουν, οι οποίοι μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ως εξής:

- ιδιοδεκτικοί (proprioceptive) αισθητήρες είναι όλοι εκείνοι που μετρούν μεγέθη τα οποία σχετίζονται με το ίδιο το ρομπότ, όπως η ταχύτητα/επιτάχυνση των κινητήρων, η διάταξη των αρθρώσεων, η διεύθυνση σε σχέση με το μαγνητικό πεδίο της γης και άλλα. Τέτοιοι αισθητήρες είναι οι κωδικοποιητές (encoders), τα γυροσκόπια, τα επιταχυνσιόμετρα, οι πυξίδες και άλλοι.
- εξωτερικοί (exteroceptive) αισθητήρες είναι εκείνοι που μετρούν μεγέθη τα οποία σχετίζονται με το εξωτερικό περιβάλλον, όπως η απόσταση από αντικείμενα, ο ήχος, η ένταση ή λοιπά χαρακτηριστικά προσπίπτουσας φωτεινής ακτινοβολίας, η ταχύτητα και η πυκνότητα του ατμοσφαιρικού αέρα και άλλα. Τέτοιοι αισθητήρες είναι οι αισθητήρες απόστασης με υπέρυθρες / με υπερήχους / με λέιζερ, οι διαφορών τύπων κάμερες (μονοσκοπικές, στερεοσκοπικές, καταδιοπτρικές), οι αισθητήρες ήχου / μικρόφωνα και άλλοι.

Συνήθως γίνεται συνδυασμός των δύο τύπων πληροφορίας μέσω κάποιου φιλτραρίσματος, με πλέον διαδεδομένη τεχνική εκείνη του Επεκτεταμένου Φίλτρου Kalman (Extended Kalman Filter – EKF).

### **2.1.1 Τεχνικές Τοπικού Εντοπισμού**

Η απλούστερη μέθοδος εκτίμησης της θέσης ενός αυτόνομα κινούμενου οχήματος είναι γνωστή ως Υπολογισμός μέσω Επαγωγής (Deduced/Dead Reckoning). Η τεχνική αυτή συνίσταται στον καθορισμό της τρέχουσας θέσης με βάση τόσο την προηγούμενη εκτίμηση, όσο και πληροφορία σχετικά με την πορεία και την ταχύτητα του οχήματος για δεδομένη χρονική περίοδο. Συνηθέστερα η μέθοδος αναφέρεται ως Οδομετρία, καθώς υπάρχουν ενσωματωμένα όργανα στα περισσότερα κινούμενα ρομποτικά οχήματα που παρέχουν τα απαραίτητα δεδομένα [1].

Μία πιο περίπλοκη υλοποίηση Υπολογισμού μέσω Επαγωγής επιτυγχάνεται με Μονάδες Πλοήγησης βάσει Αδράνειας (Inertial Navigation Units – INUs), που χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο σε Μη Επανδρωμένα Ιπτάμενα Οχήματα (Unmanned Aerial Vehicles – UAVs) [3] ή σε κινούμενα ρομπότ με αρθρώσεις αντί τροχών.

Η εκτίμηση της θέσης πραγματοποιείται με την ολοκλήρωση μετρήσεων γωνιακής και γραμμικής επιτάχυνσης, που λαμβάνονται από γυροσκόπια και επιταχυνσιόμετρα αντιστοίχως. Όλα τα προαναφερθέντα όργανα είναι επιρρεπή τόσο σε συστηματικά σφάλματα (ανακρίβεια κινηματικών μοντέλων και μοντέλων των αισθητήρων) όσο και σε στοχαστικά σφάλματα (θόρυβος μετρήσεων). Η διαδικασία ολοκλήρωσης, που ακολουθείται από τη μέθοδο Υπολογισμού μέσω Επαγωγής, επιφέρει αναπόφευκτα συσσώρευση σφαλμάτων, κατά τρόπο που, αν δεν είναι διαθέσιμη επιπλέον πληροφορία από κάποιον άλλο μηχανισμό απόλυτου εντοπισμού θέσης, οδηγούμαστε στη δίχως όρια αύξηση του σφάλματος θέσης, καθώς το ρομπότ εξακολουθεί να κινείται.

Παρά τα όποια μειονεκτήματα και περιορισμούς, ο Υπολογισμός μέσω Επαγωγής παραμένει δημοφιλής τεχνική όσον αφορά στην πλοήγηση μικρών αποστάσεων.

### **2.1.2 Τεχνικές Καθολικού Εντοπισμού**

Έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές καθολικής εκτίμησης θέσης, ανάλογα με την αναπαράσταση του περιβάλλοντος χώρου. Μία από τις πλέον διαδεδομένες περιγραφές του χώρου είναι ο χάρτης οροσήμων. Ως ορόσημο ορίζεται ένα εξέχον χαρακτηριστικό του κόσμου, το οποίο είναι το ρομποτικό όχημα σε θέση να αναγνωρίζει επιτυχώς σε διαδοχικές χρονικές στιγμές. Τα ορόσημα διαχωρίζονται σε φυσικά και τεχνητά. Φυσικά ορόσημα θεωρούνται αντικείμενα ή χαρακτηριστικά που είναι ήδη παρόντα στο περιβάλλον και η αξιοποίησή τους απαιτεί αλγόριθμους εξαγωγής χαρακτηριστικών από μη επεξεργασμένα δεδομένα. Τεχνητά ορόσημα είναι ειδικά σχεδιασμένα αντικείμενα ή σημάδια τοποθετημένα κατάλληλα στο χώρο με σκοπό την υποβοήθηση της πλοήγησης του ρομπότ [1]. Οι πλειοψηφία των μεθόδων χρησιμοποιεί μετρήσεις της απόστασης ή/και γωνίας των οροσήμων σε σχέση με το ρομπότ και από τη γνώση της θέσης

των οροσήμων εκτιμά τη θέση του ρομπότ. Τα τεχνητά ορόσημα ανιχνεύονται ευκολότερα και με μεγαλύτερη αξιοπιστία από ό,τι τα φυσικά. Παρ' όλα αυτά, τα τεχνητά ορόσημα απαιτούν μεταποίηση του περιβάλλοντος, και ως εκ τούτου, τα συστήματα που βασίζονται σε φυσικά ορόσημα συχνά προτιμούνται. Διάφορα χαρακτηριστικά στοιχεία έχουν κατά καιρούς χρησιμοποιηθεί ως φυσικά ορόσημα: γωνίες, πόρτες, φώτα οροφής, συστήματα εξαερισμού και χαρακτηριστικά κτίρια. Λόγω του ότι τα περισσότερα συστήματα που βασίζονται σε ορόσημα είναι σχεδιασμένα για συγκεκριμένα περιβάλλοντα, σπάνια μπορούν εύκολα να χρησιμοποιηθούν σε περιβάλλοντα ανόμοιου τύπου.

Μία διαφορετική, αλλά εξίσου δημοφιλής, περιγραφή του περιβάλλοντος αποτελείται από ένα πλέγμα κατάληψης ([4]). Η αναπαράσταση αυτή περιλαμβάνει την διακριτοποίηση του περιβάλλοντος χώρου σε κυψέλες, σημασμένες με αριθμητικές τιμές στο διάστημα 0 έως 1, όπου το 0 υποδηλώνει με βεβαιότητα ελεύθερο κελί, ενώ το 1 υποδηλώνει με βεβαιότητα καταλελειμμένο κελί. Υπό αυτή τη θεώρηση, η θέση του ρομπότ εκτιμάται βάσει της αντιστοίχισης ενός τοπικού χάρτη, κατασκευασμένου από τις τρέχουσες παρατηρήσεις, σε κάποια περιοχή του εκ των προτέρων γνωστού συνολικού χάρτη ([5]).

Τα τελευταία χρόνια, έχει μελετηθεί πλήθος πιθανοτικών μεθοδολογιών για την αντιμετώπιση του συνολικού προβλήματος της εκτίμησης θέσης. Παραδείγματος χάριν, το μοντέλο Markov υπολογίζει μία διακριτή προσέγγιση κατανομής πιθανότητας επί του συνόλου των πιθανών θέσεων του ρομπότ. Οι τεχνικές οι οποίες προτείνονται στα [6] και [7] αποτελούν μία πρώτη εφαρμογή των Φίλτρων Σωματιδίων (Particle Filters) στον τομέα της κινητής ρομποτικής. Η βασική ιδέα συνίσταται στην προσέγγιση της κατανομής πιθανότητας της θέσης του ρομπότ μέσω ενός ορισμένου πλήθους δειγμάτων θέσης, ή αλλιώς σωματιδίων, τα οποία παράγονται σύμφωνα με τα πιθανοτικά μοντέλα της κίνησης του ρομπότ και της διαδικασίας παρατήρησης του περιβάλλοντος. Η συγκεκριμένη προσέγγιση παρουσιάζει έναν αριθμό από επιθυμητές ιδιότητες: ικανότητα αντιμετώπισης τυχαίων κατανομών πιθανότητας, σταθερός χρόνος επικαιροποίησης εκτίμησης βάσει των παρατηρήσεων (εξάρτηση μόνο από την τάξη του συνόλου των σωματιδίων), ακρίβεια ευθέως ανάλογη της διαθεσιμότητας σε υπολογιστικούς πόρους (καθώς χρησιμοποιείται ανάλογος αριθμός σωματιδίων).

Αξίζει να σημειωθεί ότι οι μέθοδοι που βασίζονται στο EKF μπορούν να θεωρηθούν μοντέλα Markov, με την προϋπόθεση της μοντελοποίησης της θέσης του ρομπότ μέσω μίας μονοκόρυφης κατανομής Gauss. Πειραματικές συγκρίσεις έχουν δείξει πως οι μέθοδοι που βασίζονται στο EKF παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια, αλλά μικρότερη ευρωστία, εφόσον αδυνατούν να εκτιμήσουν την απόλυτη θέση του ρομποτικού οχήματος, αλλά και να επανέλθουν σε ορθή λειτουργία μετά από τυχόν αστοχία του συστήματος.

Για την υπερπήδηση αυτού του εμποδίου, προτάθηκε ο αλγόριθμος Παρακολούθησης Πολλαπλών Υποθέσεων στο [8]. Σύμφωνα με αυτόν, λαμβάνουν χώρα διαδοχικοί έλεγχοι



υποθέσεων συνδυάζοντας τις εκτιμήσεις του φίλτρου Kalman με όλες τις πιθανές διαφορούμενες συσχετίσεις παρατηρήσεων-οροσήμων. Καθώς εξάγονται νέα χαρακτηριστικά, το πλήθος των έγκυρων υποθέσεων ελαττώνεται, έως ότου τελικώς καθορίζεται μία και μοναδική εκτίμηση θέσης.

Στα [9] και [10] υιοθετείται μία διαφορετική προσέγγιση, βασισμένη στην υπόθεση ότι τόσο ο θόρυβος των μετρήσεων όσο και οι μοντελοποιημένες αβεβαιότητες είναι άγνωστα αλλά φραγμένα μεγέθη. Αυτή η υπόθεση στηρίζεται στο γεγονός πως σε πολλές πρακτικές περιπτώσεις η μόνη διαθέσιμη πληροφορία είναι ένα άνω όριο στα σφάλματα μοντελοποίησης και μέτρησης. Σαν αποτέλεσμα αυτής της επιλογής, όλες οι εκτιμήσεις προκύπτουν ως δυνατά σύνολα αβεβαιοτήτων, αντικατοπτρίζοντας εκείνες τις περιοχές μέσα στις οποίες βρίσκονται με βεβαιότητα τα προς εκτίμηση μεγέθη.

Τέλος, έχουν αναπτυχθεί και τεχνικές εκτίμησης της θέσης αμιγώς βασισμένες στη ρομποτική όραση. Στο [11] χρησιμοποιούνται ιστογράμματα χρώματος από διαφορετικούς χρωματικούς χώρους και υλοποιείται ένα σύστημα «ψηφοφορίας», όπου συμμετέχουν όλα τα χρωματικά κανάλια, το οποίο λειτουργεί σε ένα πλαίσιο ασαφούς λογικής. Το [12] προτείνει μία μέθοδο σχηματισμού ενός «αποτυπώματος» κάθε εικόνας, αποτελούμενου από ακμές και χρωματικά ομοιογενείς περιοχές, και αναγωγής του σε συμβολοσειρά. Η αντιστοίχιση των αποτυπωμάτων των εικόνων σε κόμβους μπορεί, στη συνέχεια, να πραγματοποιηθεί με χρήση ήδη υπάρχοντων, αποδεδειγμένα αποδοτικών αλγορίθμων σύγκρισης συμβολοσειρών και πινάκων κόστους σύγκρισης. Ιστογράμματα χρώματος χρησιμοποιούνται και στο [13]. Η εκτίμηση της θέσης επιτυγχάνεται μέσω της παρατήρησης χρωματικών οροσήμων από διαφορετικές οπτικές γωνίες (καθώς το ρομπότ κινείται) και της χρήσης στερεοσκοπικών τεχνικών για τον υπολογισμό της θέσης του ρομποτικού οχήματος. Το [14] μελετά μία μεθοδολογία τοπολογικής χαρτογράφησης με χαρακτηριστικά τύπου SURF (βλέπε Ενότητα 2.3). Η τεχνική έχει τη δυνατότητα να προσαρμόζεται στις αλλαγές ενός πραγματικού, δυναμικού περιβάλλοντος, υλοποιώντας ένα μοντέλο βραχυπρόθεσμης και μακροπρόθεσμης μνήμης, ανάλογο του τρόπου αποθήκευσης πληροφοριών από τον άνθρωπο.

## **2.2 SLAM**

Οι μέθοδοι που περιγράφηκαν στην προηγούμενη ενότητα εκτιμούν τη θέση ενός κινούμενου ρομποτικού οχήματος, προϋποθέτοντας πρότερη γνώση του κόσμου. Παρομοίως, το πρόβλημα της απόκτησης ενός ακριβούς χωρικού μοντέλου αναπαράστασης του φυσικού περιβάλλοντος (χάρτη), θεωρώντας γνωστή τη θέση του ρομπότ, έχει αποτελέσει αντικείμενο ευρείας μελέτης [15]. Παρ' όλα αυτά, στην πλειοψηφία των ρομποτικών εφαρμογών στον πραγματικό κόσμο απαιτείται η ταυτόχρονη επίλυση των δύο προβλημάτων, λόγω μη διαθεσιμότητας ενός χάρτη του περιβάλλοντος. Η απαίτηση αυτή είναι γνωστή ως το πρόβλημα

της Ταυτόχρονης Εκτίμησης Θέσης και Χαρτογράφησης (SLAM) και αναφέρεται στην επιδίωξη κατασκευής ενός χάρτη του περιβάλλοντος, συγχρόνως με την επιδίωξη εκτίμησης της θέσης του ρομπότ μέσα στο χάρτη αυτό.

Η συντριπτική πλειοψηφία των τεχνολογικά προηγμένων αλγορίθμων για SLAM είναι πιθανοτικοί. Θα μπορούσε κανείς να τους κατηγοριοποιήσει περαιτέρω σε ικανούς για εκτέλεση σε πραγματικό χρόνο (προοδευτικοί) ή απαιτούντες πολλαπλά στάδια επεξεργασίας των δεδομένων, σε απαιτούντες ακριβείς πληροφορίες θέσης για τη δημιουργία χάρτη ή ικανούς να το κάνουν χρησιμοποιώντας αποκλειστικά πληροφορίες οδομετρίας, σε κατάλληλους για χειρισμό προβλημάτων συσχέτισης μεταξύ δεδομένων καταγεγραμμένων σε διαφορετικές χρονικές στιγμές ή απαιτούντες τα στοιχεία του περιβάλλοντος να φέρουν αναγνωριστικά που τα καθιστούν μονοσήμαντα ταυτοποίησιμα. Μία εναλλακτική κατηγοριοποίηση, καταλληλότερη για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας, κατατάσσει τους αλγόριθμους με βάση τον τρόπο αναπαράστασης του κόσμου σε τρεις κύριες κατηγορίες: τοπολογικοί, βασισμένοι σε πλέγμα και βασισμένοι σε χαρακτηριστικά. Ενώ η πρώτη κατηγορία περιγράφει τη διασύνδεση διαφορετικών τοποθεσιών, οι άλλες δύο βασίζονται στις γεωμετρικές ιδιότητες του περιβάλλοντος. Υπάρχουν, επίσης, αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν μία υβριδική αναπαράσταση, αλλά θεωρούνται μάλλον συνδυασμός των παραπάνω κατηγοριών, παρά ξεχωριστή κατηγορία.

Πολλές μέθοδοι έχουν προταθεί για την αναπαράσταση του περιβάλλοντος στο πλαίσιο των αναγκών της ρομποτικής χαρτογράφησης, από ακριβείς γεωμετρικούς χάρτες βασισμένους σε μη επεξεργασμένα δεδομένα ή ευθείες, έως αμιγώς τοπολογικούς χάρτες και χρήση συμβολικών αναπαραστάσεων. Κάθε μία από αυτές τις μεθόδους είναι βέλτιστη αναφορικά με ορισμένα χαρακτηριστικά, αλλά μπορεί να είναι πολύ απογοητευτική υπό διαφορετικές συνθήκες και προδιαγραφές. Οι μετρικοί χάρτες είναι κατάλληλοι όταν το ρομπότ χρειάζεται να γνωρίζει τη θέση του με ακρίβεια, υπό την έννοια συγκεκριμένων συντεταγμένων, σε ένα σύστημα αξόνων. Παρ' όλα αυτά, σε κτίρια γραφείων με διαδρόμους και αίθουσες ή σε δρόμους, η τοπολογία σημαντικών τοποθεσιών και η διασύνδεσή τους πιθανώς να επαρκούν για ασφαλή πλοήγηση. Η τοπολογική προσέγγιση καταλήγει σε μία συμπαγή αναπαράσταση και επιτρέπει τη χρήση συμβολικής λογικής υψηλού επιπέδου στη σχεδίαση του χάρτη και την πλοήγηση, καθώς οι τοπολογικοί χάρτες είναι λιγότερο πολύπλοκοι και δίνουν τη δυνατότητα για περισσότερο αποδοτικό σχεδιασμό ενεργειών από ό,τι οι μετρικοί χάρτες. Επιπροσθέτως, είναι ευκολότερη η επίτευξη και διατήρηση καθολικής συνέπειας για τους τοπολογικούς χάρτες παρά για τους μετρικούς. Ο αναγνώστης παραπέμπεται στο [15] για μία περιεκτική σύνοψη της ερευνητικής προόδου στη ρομποτική χαρτογράφηση.

### **2.2.1 Τοπολογική Προσέγγιση**

Ορμώμενες από την παρατήρηση της ανθρώπινης ικανότητας επιτυχούς πλοήγησης, παρά τη μικρή ακρίβεια των αισθητηρίων οργάνων και παρουσία ελλιπούς γνώσης, οι τοπολογικές τεχνικές υιοθετούν μία ποιοτική περιγραφή του περιβάλλοντος χώρου και όχι την κατασκευή ενός μετρικά ακριβούς χάρτη. Διακριτές τοποθεσίες και μονοπάτια καθορίζονται από τις ιδιότητές τους σε επίπεδο ελέγχου και μεταφράζονται σε κόμβους και ακμές του τοπολογικού μοντέλου. Κατά τη διάρκεια της εξερεύνησης, η αντιστοίχιση των τοποθεσιών επιτυγχάνεται με τη βοήθεια τοπολογικών περιορισμών, καθώς επίσης και τοπικών μετρικών συγκρίσεων. Εν γένει, αυτή η προσέγγιση ενδείκνυται για πλοήγηση σε απλά περιβάλλοντα και δημιουργία μοντέλων ανθρώπινης αντίληψης. Στα [16] και [17] προτείνεται μία νέα τεχνική επίλυσης του SLAM σε πραγματικό χρόνο, η οποία βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα και στη μοντελοποίηση των δεδομένων εισόδου ως ένα είδος «εμπειριών», ενώ αντλεί τη θεωρητική της θεμελίωση από μελέτες της δομής και λειτουργίας του ιππόκαμπου του εγκεφάλου των τρωκτικών.

Εντούτοις, συχνά είναι απαραίτητος ένας μετρικός χάρτης ακριβείας για την επιτυχή ολοκλήρωση της αποστολής.

### **2.2.2 Προσέγγιση βασισμένη σε Πλέγμα**

Αυτή η προσέγγιση συνιστά την απλούστερη πρόταση για χαρτογράφηση. Το περιβάλλον αναπαρίσταται σαν ένα πλέγμα κατάληψης, δηλαδή μία διακριτοποίηση του χώρου σε κυψέλες, σημασμένες με μία αριθμητική τιμή, υποδηλούσα την πιθανότητα κατάληψης του συγκεκριμένου τμήματος του χώρου. Τα δεδομένα των αισθητήρων επιτρέπουν τη δημιουργία ενός τοπικού πλέγματος, χαρακτηριστικού της τρέχουσας θέσης του ρομπότ. Μία αναζήτηση στο ήδη υπάρχον πλέγμα κατάληψης καταδεικνύει τη βέλτιστη αντιστοίχιση. Η διάταξη του ρομπότ που καταλήγει στη μέγιστη δυνατή συσχέτιση επιλέγεται ως εκτίμηση της θέσης του. Εφόσον πραγματοποιηθεί ο εντοπισμός της θέσης το τοπικό πλέγμα συγχωνεύεται με το συνολικό, περιορίζοντας έτσι την αβεβαιότητα του χάρτη.

Το κύριο μειονέκτημα της τεχνικής του πλέγματος κατάληψης είναι το πραγματικά υψηλό κόστος υπολογισμού και αποθήκευσης. Επιπροσθέτως, η αποτελεσματικότητα τέτοιων τεχνικών εξαρτάται έντονα από την ακρίβεια της μοντελοποίησης του συστήματος μέτρησης, καθώς τυχόν παρερμηνεία θορυβωδών δεδομένων μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα ασυνεπείς χάρτες.

### 2.2.3 Προσέγγιση βασισμένη σε Χαρακτηριστικά

Σε αυτή την προσέγγιση το περιβάλλον αναπαρίσταται ως ένα σύνολο αξιοσημείωτων αναγνωριστικών (οροσήμων), των οποίων οι θέσεις πρέπει να εκτιμηθούν, παράλληλα με τη θέση του ρομπότ. Τα χαρακτηριστικά εξάγονται από τα δεδομένα που λαμβάνονται από τα αισθητήρια όργανα και μπορεί να περιλαμβάνουν σημεία, κορμούς δέντρων, στύλους, εξέχοντα κτίρια (εξωτερικά περιβάλλοντα) ή γωνίες, ευθύγραμμα τμήματα, σημεία με συγκεκριμένα οπτικά χαρακτηριστικά (εσωτερικά περιβάλλοντα) και άλλα.

Μία παλαιότερη έρευνα ([18]) προτείνει ένα αλγόριθμο για SLAM βασισμένο στο EKF, ο οποίος δημιουργεί ένα χάρτη δισδιάστατων σημειακών οροσήμων. Αντίθετα, το αρκετά μεταγενέστερο [19] υλοποιεί ένα διαφορετικό αλγόριθμο, βασισμένο σε ένα φίλτρο σωματιδίων τύπου Rao-Blackwell, με λογαριθμική πολυπλοκότητα και δυνατότητα ενσωμάτωσης αρνητικής πληροφορίας. Στο [20] προτείνεται ένας αλγόριθμος χαρτογράφησης με EKF και χρήση ευθύγραμμων τμημάτων ως χαρακτηριστικών. Σε αυτή την εργασία, η αβεβαιότητα των ευθύγραμμων χαρακτηριστικών αναπαρίσταται σε συνάρτηση με το καθολικό πλαίσιο του χάρτη, έχοντας επίδραση μοχλοβραχίονα, εφόσον η αβεβαιότητα του χαρακτηριστικού παρουσιάζει εξάρτηση από την ίδια τη θέση του. Με σκοπό την εξάλειψη του προβλήματος αυτού εισάγεται, στο [21] το μοντέλο Συμμετριών και Διαταραχών (SP-model), μία αναπαράσταση που επιτρέπει την έκφραση της αβεβαιότητας των χαρακτηριστικών σε σχέση με ένα πλαίσιο αναφοράς, προσκολλημένο στο εκάστοτε χαρακτηριστικό – αίροντας με αυτό τον τρόπο την εξάρτηση από τη θέση του χαρακτηριστικού. Στο [22] εκτελείται SLAM σε ένα δυναμικό περιβάλλον εσωτερικού χώρου με χρήση EKF και εξαγωγή ευθύγραμμων χαρακτηριστικών από δεδομένα αισθητήρα απόστασης με λέιζερ, σύμφωνα με το μοντέλο SP.

Τα σφάλματα εκτίμησης των θέσεων των οροσήμων είναι αναπόδραστα ετεροσυσχετισμένα, από τη στιγμή που εξαρτώνται από σχετικές μετρήσεις στις ήδη αβέβαιες θέσεις του ρομποτικού οχήματος. Στο [23], όπου επιτελείται SLAM σε εξωτερικό χώρο με χρήση EKF και τεχνητών οροσήμων, αποδεικνύεται πως οι εκτιμήσεις για τα ορόσημα τείνουν, με την πάροδο του χρόνου, να συσχετιστούν πλήρως. Για το λόγο αυτό, η διατήρηση της μήτρας συσχέτισης πλήρους κατάστασης είναι κυρίαρχης σημασίας, όσον αφορά στη συνέπεια του χάρτη. Δυστυχώς, η εξερεύνηση μεγάλων περιοχών με υψηλή πυκνότητα χαρακτηριστικών συνεπάγεται ένα υπολογιστικό κόστος για την ενημέρωση της μήτρας συσχέτισης πλήρους κατάστασης που σύντομα καθίσταται απαγορευτικό για εκτέλεση σε πραγματικό χρόνο, περιορίζοντας συνεπώς την τεχνική σε μεσαίου μεγέθους περιβάλλοντα. Μία απλή στρατηγική για τη μείωση του κόστους ενός αλγορίθμου SLAM είναι ο καθορισμός ενός μέγιστου αριθμού χαρακτηριστικών, «ξεχνώντας» μακρινά χαρακτηριστικά. Μία τέτοια επιλογή βελτιώνει ξεκάθαρα την αποδοτικότητα, απορρίπτοντας όμως σημαντικό μέρος της διαθέσιμης πληροφορίας. Άλλες λύσεις για τη μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας περιλαμβάνουν τη διαίρεση του περιβάλλοντος

σε αλληλεπικαλυπτόμενες υποπεριοχές, καθεμία με το δικό της συνολικό στοχαστικό χάρτη με εύλογα μικρό πλήθος χαρακτηριστικών.

Γενικώς, όλες αυτές οι προσεγγίσεις εξακολουθούν να απαιτούν τετραγωνικό χρόνο για τη διατήρηση καθολικής συνέπειας μεταξύ διαφορετικών υποχαρτών, καθώς επίσης έχουν και τετραγωνικές απαιτήσεις αποθήκευσης. Μία εναλλακτική προσέγγιση είναι αυτή που προτείνεται στο [24], βασισμένη στην πληροφοριακή μορφή (information form) του EKF. Με αφορμή την παρατήρηση πως, στο πρόβλημα του SLAM, η μήτρα συσχέτισης είναι εν γένει πυκνή, σε αντίθεση με την αντίστροφή της (την μήτρα πληροφορίας – information matrix), που είναι εκ φύσεως αραιή, αναπτύσσεται μία τεχνική σταθερού χρόνου.

#### **2.2.4 Υβριδική Προσέγγιση**

Τέλος, σε μία προσπάθεια συνδυασμού των πλεονεκτημάτων των ανωτέρω μεθοδολογιών, έχουν αναπτυχθεί υβριδικά μοντέλα αναπαράστασης του χώρου, τα οποία πραγματοποιούν συγκερασμό των δύο τύπων πληροφορίας (γεωμετρικής και τοπολογικής) και συνιστούν μία πολλά υποσχόμενη πρόταση για την αντιμετώπιση των μεγάλων σε έκταση και περίπλοκων περιβαλλόντων του πραγματικού κόσμου. Το [25] χρησιμοποιεί μία τέτοια τεχνική, η οποία κατά βάση προσαρτά τοπικούς μετρικούς χάρτες (κατάλληλους για τη γεωμετρική εκτίμηση της θέσης του ρομπότ) στους κόμβους της γραφηματικής αναπαράστασης του περιβάλλοντος (κατάλληλης για σχεδιασμό ενεργειών ή λογική συμπερασματολογία υψηλού επιπέδου).

Για λόγους πληρότητας αξίζει να σημειωθεί, ότι δεδομένης της δυσκολίας χειρισμού μεγάλων χαρτών, το υπολογιστικό και αποθηκευτικό κόστος της χαρτογράφησης μπορεί να διαμοιραστεί μεταξύ περισσοτέρων ρομποτικών οχημάτων. Στην προσέγγιση πολλαπλών ρομπότ (multi-robot), κάθε ρομποτικό όχημα σχεδιάζει έναν μικρού μεγέθους τοπικό χάρτη, έχοντας να εντοπίσει εύλογα μικρό πλήθος χαρακτηριστικών (ελαφρύ υπολογιστικό φορτίο), και στη συνέχεια πραγματοποιείται συγχώνευση των επιμέρους τοπικών αλλά αλληλεπικαλυπτόμενων χαρτών, σχηματίζοντας το συνολικό χάρτη του κόσμου. Ο αναγνώστης μπορεί να ανατρέξει στα [26], [27] και [28] για μία εκτενέστερη παρουσίαση της πρόσφατης ερευνητικής προόδου στον τομέα της κατανεμημένης ρομποτικής.

### **2.3 Ρομποτική Όραση**

Ένα εύρωστο σύστημα εκτίμησης της θέσης του ρομπότ, εκτός από έναν αποδοτικό αλγόριθμο, έχει ανάγκη, όπως προαναφέρθηκε, και από ένα εξωτερικό αισθητήριο όργανο που να

παρέχει πλούσια πληροφορία, ώστε να δίνει στο σύστημα τη δυνατότητα να διακρίνει αξιόπιστα γειτονικές τοποθεσίες. Πέρα από προφανή πλεονεκτήματα, όπως το μικρό βάρος, το μικρό μέγεθος, και η εξοικονόμηση ενέργειας, που καθιστούν τις κάμερες κατάλληλες για ενσωμάτωση σε οποιαδήποτε διάταξη, ένα επιπρόσθετο όφελος της ρομποτικής όρασης είναι ότι επιτρέπει την υλοποίηση ενός ευρέος φάσματος ουσιαδών λειτουργιών (αποφυγή εμποδίων, παρακολούθηση ανθρώπων, οπτική οδήγηση). Αναφορικά με το SLAM, η όραση προσφέρει πολυάριθμα επιπλέον πλεονεκτήματα: Πρώτον, παρέχει δεδομένα ληφθέντα υπό στερεά γωνία, δίνοντας τη δυνατότητα ανάπτυξης τρισδιάστατων προσεγγίσεων, στις οποίες η θέση του ρομπότ εκφράζεται σε 6 διαστάσεις. Δεύτερον, οι τεχνικές οπτικής εκτίμησης κίνησης παρέχουν ιδιαίτερα ακριβή αποτελέσματα. Τέλος, το σπουδαιότερο ίσως πλεονέκτημα αφορά στην ανίχνευση πολύ εύρωστων χαρακτηριστικών στις εικόνες, παρέχοντας τη δυνατότητα υλοποίησης αλγορίθμων που επιτρέπουν την αντιστοίχιση στοιχείων ακόμα και με σημαντικές μεταβολές στην οπτική γωνία. Τα πλέον δημοφιλή, ίσως, τέτοια χαρακτηριστικά στους κόλπους της κινητής ρομποτικής είναι τα χαρακτηριστικά τύπου SIFT, τα οποία περιγράφονται στο [29]. Τα εν λόγω χαρακτηριστικά παρουσιάζουν ανεξαρτησία από το γραμμικό μετασχηματισμό συντεταγμένων, την περιστροφή περί του οπτικού άξονα και τη μεταβολή της κλίμακας της εικόνας, ενώ η επίδραση της μεταβολής της γωνίας θέασης ή της μερικής απόκρυψης είναι αργή. Στο [30] προτείνεται ένας νέος τύπος τοπικών χαρακτηριστικών (SURF) – αντίστοιχα με τα χαρακτηριστικά τύπου SIFT – που παρουσιάζει βελτιωμένες ιδιότητες: αυξημένη διακριτική ικανότητα, μείωση χρόνου εξαγωγής και αντιστοίχισης χαρακτηριστικών, μεγαλύτερη ευρωστία, μείωση απαιτήσεων αποθήκευσης. Παρόμοιες τεχνικές εφαρμόζονται και στο [31], όπου προτείνεται μία μέθοδος εντοπισμού περιοχών εντός του οπτικού πεδίου οι οποίες χαρακτηρίζονται ως σημεία οπτικού ενδιαφέροντος και χρίζουν, ενδεχομένως, εκτενέστερης εξέτασης.

### ***2.3.1 Τοπολογία Υλικού***

Στη ρομποτική όραση μπορεί κανείς να διακρίνει τρεις βασικές τοπολογίες υλικού:

- *Στερεοσκοπική Κάμερα*

Με ένα σύστημα στερεοσκοπικής όρασης, η θέση των παρατηρούμενων στοιχείων μπορεί να εκτιμηθεί άμεσα από μία και μόνη παρατήρηση: ένα χαρακτηριστικό στοιχείο (σημείο ενδιαφέροντος) μετατρέπεται σε ορόσημο (τρειςδιάστατο σημείο) χάρις στη συσχέτιση του χαρακτηριστικού στις δύο εικόνες που παρέχει το στερεοσκοπικό σύστημα. Στη συνέχεια μπορεί να αναπτυχθεί άμεσα μία επίλυση του προβλήματος του SLAM, χρησιμοποιώντας το μοντέλο του EKF, για τις ανάγκες του οποίου η κατάσταση του φίλτρου αποτελείται από τις παραμέτρους

θέσης του στερεοσκοπικού συστήματος (ή του ρομπότ) στις τρεις διαστάσεις και το σύνολο των τρισδιάστατων συντεταγμένων των οροσήμων.

- Μονοσκοπική Κάμερα

Με αυτή την τοπολογία έρχεται κανείς αντιμέτωπος με το πρόβλημα του SLAM μόνο με Διόπτρευση (Bearing-only SLAM) – μία εξειδικευμένη περίπτωση του πιο γενικού προβλήματος του SLAM με Μερική Παρατηρησιμότητα, στο οποίο οι αισθητήρες δεν παρέχουν αρκετή πληροφόρηση για τον υπολογισμό της ακριβούς θέσης του οροσήμου από μία και μόνη παρατήρηση. Η χρήση ηχοβολιστικών αισθητήρων για παράδειγμα, φέρνει στην επιφάνεια το πρόβλημα του SLAM μόνο με Απόσταση. Μία λύση σε αυτό το πρόβλημα αποτελεί ο συγκερασμός παρατηρήσεων από πολλαπλές θέσεις, καθώς μία και μόνη παρατήρηση δεν είναι αρκετή.

- Καταδιοπτρική Κάμερα

Μία καταδιοπτρική κάμερα (η οποία μπορεί να κατασκευαστεί από μία κάμερα κανονικού φακού στραμμένη προς τα πάνω και ένα σφαιρικό ανακλαστήρα) παρέχει εικόνες ολόκληρου του αμέσου περιβάλλοντος του ρομπότ (κυκλική κάλυψη). Το σπουδαιότερο πλεονέκτημά της είναι το γεγονός ότι παρουσιάζει ανεξαρτησία από την περιστροφή του οπτικού άξονα, δηλαδή, η ίδια περιοχή του περιβάλλοντος συλλαμβάνεται ανεξαρτήτως διεύθυνσης του ρομποτικού οχήματος. Ένα άλλο πλεονέκτημα αποτελεί το ευρύ οπτικό πεδίο, το οποίο με τη σειρά του μειώνει τον αριθμό των εικόνων που απαιτούνται για την αναπαράσταση μίας τοποθεσίας. Το ευρύ οπτικό πεδίο, επίσης, καθιστά το σύστημα ανεκτικό σε μικρές αλλαγές του περιβάλλοντος. Οι εικόνες που συλλέγονται με μία καταδιοπτρική κάμερα είναι φυσικά παραμορφωμένες. Γνωρίζοντας το μοντέλο σχηματισμού της εικόνας μπορεί κανείς να διορθώσει κάποιες παραμορφώσεις, ούτως ώστε να αποκτήσει πανοραμικές όψεις ή κατόψεις. Στην πανοραμική όψη, κάθε ευθεία σάρωσης περιλαμβάνει τις προβολές όλων των ορατών υπό σταθερή γωνία ανύψωσης σημείων. Έτσι, το «ξεδίπλωμα» συνίσταται στην αντιστοίχιση ομόκεντρων κύκλων σε ευθείες. Οι κατόψεις λαμβάνονται με ακτινική διόρθωση περί του κέντρου της εικόνας. Η κάτοψη είναι μία ορθογραφική προβολή του εδάφους υπό κλίμακα και απλοποιεί σημαντικά το μηχανισμό πλοήγησης. Το κύριο μειονέκτημα αυτής της τοπολογίας είναι η μειωμένη ευκρίνεια, σαν συνέπεια της φυσικής παραμόρφωσης της εικόνας.

### 2.3.2 Αναπαράσταση Οπτικής Πληροφορίας

Στα πλαίσια της όρασης υπολογιστών έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι αναπαράστασης εικόνων. Μερικές από αυτές είναι οι εξής: απόδοση συγκεκριμένης Τιμής ανά Εικονοστοιχείο, Ιστογράμματα Χρώματος, Ανάλυση Βασικών Συνιστωσών (Principal Component Analysis – PCA), Αναγνωριστικά Fourier ανά εικόνα και άλλες. Τα ιστογράμματα συχνά προτιμούνται για τη συμπαγή μορφή τους και τις επιθυμητές ιδιότητές τους, όπως είναι η ανεξαρτησία από το γραμμικό μετασχηματισμό συντεταγμένων και την περιστροφή περί του οπτικού άξονα και η αργή επίδραση της μεταβολής της γωνίας θέασης, της μεταβολής της κλίμακας και της μερικής απόκρυψης. Κανονικοποιώντας τις τιμές των χρωματικών συνιστωσών το ιστόγραμμα αποκτά μερική ανεξαρτησία και από τις τιμές της φωτεινής έντασης. Δεδομένου ενός χρωματικού χώρου (παραδείγματος χάριν RGB) μπορεί κανείς να δημιουργήσει ένα ιστόγραμμα χρώματος δειγματοληπτώντας ψηφιακά τα χρώματα της εικόνας και μετρώντας πόσες φορές εμφανίζεται κάθε συγκεκριμένο χρώμα. Αξιοποιώντας διάφορους χρωματικούς χώρους μπορεί κανείς να επιτύχει ιστογράμματα με διαφορετικές ιδιότητες.

Παραδείγματα χρωματικών χώρων:

- ❖ CIE 1931 XYZ (που αποτελεί την πρώτη, ιστορικά, απόπειρα σχεδιασμού ενός χρωματικού χώρου βάσει μετρήσεων της ανθρώπινης αντίληψης όσον αφορά στο χρώμα)
- ❖ CIELUV (παραλλαγή του προηγούμενου, κατάλληλη για προσθετική μίξη φωτεινών ακτινοβολιών)
- ❖ CIELAB (ή  $L^*a^*b^*$  ή Lab) (που παρουσιάζει εντονότερη γραμμικότητα στο πεδίο της ανθρώπινης αντίληψης από άλλους χώρους)
- ❖ CIEUVW (που αποτελεί επέκταση του CIE 1931 XYZ σε ευρύτερο οπτικό πεδίο με ελαφρώς διαφορετικά αποτελέσματα)
- ❖ RGB (όπου χρησιμοποιούνται τα χρώματα Κόκκινο, Πράσινο και Μπλε ως χρωματικό διάλυμα βάσης για την έκφραση της τιμής κάθε εικονοστοιχείου)
- ❖ Κανονικοποιημένα RGB (όπου οι τιμές κανονικοποιούνται για μερική ανεξαρτησία από την ένταση του φωτός)
- ❖ HSV (ή HSB) (όπου μετρώνται η απόχρωση ή χρωματικός τόνος, ο κορεσμός και η φωτεινότητα κάθε εικονοστοιχείου)
- ❖ HSL (ή HSI) (παραλλαγή του HSV με αντικατάσταση της φωτεινότητας από την ένταση)

και άλλοι.

Το θέμα της όρασης υπολογιστών και των διαφόρων τεχνικών και εργαλείων επεξεργασίας εικόνων μελετάται εις βάθος στο [32]. Για μία αναλυτική παρουσίαση της πορείας και εξέλιξης της



ρομποτικής όρασης υπό το πρίσμα της αυτόνομης πλοήγησης παραπέμπεται ο αναγνώστης στο [33]. Στο [34] υπάρχει μία περιεκτική σύνοψη των πολυάριθμων εφαρμογών της τεχνητής όρασης στο χώρο των αυτόνομων ρομποτικών οχημάτων.

## ***2.4 SLAM με βάση Οπτική Πληροφορία***

Για λόγους που σχετίζονται με όσα προαναφέρθηκαν, η εκτίμηση θέσης με τη βοήθεια όρασης γνώρισε πρόσφατα πρωτοφανή δημοτικότητα. Η κάμερα CCD είναι δημοφιλής επιλογή ως αισθητήριο όργανο κινούμενων ρομπότ, διότι είναι εγγενώς ανεξάρτητη από τη γεωμετρία του περιβάλλοντος, κάτι που δε συμβαίνει με τις συσκευές μέτρησης απόστασης. Ως εκ τούτου, υπάρχει η προσδοκία πως η μετάβαση από περιβάλλοντα εσωτερικού χώρου σε αντίστοιχα εξωτερικού, όσον αφορά στην πλοήγηση, θα είναι περισσότερο άμεση με τη χρήση όρασης, παρά το γεγονός πως οι δύο τύποι χώρων παρουσιάζουν τις δικές τους ιδιαιτερότητες και προκλήσεις. Οι συσκευές απλής μέτρησης απόστασης απαιτούν ολοκλήρωση στο πεδίο του χρόνου και λογική υψηλού επιπέδου για να επιτύχουν εκτίμηση της θέσης. Εν αντιθέσει, η όραση είναι ικανή να παράσχει αρκετή πληροφόρηση για το μονοσήμαντο εντοπισμό της θέσης του ρομπότ. Μερικές από τις επιτυχημένες σχετικές έρευνες περιορίζονται επί του παρόντος σε πλοήγηση εσωτερικών χώρων, λόγω της εξάρτησής τους από χαρακτηριστικά της οροφής, γεωμετρικά χαρακτηριστικά των δωματίων ή τεχνητά ορόσημα. Άλλες μέθοδοι οπτικής εκτίμησης της θέσης είναι εφαρμόσιμες τόσο σε εσωτερικούς όσο και σε εξωτερικούς χώρους, είναι όμως σχεδιασμένες να συλλέγουν στατιστικά στοιχεία από τις εικόνες, ενώ αποφεύγουν την αναγνώριση συγκεκριμένων στοιχείων του χώρου ή οροσήμων.

Οι τεχνικές που χρησιμοποιούν ορόσημα είναι λιγότερο ευαίσθητες στην ύπαρξη δυναμικών αντικειμένων σε ένα χώρο από αυτές που καταφεύγουν σε μοντελοποίηση της όψης του περιβάλλοντος. Το ρομπότ εξερευνά ένα πλήθος δωματίων ή καθοδηγείται σε αυτά τα δωμάτια και αυτομάτως εντοπίζει και απομνημονεύει ορόσημα. Εάν το σύστημα συναντήσει ξανά αυτά τα ορόσημα αργότερα, μπορεί να ανακαλέσει τη θέση του. Στο [35] εξετάζονται αλγόριθμοι τοπολογικής χαρτογράφησης και εκτίμησης της θέσης, οι οποίοι είτε παρακολουθούν είτε αντιστοιχίζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά στοιχεία των εικόνων. Εισάγεται ένα διαφορετικό μοντέλο αναπαράστασης της εγγενούς αβεβαιότητας όσον αφορά στη θέση και στη διεύθυνση του ρομπότ: το μοντέλο μαζών-ελατηρίων, όπου οι μάζες αντιστοιχούν σε τοποθεσίες (σε κόμβους δηλαδή του τοπολογικού χάρτη) και τα ελατήρια αναπαριστούν την πιθανότητα σφάλματος στη σχετική θέση τους. Ένα συνδυασμό του SLAM και του προβλήματος της Αναγνώρισης και Ανίχνευσης Αντικειμένων επιχειρεί το [36]. Ένας αλγόριθμος εντοπισμού και κατηγοριοποίησης αντικειμένων εκτελείται παράλληλα με τον αλγόριθμο εκτίμησης της θέσης και χαρτογράφησης, ενώ τα εντοπιζόμενα αντικείμενα προστίθενται ως επιπλέον πληροφορία στο χάρτη του χώρου. Ο

συνδυασμός αυτός, χωρικής και σημασιολογικής πληροφορίας, αποφέρει πλουσιότερη αναπαράσταση του περιβάλλοντος. Ανίχνευση οροσήμεων σε ένα τοπολογικό πλαίσιο αναπαράστασης χρησιμοποιείται και στο [37], όπου δίνεται έμφαση στους περιορισμούς (σε υλικό εξοπλισμό και σε ακρίβεια) που υπόκεινται τα μικρότερα σε μέγεθος ρομποτικά οχήματα.

Εξαιτίας της δυσκολίας εντοπισμού της ύπαρξης βρόχων σε μία διαδρομή από αλγορίθμους που υλοποιούν μετρικές μεθόδους, έχει αναπτυχθεί πρόσφατα για το σκοπό αυτό μία πληθώρα προσεγγίσεων βασισμένων στην μοντελοποίηση της όψης του περιβάλλοντος ([38], [39], [40], [41]). Οι μέθοδοι αυτές επιδιώκουν να καθορίσουν πότε επισκέπτεται το ρομπότ μία ήδη χαρτογραφημένη περιοχή με γνώμονα το μέτρο ομοιότητας των παρατηρήσεων των αισθητήρων, το οποίο μπορεί να υπολογισθεί ανεξάρτητα από τη μετρική εκτίμηση της θέσης του ρομπότ. Ως εκ τούτου, οι τεχνικές που βασίζονται στην ομοιότητα είναι ιδιαίτερα εύρωστες, διατηρώντας την αποτελεσματικότητά τους ακόμη και σε περιπτώσεις όπου το σφάλμα εκτίμησης της θέσης του ρομπότ είναι σημαντικό.

Αναγκαία προϋπόθεση για την εφαρμογή των ανωτέρω τεχνικών στην επίλυση του προβλήματος του SLAM είναι η εύρεση ενός αποδοτικού τρόπου μοντελοποίησης της όψης του περιβάλλοντος και αντιστοίχισης των παρατηρήσεων των αισθητήρων. Η εκτεταμένη μελέτη του αντικειμένου έχει οδηγήσει στην περιγραφή ποικίλων μεθοδολογιών επεξεργασίας των εισερχομένων δεδομένων με τεχνικές μείωσης της διάστασης. Μερικά πρώιμα παραδείγματα περιλαμβάνουν την αναπαράσταση της όψης του χώρου ως ένα σύνολο ιστογραμμάτων εικόνων ([11]) και ως ταξινομημένες ακολουθίες ακμών, γωνιών και χρωματικών γνωρισμάτων ([42]). Διαφορετικά προσανατολισμένες εργασίες προτείνουν την αναπαράσταση τοποθεσιών μέσω συνόλων γνωρισμάτων υψής και την αναγωγή της εκτίμησης της θέσης στην εκτίμηση της κατάστασης ενός Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου (Hidden Markov Model) ([43]). Στο [44] χρησιμοποιείται Ανάλυση Βασικών Συνιστωσών για τη μείωση της διάστασης της πληροφορίας των εισερχομένων εικόνων. Οι διάφορες τοποθεσίες αναπαρίστανται ως γκαουσιανές συναρτήσεις πυκνότητας στον προκύπτοντα ολιγο-διάστατο χώρο, γεγονός που επιτρέπει την πιθανοτική εκτίμηση της θέσης. Το [45] μετέρχεται μία τεχνική μείωσης της διάστασης, συνδυασμένη με προσαρμοζόμενη μάθηση Bayes, για την εύρεση ενός παραγωγικού μοντέλου για κάθε τοποθεσία. (Κύριο μειονέκτημα των δύο αυτών μεθόδων είναι η αναγκαιότητα μίας εκτεταμένης, επιβλεπόμενης φάσης εκπαίδευσης για τη δημιουργία των παραγωγικών μοντέλων). Στο [46] περιγράφεται μία προσέγγιση χωρίς επίβλεψη η οποία χρησιμοποιεί μία πολύπλοκη τεχνική μείωσης της διάστασης. Ωστόσο αυτή η προσέγγιση πάσχει από υψηλό υπολογιστικό κόστος, ενώ παράγει μία «υποκειμενική» αναπαράσταση, της οποίας η ερμηνεία δεν μπορεί να πραγματοποιηθεί εποπτικά.

Οι μέθοδοι που έχουν περιγραφεί έως τώρα αναπαριστούν την όψη του περιβάλλοντος βάσει καθολικών χαρακτηριστικών, όπου από μία ολόκληρη εικόνα εξάγεται ένας μοναδικός περιγραφέας. Τέτοια καθολικά χαρακτηριστικά παρουσιάζουν εντονότερη εξάρτηση από

φαινόμενα, όπως οι μεταβαλλόμενες συνθήκες φωτισμού, οι μεταβολές της οπτικής γωνίας, η ύπαρξη δυναμικών αντικειμένων, που προκαλούν την αλλαγή τμημάτων της σκηνής από μία επίσκεψη στην επόμενη. Οι εξελίξεις στον τομέα της όρασης υπολογιστών έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη τοπικών χαρακτηριστικών, τα οποία είναι εύρωστα σε αλλαγές στην κλίμακα, σε περιστροφή, σε μερική αλλαγή των συνθηκών φωτισμού και εν γένει επιτρέπουν την αναγνώριση αντικειμένων ακόμα και σε συνθήκες τμηματικής απόκρυψης μίας σκηνής. Τα μοντέλα των τοπικών χαρακτηριστικών αποτελούνται από έναν ανιχνευτή περιοχών ενδιαφέροντος σε συνδυασμό με έναν τοπικό περιγραφέα της περιοχής – ένα από τα πλέον διαδεδομένα παραδείγματα είναι τα χαρακτηριστικά τύπου SIFT. Πολλές πρόσφατες τεχνικές βασισμένες στη μοντελοποίηση της όψης του χώρου αναπαριστούν τα δεδομένα από τους αισθητήρες ως σύνολα τοπικών χαρακτηριστικών. Ένα πρώιμο δείγμα αυτής της τεχνικής καταγράφηκε στο [47]. Πιο πρόσφατα, στο [48] χρησιμοποιήθηκε ένα σύστημα ανάκτησης εικόνων στηριζόμενο σε αναλλοίωτα χαρακτηριστικά ως βάση μίας μεθόδου εκτίμησης θέσης τύπου Monte Carlo. Το ζήτημα της επιλογής των πλέον εξεχόντων τοπικών χαρακτηριστικών για εκτίμηση της θέσης εξετάστηκε στο [49]. Το [50] υιοθέτησε την ιδέα ενός «οπτικού» λεξιλογίου, αποτελούμενου από τοπικά χαρακτηριστικά. Η μεθοδολογία του οπτικού λεξιλογίου θεωρεί μία εικόνα ως ένα έγγραφο κειμένου, όπου η έννοια της «λέξης» αντιστοιχεί στην έννοια της περιοχής στο χώρο των αναλλοίωτων περιγραφών. Παρά το γεγονός ότι αυτή η προσέγγιση απαλείφει τη γεωμετρική πληροφορία που περιέχεται στην εικόνα, εντούτοις καθιστά εφικτή την ταχεία οπτική αναζήτηση με την εφαρμογή μεθόδων προορισμένων για την ανάκτηση κειμένου. Εξάλλου, έχουν προταθεί αρκετές παραλλαγές και βελτιώσεις αυτής της βασικής προσέγγισης.

Μέθοδοι βασισμένες σε «μήτρες ομοιότητας» έχουν προσφάτως καταστεί δημοφιλείς τρόποι για την επέκταση των τεχνικών που μοντελοποιούν την όψη του περιβάλλοντος σε εργασίες πέραν της εκτίμησης της θέσης. Αυτές οι μεθοδολογίες ορίζουν ένα μέτρο ομοιότητας μεταξύ των παρατηρήσεων και υπολογίζουν την ομοιότητα όλων των παρατηρήσεων ανά ζεύγη, ώστε να κατασκευάσουν μία τετραγωνική μήτρα ομοιότητας. Εφόσον το ρομποτικό όχημα λαμβάνει μετρήσεις από τα αισθητήρια όργανά του τακτικά καθώς κινείται μέσα στο χώρο και οι παρατηρήσεις είναι διατεταγμένες χρονικά, η ολοκλήρωση ενός βρόχου εμφανίζεται ως ακολουθίες υψηλών τιμών σε διαγωνίους εκτός της κύριας. Στα [51] και [52] περιγράφεται ένα παρόμοιο σύστημα που επιστρατεύει χαρακτηριστικά τύπου SIFT. Μία σειρά από εργασίες ([53], [54], [40], [55]) εξελίσσουν τις βασισμένες σε μήτρες ομοιότητας τεχνικές, λαμβάνοντας υπ' όψιν το πρόβλημα της αντιληπτικής ταυτοσημίας (perceptual aliasing). Κατά κύριο λόγο βασίζονται στη διάσπαση ιδιοτιμών της μήτρας ομοιότητας, που εξαλείφει το φαινόμενο της δομικής επαναληψιμότητας. Τα χαρακτηριστικά τύπου SURF αξιοποιούνται στο [56], όπου αναπτύσσεται ένας αλγόριθμος επίλυσης του SLAM σε μη πραγματικό χρόνο βασισμένος στη μοντελοποίηση της όψης και την κατασκευή ενός οπτικού λεξιλογίου. Η προτεινόμενη μεθοδολογία βελτιώνει

προηγούμενα αποτελέσματα αντιμετωπίζοντας το πρόβλημα της αντιληπτικής ταυτοσημίας σε ένα αμιγώς πιθανοτικό πλαίσιο.

Τέλος, στα [57] και [58] προτείνεται ένας αλγόριθμος επίλυσης του SLAM βάσει όρασης ο οποίος στηρίζεται στην αντιστοίχιση χαρακτηριστικών στοιχείων εικόνων και επικεντρώνεται στην απαίτηση για μικρό υπολογιστικό – αλλά και υλικό – κόστος. Μάλιστα, το [59] επιστρατεύει τον αλγόριθμο RatSLAM (βλέπε Υποενότητα 2.2.1) για την υλοποίηση ενός αλγορίθμου επίλυσης του SLAM με μοναδικό αισθητήριο όργανο μία μονοσκοπική κάμερα, χωρίς, δηλαδή, τη χρήση εσωτερικών οργάνων οδομετρίας – η οδομετρική πληροφορία συνάγεται έμμεσα βάσει της οπτικής πληροφορίας, που λαμβάνεται από την κάμερα (Οπτική Οδομετρία – Visual Odometry).

# 3

## *Γενικό Θεωρητικό Υπόβαθρο*

Το παρόν κεφάλαιο εισάγει ορισμένες θεωρητικές έννοιες και παρουσιάζει μεθοδολογίες, μοντέλα και παραδοχές τα οποία είναι απαραίτητα για την κατανόηση της μοντελοποίησης και ανάλυσης του προβλήματος αλλά και του προτεινόμενου αλγορίθμου στα επόμενα κεφάλαια. Συγκεκριμένα, αναλύεται η έννοια του τοπολογικού χάρτη και παρουσιάζονται οι διαφορετικοί τρόποι αναπαράστασης γράφων. Ακόμη, εξετάζονται οι βασικές μεθοδολογίες και παραδοχές της πιθανοτικής προσέγγισης και, τέλος, περιγράφεται η κατασκευή του ιστογράμματος χρώματος μίας εικόνας.

### *3.1 Τοπολογική Αναπαράσταση και Χάρτες*

Ο τοπολογικός χάρτης είναι μία χωρική αναπαράσταση με μορφή συνδετικού γράφου. Οι κόμβοι ενός τέτοιου γράφου αντιστοιχούν, συνήθως, σε καταστάσεις του χώρου διάταξης του ρομπότ, ενώ οι ακμές αντιστοιχούν σε τροχιές του συστήματος που οδηγούν στη μετάβαση από έναν κόμβο σε άλλο. Είναι χαρακτηριστική η ταχύτητα δημιουργίας τέτοιων χαρτών, καθώς δεν απαιτείται καθόλου γεωμετρική πληροφορία – παραδείγματος χάριν δεν είναι απαραίτητη η μέτρηση των διαστάσεων του περιβάλλοντος. Επί του «συμπεριφορικού» αυτού γράφου δύναται να προσαρμοστεί κάποια ιεραρχική δομή, όπου κόμβοι ενός ιεραρχικού επιπέδου αναπαριστούν σύνολα κόμβων σε χαμηλότερα επίπεδα της ιεραρχίας. Η σημασία των κόμβων και των ακμών ενός τοπολογικού χάρτη ποικίλει σύμφωνα με την εφαρμογή και τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται για την κατασκευή του. Κάποιες φορές υιοθετούνται δομές πλουσιότερες από τη

μορφή γράφου που περιγράφηκε παραπάνω. Εντούτοις, υπάρχουν κοινά στοιχεία στις περισσότερες τοπολογικές αναπαραστάσεις, τουτέστιν, η χρήση δεδομένων από τα αισθητήρια όργανα του ρομπότ για την περιγραφή και την αναγνώριση των κόμβων, η ύπαρξη σχέσεων γειννίας μεταξύ κόμβων του γράφου και η συσχέτιση τοπικής μετρικής πληροφορίας με τις ακμές του χάρτη.

Θα μπορούσε κανείς να ορίσει έναν τοπολογικό χάρτη ως την ελάχιστη απεικόνιση μίας αξιωματικής θεωρίας η οποία περιγράφει τις σχέσεις μεταξύ των διαφορετικών πηγών πληροφοριών, περιλαμβανομένων σε ένα χάρτη. Η κύρια υπόθεση που υποκρύπτεται στην προσέγγιση της τοπολογικής χαρτογράφησης, είναι η ύπαρξη ενός επιπέδου αφαίρεσης στο οποίο η ενέργειες είναι αιτιοκρατικές. Υπάρχουν δύο ακόμα παραδοχές, που, αν και όχι αναγκαίες, επιτρέπουν την απλούστευση της διατύπωσης: (α) κανένα μονοπάτι (διαδρομή μεταξύ δύο κόμβων) δεν διασταυρώνεται με τον εαυτό του και (β) κάθε διακριτή κατάσταση αντιστοιχεί σε ένα, το πολύ, μονοπάτι και σε μία κατεύθυνση πάνω σε αυτό.

Οι αιτιατοί και τοπολογικοί χάρτες έχουν μελετηθεί κατά κύριο λόγο από γνωσιακές θεωρίες του χώρου και τη ρομποτική. Οι γνωσιακές θεωρίες του χώρου ενδιαφέρονται για το νοητικό χάρτη, δηλαδή την ανθρώπινη γνώση χώρων μεγάλης κλίμακας. Η ρομποτική ενδιαφέρεται για τις αναπαραστάσεις του χώρου που μπορούν να χρησιμοποιηθούν από (και να διδαχθούν σε) ένα αυτόνομο ρομπότ. Πλήθος υπολογιστικών θεωριών των γνωσιακών χαρτών έχουν προταθεί. Τέτοιες θεωρίες βασίζονται στην ατελή γνώση του χώρου, τη χρήση πολλαπλών πλαισίων αναφοράς, την ποιοτική αναπαράσταση μετρικής πληροφορίας και τις σχέσεις διασύνδεσης μεταξύ οροσήμων. Οι θεωρίες διαφέρουν ως προς την αναπαράσταση της πληροφορίας που λαμβάνεται από τους αισθητήρες, την έννοια της τοποθεσίας και τη δόμηση της καθολικής χωρικής γνώσης. Για περισσότερες λεπτομέρειες όσον αφορά στις θεωρίες που διέπουν την προσέγγιση της τοπολογικής αναπαράστασης του χώρου ο αναγνώστης μπορεί να ανατρέξει στο [60].

Η χρήση τοπολογικών χαρτών στη ρομποτική ποικίλει ανάλογα με τον τύπο της πληροφορίας που χρησιμοποιείται κατά την κατασκευή ενός τέτοιου χάρτη. Η αλληλουχία παρατηρήσεων και ενεργειών, που δημιουργείται κατά την εξερεύνηση του κόσμου από το ρομποτικό όχημα, μπορεί να περιέχει ή όχι μετρική πληροφορία για τα χαρακτηριστικά του χώρου. Η διαδικασία κατασκευής του χάρτη ορίζεται ως μία διαδικασία απαγωγής, κατά την οποία ο χάρτης αντιστοιχεί στην ελάχιστη απεικόνιση μεταξύ εκείνων που ερμηνεύουν το σύνολο των παρατηρήσεων του ρομποτικού οχήματος. Έχει διαπιστωθεί πειραματικά η ικανότητα των τοπολογικών προσεγγίσεων να προσαρμόζονται στην αύξηση της κλίμακας και της ομοιογένειας του περιβάλλοντος και στην ύπαρξη κυκλικών διαδρομών μεγάλης ακτίνας.

Τέλος, υπάρχουν αναπαραστάσεις του χώρου βασισμένες σε χαρακτηριστικά, όπου ο χάρτης αποτελείται από ένα γράφο, του οποίου οι κόμβοι συμβολίζουν παρατηρούμενα

χαρακτηριστικά και οι ακμές τις μεταξύ τους γεωμετρικές σχέσεις. Υπό το πρίσμα αυτών των προσεγγίσεων, οι γεωμετρικές θέσεις των χαρακτηριστικών και η θέση του ρομπότ εκτιμώνται από κοινού σε ένα στοχαστικό πλαίσιο. Όπως και οι μέθοδοι βασισμένες σε πλέγμα, οι μέθοδοι βασισμένες σε χαρακτηριστικά είναι υποκειμένες σε προσθετικά μετρικά σφάλματα και τη δυσκολία ορθής αναγνώρισης μεγάλων βρόχων. Ωστόσο, ένα μείζον προτέρημα των τοπολογικών χαρτών είναι ο διαχωρισμός των προβλημάτων της αναγνώρισης μεγάλων βρόχων και της τοπικής μετρικής χαρτογράφησης του περιβάλλοντος.

### 3.1.1 Συνδετικός Γράφος – Μέθοδοι Αναπαράστασης

Σε αυτό το σημείο κρίνεται σκόπιμο να γίνει μια σύντομη αναφορά στο τι είναι γράφος και ποιοί είναι οι τρόποι αναπαράστασής του. Κατά βάση, ένας γράφος αποτελείται από ένα σύνολο κόμβων (ή αλλιώς κορυφών)  $V$  και ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών κόμβων, που καλούνται ακμές (ή πλευρές)  $E$ . Μία ακμή συμβολίζεται ως  $(s,d)$  και υποδηλώνει την «επικοινωνία» του κόμβου  $(s)$  με τον κόμβο  $(d)$ . Τα  $(s)$  και  $(d)$  ονομάζονται άκρα της ακμής  $(s,d)$  και καλούνται γείτονες. Ένας γράφος μπορεί να είναι κατευθυνόμενος ή μη. Σε ένα μη κατευθυνόμενο γράφο ισχύει πάντα  $(s,d) \Leftrightarrow (d,s)$ . Αντίθετα, στην πρώτη περίπτωση, οι ακμές έχουν κατεύθυνση και δεν υποδηλώνουν σχέση συμμετρίας. Η ακμή που ενώνει έναν κόμβο  $(s)$  με έναν κόμβο  $(d)$  δε θεωρείται ότι συνδέει ταυτόχρονα τον κόμβο  $(d)$  με τον  $(s)$  – κάτι το οποίο ισχύει σε ένα μη κατευθυνόμενο γράφο. Όταν η ακμή παρουσιάζει συγκεκριμένη φορά, ο κόμβος  $(s)$  καλείται πηγή και ο κόμβος  $(d)$  προορισμός. Τέλος, ενδέχεται να υπάρχουν βάρη στις πλευρές του γράφου. Τέτοια βάρη μπορούν να μοντελοποιήσουν φυσικά μεγέθη, όπως βάρος, απόσταση, μήκος, χρόνο, κόστος, χωρητικότητα και άλλα, ενώ επιτρέπονται και αρνητικές τιμές.

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι αναπαράστασης ενός γράφου  $G$ . Η πλέον συνηθισμένη μέθοδος είναι ο Πίνακας Γειτνίασης. Πρόκειται για έναν τετραγωνικό πίνακα  $A(G) = [a_{i,j}]$ , όπου:

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{αν } (v_i, v_j) \in E \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (3.1.1.1)$$

Προφανώς, σε έναν μη κατευθυνόμενο γράφο ο Πίνακας Γειτνίασης είναι συμμετρικός ( $a_{i,j} = a_{j,i}$ ), ενώ σε ένα γράφο με βάρη τα  $a_{i,j}$  αντικαθίστανται από τα βάρη των αντίστοιχων πλευρών. Η κύρια σκοπιμότητα του τρόπου αυτού για την αναπαράσταση ενός γράφου έγκειται στην εύκολη υλοποίηση και συντήρησή του. Παράλληλα, στα θετικά στοιχεία του συγκαταλέγεται

ο σταθερός χρόνος που απαιτείται και τον έλεγχο ύπαρξης μίας δεδομένης ακμής. Σε αντιστάθμισμα αυτού, ο Πίνακας Γειτνίασης απαιτεί για την αποθήκευσή του αρκετή μνήμη ( $O(n^2)$ ), με αποτέλεσμα να ενδείκνυται μόνο για την αναπαράσταση πυκνών γράφων.

Μία δεύτερη μέθοδος αναπαράστασης ενός γράφου είναι ο Πίνακας Πρόσπτωσης. Πρόκειται για έναν πίνακα  $n \times m$ , όπου  $n$  το πλήθος των κόμβων και  $m$  το πλήθος των ακμών του γράφου. Για τον Πίνακα Πρόσπτωσης  $B(G) = [b_{i,j}]$  ισχύει:

$$b_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{αν η ακμή } l_j \text{ προσπίπτει στον κόμβο } v_i \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

(3.1.1.2)

Μία εναλλακτική, τέλος, μέθοδος αναπαράστασης ενός γράφου – με μέγεθος ανάλογο του πλήθους των ακμών – είναι η Λίστα Γειτνίασης. Αποτελείται από  $n$  συνδεδεμένες λίστες, μία για κάθε κόμβο. Η συνδεδεμένη λίστα κάθε κορυφής περιέχει τις ακμές που ξεκινούν από αυτή. Ως εκ τούτου, σε έναν κατευθυνόμενο γράφο θα υπάρχουν δύο συνδεδεμένες λίστες για κάθε κόμβο. Επίσης, αν ο γράφος έχει βάρη προστίθεται ένα επιπλέον πεδίο σε κάθε καταχώρηση για την αποθήκευση του βάρους της πλευράς. Συνεπώς, η απαιτούμενη μνήμη στην περίπτωση της Λίστας Γειτνίασης είναι της τάξης  $\Theta(n+m)$ . Η δυνατότητα ελέγχου ύπαρξης κάποιας ακμής σε σταθερό χρόνο παύει να υπάρχει, καθίσταται, όμως, πολύ ευκολότερη η αναδρομή σε όλους του γείτονες ενός κόμβου (διατρέχοντας τη συνδεδεμένη λίστα του εν λόγω κόμβου). Εν γένει, η Λίστα Γειτνίασης προσφέρεται ως μέθοδος αναπαράστασης αραιών γράφων, καθώς επίσης και για χρήση από αλγόριθμους, η πολυπλοκότητα των οποίων εξαρτάται από το πλήθος των πλευρών του γράφου.

## 3.2 Πιθανοτική Προσέγγιση

Όλοι, κατ' ουσίαν, οι προηγμένες τεχνολογίας αλγόριθμοι, που συναντά κανείς στη σχετική με ρομποτική χαρτογράφηση βιβλιογραφία, είναι πιθανοτικοί. Ένας αλγόριθμος χαρακτηρίζεται ως πιθανοτικός, όταν μετέρχεται πιθανοτικά μοντέλα για την περιγραφή του ρομπότ και του περιβάλλοντός του και προσφεύγει σε πιθανοτικές διαδικασίες συμπερασμού για τη σύνθεση των παρατηρήσεων σε χάρτη. Η αιτία της ευρείας απήχησης των πιθανοτικών τεχνικών εντοπίζεται στο γεγονός ότι το πρόβλημα της ρομποτικής χαρτογράφησης διέπεται εγγενώς από αβεβαιότητα και θόρυβο των αισθητήρων. Οι πιθανοτική προσέγγιση υπαγορεύει τη



ρητή μοντελοποίηση διαφορετικών πηγών θορύβου, καθώς και των αποτελεσμάτων της κάθε μίας στις μετρήσεις των αισθητηρίων οργάνων.

Στη συνέχεια της Ενότητας παρουσιάζονται περιληπτικά οι βασικές αρχές πάνω στις οποίες οικοδομείται η πιθανοτική προσέγγιση και κάποιες, απαραίτητες για τη διάσπαση και επίλυση του προβλήματος, παραδοχές.

### 3.2.1 Κανόνας του Bayes

Η θεμελιώδης αρχή, στην οποία υπόκειται πρακτικά κάθε αποτελεσματικός αλγόριθμος χαρτογράφησης, είναι ο κανόνας του Bayes:

$$p(A|B) = \eta \cdot p(B|A) \cdot p(A),$$

(3.2.1.1)

όπου το  $p(x|y)$  συμβολίζει τη δεσμευμένη πιθανότητα να αληθεύει το γεγονός  $x$  δεδομένου ότι αληθεύει το γεγονός  $y$ . Ο κανόνας του Bayes αποτελεί το αρχέτυπο του πιθανοτικού συμπερασμού. Προσαρμόζοντας τον κανόνα στα δεδομένα του προβλήματος του SLAM – που είναι εκείνο που μας ενδιαφέρει στην προκείμενη περίπτωση – καλούμαστε να υπολογίσουμε την κατανομή πιθανότητας  $p(A|B)$ , όπου το  $A$  αντιστοιχεί στο μέγεθος που θέλουμε να εκτιμήσουμε (παραδείγματος χάριν ένα χάρτη) και το  $B$  σε κάποιες παρατηρήσεις μέσω αισθητήρων (όπως οδομετρία, δεδομένα αποστάσεως αντικειμένων, φωτογραφικές εικόνες). Σύμφωνα με τη σχέση (3.2.1.1), το ζητούμενο αποτέλεσμα προκύπτει ως γινόμενο τριών όρων: του  $p(B|A)$ , του  $p(A)$  και του  $\eta$ . Ο πρώτος εκ των τριών ορίζει την πιθανότητα να συμβεί η παρατήρηση  $B$ , δεδομένης της υπόθεσης ότι ο χάρτης που αναπαριστά το περιβάλλον είναι ο  $A$ , δηλαδή την πιθανοφάνεια (likelihood) της παρατήρησης  $B$ . Ουσιαστικά περιγράφει τη διαδικασία με την οποία προκύπτουν οι μετρήσεις των αισθητηρίων οργάνων στους διαφορετικούς χάρτες  $A$ , λόγος για τον οποίο καλείται μοντέλο παραγωγής (generative model). Ο δεύτερος όρος ονομάζεται «εκ των προτέρων» ή πρότερη – prior – πιθανότητα. Ορίζει την προθυμία να δεχτούμε ότι ο χάρτης  $A$  αναπαριστά το γνωστό στο ρομπότ κόσμο, κατά τη χρονική στιγμή πριν από την άφιξη της νέας πληροφορίας. Εν τέλει, ο κανονικοποιητικός παράγοντας  $\eta$  διασφαλίζει την εγκυρότητα της μορφής του αριστερού μέλους της σχέσης ως συνάρτησης κατανομής πιθανότητας.

Στην περίπτωση της ρομποτικής χαρτογράφησης, τα δεδομένα συλλέγονται με την πάροδο του χρόνου και διαχωρίζονται σε δύο κατηγορίες: μετρήσεις των αισθητήρων (τα συμβολίζουμε με  $z_t$ ) και εντολές ελέγχου ή αλλιώς στοιχεία κίνησης του ρομποτικού οχήματος (συμβολίζονται με

$u_t$ ). Ο δείκτης  $t$  σχετίζεται με τη χρονική στιγμή συλλογής των δεδομένων. Για ευκολία και χωρίς βλάβη της γενικότητας μπορούμε να θεωρήσουμε ότι οι δύο τύποι δεδομένων καταφθάνουν στο σύστημα εναλλάξ:  $z_1; u_1; z_2; u_2; \dots; z_k; u_k$ . Στο πεδίο της ρομποτικής, η κυρίαρχη μέθοδος συγκερασμού τέτοιου τύπου χρονικών δεδομένων είναι το Φίλτρο Bayes.

### 3.2.2 Φίλτρο Bayes

Το φίλτρο Bayes επεκτείνει τον ομώνυμο κανόνα σε προβλήματα χρονικής εκτίμησης και σχετίζεται άμεσα με τα Φίλτρα Kalman, τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα, τα Δυναμικά Δίκτυα Bayes (Dynamic Bayes Networks – DBN) και τις Μερικώς Παρατηρήσιμες Διεργασίες Απόφασης Markov (Partially Observable Markov Decision Processes – POMDPs). Το φίλτρο Bayes είναι ένας επαναληπτικός εκτιμητής για τον υπολογισμό μίας ακολουθίας «εκ των υστέρων» κατανομών πιθανότητας επί μεγεθών που δεν είναι δυνατό να παρατηρηθούν με άμεσο τρόπο – όπως επί παραδείγματι ένας χάρτης του χώρου.

Συμβολίζοντας την προς εκτίμηση κατάσταση με  $x_t$ , αποτελούμενη από τη θέση του ρομποτικού οχήματος και τον τρέχοντα χάρτη του περιβάλλοντος, η εκ των υστέρων κατανομή πιθανότητας επί των καταστάσεων υπολογίζεται μέσω του φίλτρου Bayes από την ακόλουθη επαναληπτική εξίσωση:

$$p(x_t | z_{1:t}, u_{1:t}) = \eta \cdot p(z_t | x_t) \cdot \int p(x_t | u_t, x_{t-1}) p(x_{t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (3.2.2.1)$$

Η επαναληπτικότητα του φίλτρου έγκειται στο γεγονός ότι η κατανομή πιθανότητας τη χρονική στιγμή  $t$  βασίζεται στην αντίστοιχη εκτίμηση της αμέσως προηγούμενης χρονικής στιγμής ( $t-1$ ). Το χαρακτηριστικό αυτό του φίλτρου Bayes συνεπάγεται σταθερό χρόνο ενημέρωσης ανά χρονική βαθμίδα, επιτρέποντας την αέναη ενσωμάτωση πληροφορίας.

Μία ζωτικής σημασίας απαίτηση του φίλτρου Bayes είναι να συμπεριλαμβάνονται στη μεταβλητή κατάστασης  $x_t$  όλα τα άγνωστα μεγέθη τα οποία ενδέχεται να επηρεάσουν τις μετρήσεις των αισθητήρων σε πολλαπλές χρονικές στιγμές. Όπως ειπώθηκε παραπάνω, στο πλαίσιο της ρομποτικής χαρτογράφησης υφίστανται δύο τέτοια μεγέθη: η θέση του ρομποτικού οχήματος στο χώρο και ο χάρτης του περιβάλλοντος, καθώς αμφότερα επιδρούν στις παρατηρήσεις του ρομπότ. Σύμφωνα με τα ανωτέρω, η χρήση πιθανοτικών τεχνικών επιβάλλει την ταυτόχρονη και αλληλένδετη εκτίμηση τόσο του χάρτη όσο και της θέσης του ρομπότ στο χώρο.

Συμβολίζοντας τη θέση του ρομπότ με  $s_t$  και το χάρτη του κόσμου με  $m_t$ , η εξίσωση που περιγράφει το φίλτρο Bayes παίρνει την ακόλουθη μορφή:

$$p(s_t, m_t | z_{1:t}, u_{1:t}) = \eta \cdot p(z_t | s_t, m_t) \cdot \iint p(s_t, m_t | u_t, s_{t-1}, m_{t-1}) p(s_{t-1}, m_{t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) ds_{t-1} dm_{t-1} \quad (3.2.2.2)$$

Καθώς η πλειοψηφία των αλγορίθμων χαρτογράφησης θεωρεί τον κόσμο στατικό, ο δείκτης του χρόνου  $t$  μπορεί να παραληφθεί όσον αφορά στο χάρτη  $m$ . Επιπλέον, θεωρώντας την κίνηση του ρομποτικού οχήματος ανεξάρτητη της τοπολογίας του χάρτη, οδηγούμαστε στην κατά πολύ προσφορότερη μορφή του φίλτρου Bayes:

$$p(s_t, m | z_{1:t}, u_{1:t}) = \eta \cdot p(z_t | s_t, m) \cdot \int p(s_t | u_t, s_{t-1}) p(s_{t-1}, m | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) ds_{t-1} \quad (3.2.2.3)$$

Τα παραπάνω οδηγούν στην άρση της απαίτησης ολοκλήρωσης ως προς το χάρτη, όπως αποτυπώνεται και στη σχέση (3.2.2.3). Αυτό απαλλάσσει το σύστημα από μεγάλο υπολογιστικό φόρτο, εξαιτίας των πολυάριθμων διαστάσεων του χώρου όλων των χαρτών. Για το λόγο αυτό, η υπόθεση στατικότητας του κόσμου είναι υψίστης πρακτικής σπουδαιότητας.

Για την υλοποίηση της εξίσωσης (3.2.2.3) είναι απαραίτητος ο ορισμός δύο συναρτήσεων κατανομής πιθανότητας:  $p(s_t | u_t, s_{t-1})$  και  $p(z_t | s_t, m)$ . Στη συνήθη περίπτωση, οι κατανομές αυτές μπορούν να υποτεθούν ανεξάρτητες του χρόνου και γράφονται:  $p(s | u, s')$  και  $p(z | s, m)$ . Η συνάρτηση  $p(s | u, s')$  καλείται μοντέλο κίνησης, καθώς περιγράφει την πιθανότητα, η εκτέλεση της εντολής ελέγχου  $u$  στην κατάσταση  $s'$  να οδηγήσει στην κατάσταση  $s$ . Αντιστοίχως, η συνάρτηση  $p(z_t | s_t, m)$  καλείται μοντέλο παρατήρησης και περιγράφει τον τρόπο δημιουργίας των μετρήσεων συναρτήσει της θέσης του ρομπότ και του χάρτη του κόσμου. Τέλος, εφαρμόζοντας τα ως άνω, γίνεται εμφανές ότι το προκύπτον γινόμενο δεν έχει – απαραίτητα – χαρακτήρα κατανομής πιθανότητας, εφόσον η ολοκλήρωση σε όλο το χώρο ενδέχεται να μη δίνει αποτέλεσμα 1. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του κανονικοποιητικού παράγοντα  $\eta$ .

Παρατήρηση: Το φίλτρο Bayes είναι αδύνατο να υλοποιηθεί για εκτέλεση σε έναν ηλεκτρονικό υπολογιστή στη γενική μορφή της εξίσωσης (3.2.2.3). Ο λόγος είναι ο συνεχής χαρακτήρας του χώρου των χαρτών και των θέσεων του ρομπότ, που συνεπάγεται απειρία διαστάσεων της εκ των

υστέρων κατανομής πιθανότητας. Για να είναι ένας αλγόριθμος λειτουργικός πρέπει να καταφύγει σε επιπρόσθετες υποθέσεις. Ο πληθώρας των διαφορετικών υποθέσεων και των συνεπειών τους καθορίζει και το πλήθος των διαφορετικών τεχνικών ρομποτικής χαρτογράφησης και επίλυσης συγγενών προβλημάτων.

### 3.2.3 Υπόθεση Πλήρους Κατάστασης ή Υπόθεση Markov

Στα πλαίσια των πιθανοτικών προσεγγίσεων είναι πρωταρχικής σημασίας η Υπόθεση της Πλήρους Κατάστασης, γνωστή και ως Υπόθεση Markov. Η Υπόθεση Πλήρους Κατάστασης αξιώνει την ανεξαρτησία προηγούμενων και επόμενων παρατηρήσεων δεδομένης της τρέχουσας κατάστασης. Ουσιαστικά υποδηλώνει την πλήρη ενσωμάτωση όλων των παρελθόντων παρατηρήσεων και εντολών ελέγχου κίνησης στην τρέχουσα κατάσταση. Με αυτό τον τρόπο, για την εκτίμηση οποιασδήποτε μελλοντικής κατάστασης  $x_{t+n}$  αρκεί ο συνυπολογισμός της κατάστασης  $x_t$  και όλων των μεταγενέστερων δεδομένων  $(z_{t+1:n}, u_{t+1:n})$ , αλλά όχι δεδομένων που αφορούν σε προηγούμενη της  $t$  χρονική στιγμή. Αυτή ακριβώς η υπόθεση επιτρέπει τη χρήση των εκφράσεων  $p(x_t | u_t, x_{t-1})$  και  $p(z_t | x_t)$ , αντί των  $p(x_t | z_{1:t-1}, u_{1:t}, x_{0:t-1})$  και  $p(z_t | z_{1:t-1}, u_{1:t}, x_{0:t})$ . Οι δύο αυτές ιδιότητες είναι περιπτώσεις ανεξαρτησίας υπό συνθήκη. Η ανεξαρτησία υπό συνθήκη διακηρύσσει την ανεξαρτησία συγκεκριμένων μεταβλητών από άλλες σε περίπτωση που είναι γνωστές οι τιμές ενός τρίτου συνόλου μεταβλητών, που αποτελούν τις συνθήκες ανεξαρτησίας.

Η μεγάλη βαρύτητα της Υπόθεσης Markov για τις πιθανοτικές τεχνικές ρομποτικής χαρτογράφησης γίνεται εμφανής αν αναλογιστεί κανείς τι θα σήμαινε η απουσία της υπόθεσης. Σε αυτή την περίπτωση – και προκειμένου να εξακολουθήσει να είναι δυνατή η εφαρμογή του φίλτρου Bayes – οποιοσδήποτε παράγοντας δεν περιέχεται στην κατάσταση  $x_t$  θα πρέπει να λαμβάνεται υπ' όψιν ως μεταβλητή στα μοντέλα κίνησης και παρατήρησης. Η λίστα με τέτοιου είδους παράγοντες είναι πρακτικά ατελείωτη και ενδεικτικά περιλαμβάνει: μη μοντελοποιημένα δυναμικά στοιχεία του περιβάλλοντος (όπως κινούμενοι άνθρωποι), ανακρίβειες στα πιθανοτικά μοντέλα κίνησης και παρατήρησης, σφάλματα λόγω προσέγγισης κατά τη χρήση προσεγγιστικών συναρτήσεων κατανομής πιθανότητας (όπως πλέγματα ή κατανομές Gauss), μεταβλητές του λογισμικού ελέγχου του ρομποτικού οχήματος, οι οποίες επηρεάζουν πολλαπλές αποφάσεις ελέγχου και πλοήγησης, και άλλοι. Αν και όλοι αυτοί οι παράγοντες θα ήταν θεωρητικά δυνατό να ενσωματωθούν στη μεταβλητή κατάσταση του ρομπότ, το υπολογιστικό κόστος ενός αλγορίθμου βασισμένου στο φίλτρο Bayes θα καθίστατο απαγορευτικό ακόμα και για τα πλέον προηγμένα υπολογιστικά συστήματα που είναι διαθέσιμα σήμερα.

Στην πράξη, τα φίλτρα Bayes έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα εύρωστα σε παραβιάσεις του κανόνα Πλήρους Κατάστασης και κατά γενική ομολογία θα πρέπει να δίνεται μεγάλη προσοχή κατά την επιλογή της κατάστασης  $x_t$ , ώστε οι μη μοντελοποιημένοι παράγοντες να έχουν σχεδόν τυχαία επενέργεια.

### **3.2.4 Κατανομή Πιθανότητας στο Χώρο Κατάστασης**

Μία ακόμη καίρια έννοια των πιθανοτικών προσεγγίσεων στον τομέα της ρομποτικής είναι αυτή του μέτρου πεποίθησης. Το μέτρο πεποίθησης αντικατοπτρίζει την εσωτερική γνώση του ρομπότ για την κατάσταση του περιβάλλοντος αλλά και του ιδίου. Ωστόσο, η κατάσταση είναι ένα μέγεθος που δεν μπορεί να μετρηθεί απευθείας. Τουναντίον, το ρομποτικό όχημα οφείλει να συμπεράνει τη θέση του και το χάρτη από τα δεδομένα εισόδου. Υπάρχει, επομένως, ο διαχωρισμός μεταξύ της πραγματικής κατάστασης και του εσωτερικού μέτρου πεποίθησης του ρομπότ αναφορικά με αυτή. Οι πιθανοτικές τεχνικές αναπαριστούν τα μέτρα πεποίθησης μέσω κατανομών πιθανότητας υπό συνθήκες. Μία κατανομή πιθανότητας αποδίδει μία πιθανότητα (ή τιμή βάρους) σε κάθε δυνατή υπόθεση για την πραγματική κατάσταση. Κατ' ουσίαν, τα μέτρα πεποίθησης είναι εκ των υστέρων κατανομές πιθανότητας επί των μεταβλητών κατάστασης, υπό τη συνθήκη των διαθέσιμων δεδομένων.

Στο πλαίσιο ενός αλγορίθμου, η υλοποίηση της κατανομής πιθανότητας μπορεί να γίνει με πολλούς διαφορετικούς τρόπους, καθένας από τους οποίους στηρίζεται σε διαφορετικές υποθέσεις όσον αφορά στις πιθανότητες παρατήρησης και μετάβασης, καθώς και στο μέτρο πεποίθησης της αρχικής κατάστασης. Η διαφορά αυτή στα δομικά χαρακτηριστικά κάθε τεχνικής οδηγεί σε αλγορίθμους με διαφορετικές υπολογιστικές απαιτήσεις και αξιοπιστία. Οι δύο κύριες κατηγορίες στις οποίες μπορούν να διαχωριστούν οι διάφορες κατανομές πιθανότητας είναι οι παραμετρικές και οι μη παραμετρικές. Οι παραμετρικές κατανομές – με πλέον διαδεδομένη την κατανομή Gauss – οδηγούν σε υλοποιήσεις με φίλτρα που χρησιμοποιούν ένα σύνολο από παραμέτρους για την απόδοση των πιθανοτήτων στο εύρος του πεδίου ορισμού των κατανομών. Στην παρούσα διπλωματική, ωστόσο, θα μας απασχολήσουν υλοποιήσεις που καταλήγουν σε μη παραμετρικά φίλτρα.

### **3.2.5 Μη Παραμετρικά Φίλτρα**

Τα μη παραμετρικά φίλτρα είναι μία δημοφιλής εναλλακτική στις τεχνικές Gauss. Η διαφορά τους από τις παραμετρικές αναπαραστάσεις έγκειται στο γεγονός πως δε βασίζονται σε κάποια αμετάβλητη – και ως εκ τούτου ανελαστική – συναρτησιακή μορφή για την εκ των

υστέρων κατανομή πιθανότητας. Εν αντιθέσει, προσεγγίζουν αυτή την κατανομή πιθανότητας μέσω ενός πεπερασμένου πλήθους τιμών, κάθε μία εκ των οποίων συμπίπτει εν γένει με κάποια περιοχή του χώρου κατάστασης. Ορισμένα μη παραμετρικά φίλτρα Bayes προβαίνουν στην αποδόμηση του χώρου κατάστασης, βάσει της οποίας κάθε μία από τις προαναφερθείσες τιμές αντιστοιχεί στην αθροιστική πυκνότητα πιθανότητας μίας συμπαγούς υποπεριοχής του κόσμου. Άλλες τεχνικές προσεγγίζουν το χώρο με τυχαία δείγματα αντλούμενα από την εκ των υστέρων κατανομή πιθανότητας. Σε κάθε περίπτωση, το πλήθος των συντελεστών που επιστρατεύονται για την προσέγγιση της κατανομής πιθανότητας δύναται να διαφέρει. Όπως είναι αναμενόμενο, η πιστότητα της προσέγγισης είναι ευθέως ανάλογη του πλήθους των χρησιμοποιούμενων συντελεστών. Καθώς αυτό τείνει στο άπειρο, οι μη παραμετρικές τεχνικές τείνουν να συγκλίνουν ομοιόμορφα στην πραγματική πιθανότητα (υπό συγκεκριμένες υποθέσεις ομαλότητας).

Δύο είναι οι κύριες μη παραμετρικές προσεγγίσεις για την εκτίμηση κατανομών πιθανότητας σε συνεχείς χώρους μέσω πεπερασμένου πλήθους τιμών. Η πρώτη περιλαμβάνει την αποδόμηση του χώρου σε πεπερασμένο πλήθος περιοχών και την αναπαράσταση της κατανομής πιθανότητας μέσω ενός ιστογράμματος – εξ ου και το όνομά της: Φίλτρο Ιστογράμματος. Το ιστογράμμα αναθέτει σε κάθε περιοχή μία μοναδική σωρευτική πιθανότητα. Η δεύτερη τεχνική αναπαριστά την κατανομή πιθανότητας με τη βοήθεια πεπερασμένου πλήθους δειγμάτων. Το προκύπτον φίλτρο είναι γνωστό ως Φίλτρο Σωματιδίων και έχει κατακτήσει τεράστια δημοτικότητα σε συγκεκριμένα προβλήματα της ρομποτικής. Αμφότερες οι τεχνικές δεν επιβάλουν ισχυρούς παραμετρικούς περιορισμούς στην κατανομή πυκνότητας πιθανότητας. Ως απόρροια του γεγονότος αυτού ενδείκνυνται για την αναπαράσταση πολύπλοκων, πολυκόρυφων μέτρων πεποίθησης. Για αυτόν ακριβώς το λόγο αποτελούν συχνά την προτιμώμενη μέθοδο σε περιπτώσεις όπου το ρομπότ καλείται να αντιμετωπίσει καθολική αβεβαιότητα ή έρχεται αντιμέτωπο με δύσκολα προβλήματα συσχέτισης δεδομένων, που γεννούν ξεχωριστές, ευδιάκριτες υποθέσεις. Όπως συμβαίνει συνήθως, το τίμημα των μεγάλων δυνατοτήτων αναπαράστασης αυτών των τεχνικών είναι η αυξημένη υπολογιστική πολυπλοκότητα που επιφέρει η υλοποίησή τους. Στην παρούσα εργασία θα ασχοληθούμε με μία ειδική περίπτωση της πρώτης εκ των δύο τεχνικών και συγκεκριμένα την εφαρμογή του φίλτρου ιστογράμματος σε διακριτό χώρο. Αυτή η παραλλαγή του φίλτρου ιστογράμματος ονομάζεται Διακριτό Φίλτρο Bayes (Discrete Bayes Filter - DBF). Αναλυτικότερη παρουσίαση του Διακριτού Φίλτρου Bayes υπάρχει στην Ενότητα 4.2.

### ***3.3 Ιστογράμμα Χρώματος Εικόνας***

Η έξοδος μίας κάμερας έγχρωμης λήψης περιέχει εν γένει χρήσιμη πληροφορία κατανεμημένη σε χρωματικά κανάλια, παραδείγματος χάριν κόκκινο, πράσινο, μπλε καθώς επίσης και χρωματικός τόνος, κορεσμός, φωτεινότητα. Η απλούστερη στρατηγική αναπαράστασης μίας

έγχρωμης εικόνας μέσω ιστογράμματος είναι η κατασκευή ενός ξεχωριστού, μονοδιάστατου ιστογράμματος για κάθε κανάλι. Μία εναλλακτική μέθοδος υπαγορεύει την κατασκευή ενός μοναδικού, πολυδιάστατου ιστογράμματος – το πλήθος των διαστάσεων ισούται με το πλήθος των χρωματικών καναλιών του χρωματικού μοντέλου.

Δεδομένης μίας έγχρωμης εικόνας,  $I$ , το πρώτο βήμα είναι να δημιουργήσουμε μία απεικόνιση από την  $I$  σε κάθε μία από τις  $n$  διαθέσιμες στάθμες. Έστω  $I_i$  ο πίνακας που περιέχει την πληροφορία του χρωματικού καναλιού  $i$  για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας  $I$ . Το ιστόγραμμα κάθε χρωματικού καναλιού  $H_i$  κατασκευάζεται ως εξής:

1. Προαιρετικά μπορεί να προηγηθεί ένα βήμα προεπεξεργασίας της εικόνας. Σε αυτό το βήμα εφαρμόζεται στον  $I_i$  ένας τελεστής εξομάλυνσης προς μετριασμό της επίδρασης του θορύβου.
2. Αρχικοποίηση του  $H_i$  με  $n$  στάθμες:  $H[j] = 0, j = 1, 2, \dots, n$
3. Για κάθε στοιχείο  $(x, y)$  του  $I_i$  αυξάνεται κατά ένα η αντίστοιχη στάθμη του ιστογράμματος  $H_i$ :  $H_i[I_i[x, y]] += 1, \forall (x, y)$

Αξίζει να σημειωθεί ότι η μέθοδος των ιστογραμμάτων παρουσιάζει ανεξαρτησία από τη θέση κάθε εικονοστοιχείου, καθώς η μετατροπή μίας εικόνας σε ιστόγραμμα είναι συνάρτηση των τιμών των εικονοστοιχείων/εικονοστιγμάτων και όχι της θέσης τους.

Προκειμένου να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος της αναπαράστασης μέσω ιστογραμμάτων για την εξαγωγή συμπερασμάτων παρατήρησης, είναι απαραίτητη η ύπαρξη μίας τεχνικής σύγκρισης ιστογραμμάτων και εύρεσης μέτρων ομοιότητας. Η σχετική βιβλιογραφία απαριθμεί ένα πλήθος κριτηρίων τόσο για ένα-προς-ένα όσο και για πολλαπλή σύγκριση σταθμών: απόσταση τύπου L1, απόσταση τύπου L2, τομή ιστογραμμάτων, απόκλιση Jeffrey και στατιστική μέθοδος  $\chi^2$  για ένα-προς-ένα σύγκριση ή τετραγωνική απόσταση, απόσταση συνταιριάσματος και απόσταση Kolmogorov-Smirnov για πολλαπλή σύγκριση. Ανάμεσα στα παραπάνω κριτήρια, εκείνο που σημειώνει μεγάλη επιτυχία στα πλαίσια ρομποτικών εφαρμογών είναι η απόκλιση Jeffrey, η οποία αποτελεί και το επιλεγμένο κριτήριο για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τον υπολογισμό της απόκλισης Jeffrey υπάρχουν στην Υποενότητα 4.1.3.

# 4

## *Παρουσίαση Προβλήματος*

### *Τοπολογικού SLAM*

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται λεπτομερώς το πρόβλημα της Ταυτόχρονης Εκτίμησης Θέσης και Τοπολογικής Χαρτογράφησης, το οποίο αποτελεί το κύριο αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Στην Ενότητα 4.1 τίγονται θέματα μοντελοποίησης και δίνεται ένας αυστηρός ορισμός του προβλήματος του SLAM, ενώ στην Ενότητα 4.2 περιγράφεται η υλοποίηση της επίλυσής του με τον αλγόριθμο του Διακριτού Φίλτρου Bayes.

#### *4.1 Ορισμός SLAM*

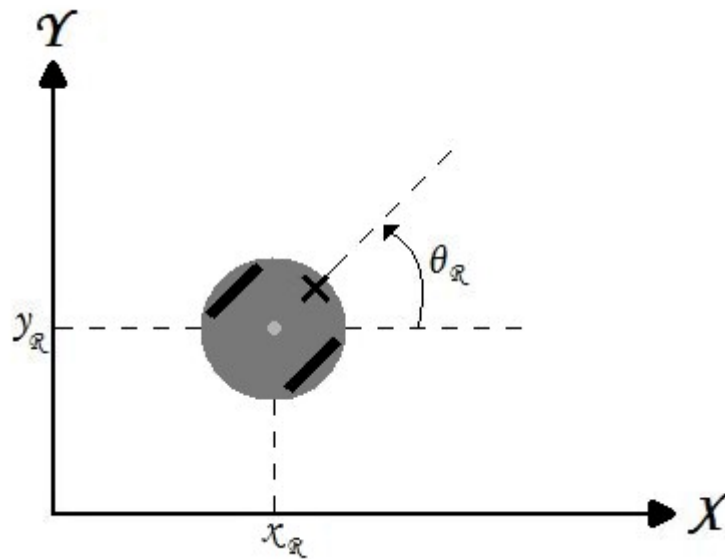
Η τοπολογική αναπαράσταση, όπως περιγράφηκε στην Ενότητα 3.1, μπορεί να υιοθετηθεί ανεξαρτήτως του αλγορίθμου επίλυσης του SLAM που υλοποιείται. Ακολούθως θα παρουσιαστεί το πρόβλημα του SLAM και θα αναλυθούν με αυστηρό τρόπο όλες οι επιμέρους διαστάσεις του: το μοντέλο κίνησης του ρομποτικού οχήματος, το μοντέλο παρατήρησης του περιβάλλοντος και το διάλυμα κατάστασης. Εν τέλει θα διατυπωθεί ο ορισμός του προβλήματος του SLAM.

##### *4.1.1 Γενική Φιλοσοφία του SLAM*

Οποιαδήποτε μέθοδος εκτίμησης θέσης είναι κατάλληλη για την επίλυση του προβλήματος της Ταυτόχρονης Εκτίμησης Θέσης και Χαρτογράφησης. Σκοπός του γενικού αλγορίθμου για την επίλυση του SLAM είναι η δημιουργία ενός χάρτη του περιβάλλοντος και η εκτίμηση της θέσης του ρομπότ μέσα σε αυτό το χάρτη. Το ρομποτικό όχημα ξεκινάει την εξερεύνηση από κάποιο



γνωστό ή άγνωστο σημείο και οδεύει βάσει των εντολών κίνησης που λαμβάνει. Το φίλτρο που χρησιμοποιείται για την επίλυση του SLAM «προβλέπει» τη νέα θέση του ρομπότ και λαμβάνει υπ' όψιν την αβεβαιότητα, που υπεισέρχεται στην πρόβλεψη μέσω του θορύβου της κίνησης. Σε αυτή τη φάση εκτέλεσης δεν επηρεάζεται ο εκτιμώμενος χάρτης καθώς μόνο η θέση του ρομπότ θεωρείται ότι μεταβάλλεται. Καθώς κινείται το ρομποτικό όχημα λαμβάνει θορυβώδεις μετρήσεις από τα αισθητήρια όργανά του. Εάν η παρατηρούμενη πληροφορία δεν μπορεί να αντιστοιχιστεί αξιόπιστα στον ήδη υπάρχοντα χάρτη, θεωρείται καινούργια παρατήρηση και ενσωματώνεται με τις προηγούμενες, επεκτείνοντας το χάρτη. Στην αντίθετη περίπτωση, όταν δηλαδή η τρέχουσα παρατήρηση παραπέμπει σε κάποια τοποθεσία ή χαρακτηριστικό που έχει παρατηρηθεί σε προηγούμενη χρονική στιγμή, ενσωματώνεται στο χάρτη αυξάνοντας την ακρίβεια της αναπαράστασης του παρατηρούμενου αναγνωριστικού. Επιπροσθέτως, στην τελευταία αυτή περίπτωση, χρησιμοποιείται για τη βελτίωση της εκτίμησης του φίλτρου για τη θέση του ρομπότ και τη μείωση της αντίστοιχης αβεβαιότητας. Οι δύο αυτές φάσεις εκτέλεσης διαδέχονται διαρκώς η μία την άλλη.



**Σχήμα 4.1** – Περιγραφή της θέσης του ρομπότ σε παγκόσμιο πλαίσιο αναφοράς δύο διαστάσεων

### 4.1.2 Μοντέλο Κίνησης

Ας θεωρήσουμε ένα αυτόνομο ρομποτικό όχημα που κινείται στο οριζόντιο επίπεδο (υπόθεση δισδιάστατου κόσμου). Συμβολίζουμε τη θέση του ρομπότ:

$$x_r = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix}, \text{ όπου} \quad (4.1.2.1)$$

τα  $x$  και  $y$  συμβολίζουν τις συντεταγμένες και το  $\theta$  τον προσανατολισμό σε ένα καθολικό πλαίσιο αναφοράς, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.1. Η θέση ενός μη ολονομικού ρομποτικού οχήματος διαφορικής οδήγησης μπορεί να εκτιμηθεί χρησιμοποιώντας τη σχετική οδομετρία κίνησης (ενσωματώνοντας τις ενδείξεις των κωδικοποιητών των τροχών) ή την πληροφορία των εντολών γραμμικής και γωνιακής ταχύτητας.

Στην ιδανική περίπτωση, όπου δεν υπάρχουν σφάλματα και ατέλειες στο μοντέλο κίνησης, το ρομπότ ακολουθεί κυκλική τροχιά. Έστω  $u_t = (v \ \omega)^T$  τα δεδομένα ελέγχου για το χρονικό διάστημα  $(t-1, t]$  και  $x_{r,t-1} = (x_{t-1} \ y_{t-1} \ \theta_{t-1})^T$  η θέση του τη χρονική στιγμή  $t-1$ . Υπό αυτές τις προϋποθέσεις, η τροχιά του ρομποτικού οχήματος έχει ακτίνα και κέντρο που δίνονται από τις εξισώσεις:

$$r = \left| \frac{v}{\omega} \right| \quad (4.1.2.2)$$

και

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{t-1} - \frac{v}{\omega} \sin(\theta_{t-1}) \\ y_{t-1} + \frac{v}{\omega} \cos(\theta_{t-1}) \end{pmatrix} \quad (4.1.2.3)$$

Σύμφωνα με τα παραπάνω, η νέα θέση του ιδανικού ρομπότ τη χρονική στιγμή  $t$  μετά από κίνηση διάρκειας  $\Delta t$  θα ήταν:

$$x_t = \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_c + \frac{v}{\omega} \sin(\theta_{t-1} + \omega\Delta t) \\ y_c - \frac{v}{\omega} \cos(\theta_{t-1} + \omega\Delta t) \\ \theta_{t-1} + \omega\Delta t \end{pmatrix} \quad (4.1.2.4)$$

$\Leftrightarrow$

$$x_t = \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{v}{\omega} \sin(\theta_{t-1}) + \frac{v}{\omega} \sin(\theta_{t-1} + \omega\Delta t) \\ +\frac{v}{\omega} \cos(\theta_{t-1}) - \frac{v}{\omega} \cos(\theta_{t-1} + \omega\Delta t) \\ \omega\Delta t \end{pmatrix} \quad (4.1.2.5)$$

Στην πραγματικότητα, η κίνηση του ρομπότ υπόκειται σε θόρυβο, με αποτέλεσμα οι ταχύτητες να διαφέρουν από τις ιδανικές ή μετρούμενες. Αυτή η διαφοροποίηση ιδανικής και πραγματικής περίπτωσης μπορεί να μοντελοποιηθεί με μία τυχαία κατανομημένη μεταβλητή μηδενικής μέσης τιμής και πεπερασμένης διακύμανσης. Επομένως, οι πραγματικές ταχύτητες δίνονται από τον τύπο:

$$\begin{pmatrix} v' \\ \omega' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v \\ \omega \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{\alpha_1|v|+\alpha_2|\omega|} \\ \varepsilon_{\alpha_3|v|+\alpha_4|\omega|} \end{pmatrix}, \quad (4.1.2.6)$$

όπου με  $\varepsilon_b$  συμβολίζεται μία μεταβλητή σφάλματος με μηδενική μέση τιμή και διακύμανση  $b$ . Οι παράμετροι  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  εξαρτώνται από το εκάστοτε ρομπότ και είναι ευθέως ανάλογες της ακριβείας του. Αντικαθιστώντας την εξίσωση (4.1.2.6) στην (4.1.2.5) προκύπτει το βελτιωμένο μοντέλο κίνησης:

$$x_t = \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{v'}{\omega'} \sin(\theta_{t-1}) + \frac{v'}{\omega'} \sin(\theta_{t-1} + \omega' \Delta t) \\ +\frac{v'}{\omega'} \cos(\theta_{t-1}) - \frac{v'}{\omega'} \cos(\theta_{t-1} + \omega' \Delta t) \\ \omega' \Delta t \end{pmatrix}$$

(4.1.2.7)

Το παραπάνω μοντέλο, αν και λαμβάνει υπ' όψιν του την αβεβαιότητα των εντολών ελέγχου κίνησης, πάσχει από το γεγονός ότι υποθέτει τέλεια κυκλική κίνηση, κάτι που δεν ισχύει απαραίτητως. Μία τέτοια λανθασμένη υπόθεση οδηγεί σε σημαντική υποβάθμιση της ποιότητας της εκτίμησης της θέσης. Για να υπερκεραστεί αυτό το εμπόδιο μπορεί κανείς, χάριν απλούστευσης, να θεωρήσει ότι το ρομπότ πραγματοποιεί περιστροφή  $\gamma'$  κατά την άφιξή του στο σημείο προορισμού. Συνεπώς, η τελική γωνία τη χρονική στιγμή  $t$  ορίζεται:

$$\theta'_t = \theta_{t-1} + \omega' \Delta t + \gamma' \Delta t, \text{ όπου}$$

(4.1.2.8)

$$\gamma' = \varepsilon_{\alpha_5|v|+\alpha_6|\omega|}$$

(4.1.2.9)

Οι παράμετροι  $\alpha_5$ ,  $\alpha_6$  είναι επίσης εξαρτώμενες από το εκάστοτε ρομποτικό όχημα και καθορίζουν την τυπική απόκλιση του πρόσθετου θορύβου περιστροφής. Σαν συνέπεια της ανωτέρω ανάλυσης, το τελικό μοντέλο κίνησης του ρομπότ είναι το ακόλουθο:

$$x_t = \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{v'}{\omega'} \sin(\theta_{t-1}) + \frac{v'}{\omega'} \sin(\theta_{t-1} + \omega' \Delta t) \\ +\frac{v'}{\omega'} \cos(\theta_{t-1}) - \frac{v'}{\omega'} \cos(\theta_{t-1} + \omega' \Delta t) \\ \omega' \Delta t + \gamma' \Delta t \end{pmatrix}$$

(4.1.2.10)

### 4.1.3 Μοντέλο Παρατήρησης

Κατά τη διάρκεια της εξερεύνησης, το ρομπότ συλλέγει δεδομένα (αναμειγμένα με θόρυβο) μέσω των αισθητηρίων οργάνων του και τα χρησιμοποιεί για την εκτίμηση της θέσης του και το σχεδιασμό του χάρτη του περιβάλλοντος. Στην παρούσα εργασία, ο μόνος αισθητήρας στον οποίο στηρίζεται το ρομπότ για την ολοκλήρωση της αποστολής του είναι η μονοσκοπική κάμερα που διαθέτει. Τα δεδομένα που λαμβάνει είναι εικόνες του χώρου ενώπιόν του. Για τις ανάγκες της αναπαράστασης του κόσμου η οπτική πληροφορία μετατρέπεται σε τρία μονοδιάστατα ιστογράμματα, όσες και οι χρωματικές συνιστώσες του επιλεγθέντος χρωματικού χώρου – HSI. Η επιλογή του χρωματικού μοντέλου HSI στηρίχθηκε στην ιδιότητά του να διαχωρίζει την πληροφορία της φωτεινής έντασης, μέγεθος που παρουσιάζει σημαντική διακύμανση στο περιβάλλον όπου διεξήχθησαν τα πειράματα, από αυτές του χρωματικού τόνου και του κορεσμού. Έστω  $H$  το ιστόγραμμα μίας εικόνας ή τμήματος αυτής, που αντιπροσωπεύει την τρέχουσα, διαθέσιμη πληροφορία λόγω παρατήρησης του περιβάλλοντος από την τρέχουσα θέση του ρομπότ:

$$H = (H_H \ H_S \ H_I)^T, \text{ όπου} \quad (4.1.3.1)$$

$$Hi_{1 \times 256}, \ i \in [H, S, I]$$

Η συνάρτηση νεωτερισμού,  $p(z_t | x_k)$ , μπορεί να οριστεί με ποικίλους τρόπους, όπως για παράδειγμα στο [11]. Εδώ η συνάρτηση ορίζεται με τη βοήθεια της Απόκλισης Jeffrey. Έστω  $H_z = (H_{z,H} \ H_{z,S} \ H_{z,I})^T$  το ιστόγραμμα που αντιστοιχεί στην τρέχουσα μέτρηση, εν προκειμένω στην τρέχουσα εικόνα του περιβάλλοντος και  $H_k = (H_{k,H} \ H_{k,S} \ H_{k,I})^T$  το ιστόγραμμα που αναπαριστά την εκτιμώμενη θέση του ρομπότ στο χάρτη. Λόγω της προαναφερθείσας διακύμανσης της φωτεινής έντασης στο χώρο διεξαγωγής των δοκιμών, μόνο τα κανάλια του χρωματικού τόνου ( $H$ ) και του κορεσμού ( $S$ ) αξιοποιούνται για τον καθορισμό της ομοιότητας δύο εικόνων. Η Απόκλιση Jeffrey μεταξύ των δύο ιστογραμμάτων δίνεται από τον τύπο:

$$p(z_t | x_k) = \frac{1}{2} \sum_{i=H,S} \text{JeffDiv}(i), \text{ όπου} \quad (4.1.3.2)$$

$$JeffDiv(ch) = \sum_{i=1}^{256} h_{z,ch,i} \cdot \log\left(\frac{2h_{z,ch,i}}{h_{z,ch,i} + h_{k,ch,i}}\right) + h_{k,ch,i} \cdot \log\left(\frac{2h_{k,ch,i}}{h_{z,ch,i} + h_{k,ch,i}}\right)$$

(4.1.3.3)

(εδώ το  $h_{x,Y,i}$  υποδηλώνει την τιμή της  $i$ -οστής στάθμης (bin) του χρωματικού καναλιού  $Y$  του αντίστοιχου μονοδιάστατου ιστογράμματος  $H_{x,Y}$ , όπου  $x \in [z, k]$  και  $Y \in [H, S]$ )

#### 4.1.4 Διάνυσμα Κατάστασης

Στην τοπολογική αναπαράσταση που υιοθετεί η παρούσα διπλωματική εργασία, το φίλτρο εκτίμησης της θέσης χρησιμοποιεί ένα διάνυσμα κατάστασης που περιλαμβάνει τη διακριτή κατανομή της πιθανότητας να βρίσκεται το ρομπότ σε κάθε κόμβο του χάρτη του κόσμου και τη διακριτή κατανομή των πιθανοτήτων γειτνίασης των διαφόρων κόμβων του χάρτη (δηλαδή της τοπολογίας). Η αναπαράσταση κάθε κόμβου βάσει των κατάλληλων ιστογραμμάτων διατηρείται ξεχωριστά. Επομένως, το διάνυσμα κατάστασης προς εκτίμηση είναι το:

$$\xi(k) \in R^{(1+Z^2)}: \xi(k) = [x_r(k) \ xN_{n1} \ xN_{n2} \ \dots \ xN_{nZ}]^T,$$

(4.1.4.1)

όπου το  $x_r(k)$  συμβολίζει τον κόμβο που βρίσκεται το ρομπότ τη χρονική στιγμή  $k$  και το  $xN_{ni}$ ,  $i \in [1, Z]$  είναι το  $1 \times Z$  διάνυσμα ( $Z$ : πλήθος κόμβων χάρτη) που περιέχει τις σχέσεις γειτνίασης (δηλαδή ύπαρξης συνδετικών ακμών) μεταξύ του  $i$ -οστού κόμβου του χάρτη και όλων των υπολοίπων.

Εφόσον έχουν προηγηθεί όλοι οι απαραίτητοι ορισμοί εννοιών και μοντέλων, δύναται να διατυπωθεί το πρόβλημα του SLAM ως εξής:

«Εστω  $\xi'(0)$ , μία εκτίμηση της αρχικής θέσης του ρομποτικού οχήματος και της τοπολογίας των κόμβων. Δεδομένων κατάλληλων μοντέλων κίνησης (4.1.2) και παρατήρησης (4.1.3), να υπολογισθεί μία εκτίμηση  $\xi'(k)$  της θέσης του ρομποτικού οχήματος και της τοπολογίας των κόμβων  $\xi(k)$  για κάθε  $k > 0$ .»

## 4.2 Επίλυση του SLAM με Διακριτό Φίλτρο Bayes

Οποιαδήποτε τεχνική για επίλυση του SLAM μπορεί να συνδυαστεί με την όραση ως μέθοδο παρατήρησης του κόσμου και την αναπαράσταση βάσει ιστογραμμάτων. Εξαιτίας της τοπολογικής προσέγγισης που έχουμε υιοθετήσει αλλά και της πλήρους άγνοιας αναφορικά με την αρχική θέση του ρομπότ, σε συνδυασμό με την επαναληψιμότητα του χώρου στον οποίο αυτό κινείται – στοιχεία που προοικονομούν μία ανομοιομορφη κατανομή πιθανότητας – θα εφαρμοστεί μία τεχνική βασισμένη σε μη παραμετρικό φίλτρο. Συγκεκριμένα, λόγω της διακριτής φύσης του προβλήματος, όπως ορίστηκε στην προηγούμενη ενότητα, ο υλοποιούμενος αλγόριθμος θα βασίζεται στο Διακριτό Φίλτρο Bayes.

Το Διακριτό Φίλτρο Bayes διαιρεί το χώρο κατάστασης σε διακριτές υποπεριοχές και αναθέτει σε κάθε μία από αυτές μία εκτίμηση της πιθανότητας να βρίσκεται το ρομπότ εκεί. Όπως είναι φυσικό, η ακρίβεια μίας τέτοιας μεθόδου είναι στενά συνδεδεμένη με το πλήθος των συντελεστών που χρησιμοποιούνται για την περιγραφή της κατάστασης (θέσης ρομπότ και χάρτη), συνεπώς με την πυκνότητα κόμβων, άρα τη διακριτική ικανότητα του ρομπότ όσον αφορά στη θέση του. Κατά περίπτωση θα πρέπει να αναζητάται η βέλτιστη πυκνότητα κόμβων σε συνάρτηση με τα χαρακτηριστικά που περιβάλλοντος, τη διακριτική ικανότητα των αισθητήρων του ρομποτικού οχήματος, τους διαθέσιμους υπολογιστικούς πόρους και, τέλος, τη φύση και τις απαιτήσεις της αποστολής που καλείται να διεκπεραιώσει το ρομπότ. Η αναζήτηση οφείλει να λαμβάνει υπ' όψιν πως η μεγάλη πυκνότητα κόμβων οδηγεί συχνά σε έντονη συσχέτιση των γειτονικών περιοχών και σε μεγαλύτερη σύγχυση του ρομπότ. Στον αντίποδα, μία μικρή πυκνότητα κόμβων μπορεί να έχει σαν αποτέλεσμα μικρότερη διακριτική ικανότητα από αυτή που είναι απαραίτητη για την επιτυχή ολοκλήρωση της απαιτούμενης ρομποτικής εργασίας.

Η κατάσταση, την οποία καλείται να εκτιμήσει το φίλτρο, ορίζεται ως:

$$p(k) \in R^{(Z+Z^2)}: p(k) = [p_r(k) \ pN_{n1} \ pN_{n2} \ \dots \ pN_{nz}]^T, \quad (4.2.1)$$

όπου το  $p_r(k)$  αναφέρεται στη διακριτή κατανομή της πιθανότητας της θέσης του ρομπότ τη χρονική στιγμή  $k$  και το  $pN_{ni}$ ,  $i \in [1, Z]$  είναι το  $1 \times Z$  διάνυσμα ( $Z$ : πλήθος κόμβων χάρτη) που περιέχει τις πιθανότητες γειτνίασης (δηλαδή ύπαρξης συνδετικών ακμών) μεταξύ του  $i$ -οστού κόμβου του χάρτη και όλων των υπολοίπων. Για την εκτίμηση του διανύσματος κατάστασης εκτελούνται διαδοχικές επαναλήψεις του βήματος πρόβλεψης και του βήματος διόρθωσης.

### 4.2.1 Βήμα Πρόβλεψης

Η νέα θέση του ρομπότ «προβλέπεται» με βάση την προηγούμενη θέση και τις εντολές ελέγχου κίνησης που εφαρμόστηκαν. Κατ' αναλογία με το Φίλτρο Bayes (βλέπε Υποενότητα 3.2.2), η πιθανότητα (υπολογισμένη πριν την ενσωμάτωση των παρατηρήσεων τη χρονική στιγμή  $t$ ) να βρίσκεται το ρομπότ σε κάποιον κόμβο  $i$  τη χρονική στιγμή  $t$  δίνεται από τη σχέση:

$$p(x_{i,t} | z_{1:t-1}, u_{1:t}) = \sum_n p(x_{i,t} | x_{n,t-1}, u_t) \cdot p(x_{n,t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1})$$

(4.2.1.1)

Στη σχέση (4.2.1.1), ο πρώτος όρος του αθροίσματος αντιστοιχεί στο μοντέλο κίνησης του ρομπότ (βλέπε Υποενότητα 4.1.2), ενώ ο δεύτερος αντιπροσωπεύει την εκτίμηση της πιθανότητας να βρίσκεται το ρομπότ τη χρονική στιγμή  $t-1$  στον κόμβο  $n$ .

### 4.2.2 Βήμα Διόρθωσης

Στο βήμα αυτό συμπεριλαμβάνονται στον υπολογισμό της πιθανότητας και οι παρατηρήσεις του ρομπότ αναφορικά με το περιβάλλον του τη χρονική στιγμή  $t$ . Κατ' αναλογία και πάλι με το Φίλτρο Bayes, η τελική πιθανότητα για κάθε κόμβο υπολογίζεται από τη σχέση:

$$p(x_{i,t} | z_{1:t}, u_{1:t}) = \eta \cdot p(z_t | x_{i,t}, z_{1:t-1}, u_{1:t}) \cdot p(x_{i,t} | z_{1:t-1}, u_{1:t})$$

(4.2.2.1)

Κατά τα γνωστά, το  $\eta$  είναι ένας κανονικοποιητικός παράγοντας, ώστε η έκφραση να έχει χαρακτήρα πιθανότητας και το  $p(x_{i,t} | z_{1:t-1}, u_{1:t})$  υπολογίζεται από τη σχέση (4.2.1.1). Τέλος, ο όρος  $p(z_t | x_{i,t}, z_{1:t-1}, u_{1:t})$  μετασχηματίζεται βάσει της Υπόθεσης Πλήρους Κατάστασης (βλέπε Υποενότητα 3.2.3) σε:

$$p(z_t | x_{i,t}, z_{1:t-1}, u_{1:t}) = p(z_t | x_t),$$

(4.2.2.2)

το οποίο αντιστοιχεί στο μοντέλο παρατήρησης του περιβάλλοντος και υπολογίζεται αναλόγως (βλέπε Υποενότητα 4.1.3).



Όλα τα παραπάνω συνοψίζονται για ευκολία στον ακόλουθο αλγόριθμο σε μορφή ψευδοκώδικα:

```
1:   Discrete_Bayes_Filter( { $p_{k,t-1}$ } ,  $u_t$  ,  $z_t$  ):  
2:       for all  $k$  do:  
3:            $\bar{p}(x_{k,t}) = p(x_{k,t} | z_{1:t-1}, u_{1:t}) =$   
4:                $= \sum_n p(x_{k,t} | x_{n,t-1}, u_t) \cdot p(x_{n,t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1})$   
5:            $p(x_{k,t}) = \eta \cdot p(z_t | x_k) \cdot \bar{p}(x_{k,t})$   
6:       endfor  
7:   return { $p_{k,t}$ }
```

**Πίνακας 4.2.2.1** – Αλγόριθμος Διακριτού Φίλτρου Bayes

# 5

## *Ταυτόχρονη Εκτίμηση Θέσης και*

### *Τοπολογική Χαρτογράφηση με Κάμερα*

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η προτεινόμενη μεθοδολογία για την επίλυση του προβλήματος του SLAM, όπως αυτό ορίστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Στην Ενότητα 5.1 αναλύεται ο τρόπος με τον οποίο αναπαρίστανται εσωτερικά τα δεδομένα για την κατασκευή του τοπολογικού χάρτη. Η Ενότητα 5.2 συζητά μία τεχνική οπτικής οδομετρίας, πάνω στην οποία βασίζεται το μοντέλο κίνησης του ρομπότ. Τέλος, στην Ενότητα 5.3 παρατίθενται και επεξηγούνται τα μοντέλα κίνησης και παρατήρησης, καθώς επίσης και το κύριο τμήμα του αλγορίθμου.

#### *5.1 Αναπαράσταση Κόμβων με Κατακερματισμό Εικόνων και*

##### *Ιστογράμματα*

Ο χάρτης, τον οποίο κατασκευάζει το ρομποτικό όχημα, καθώς κινείται στο χώρο εργασίας του, και τον οποίο χρησιμοποιεί για να εκτιμήσει τη θέση του, αποτελείται από ένα σύνολο κόμβων και ένα σύνολο σχέσεων γειτνίασης μεταξύ τους. Ως δομή δεδομένων για την εσωτερική αναπαράσταση της τοπολογίας του κόσμου, δηλαδή κατ' ουσίαν των κόμβων που τον μοντελοποιούν, επιλέγεται ο Πίνακας Γειτνίασης Γράφου (βλέπε Υποενότητα 3.1.1).

Η εσωτερική αναπαράσταση των κόμβων βασίζεται στην αναγωγή της οπτικής πληροφορίας σε ιστογράμματα χρώματος. Αρκετοί είναι οι λόγοι που συνηγορούν υπέρ της επιλογής της συγκεκριμένης μεθόδου. Αφενός, η συμπαγής μορφή της επιτρέπει ιδιαίτερα γρήγορη επεξεργασία των δεδομένων και συνεπώς είναι κατάλληλη για την υλοποίηση ενός αλγορίθμου για

την επίλυση του SLAM σε πραγματικό χρόνο (Online SLAM). Παράλληλα, έχει ελάχιστες απαιτήσεις σε μνήμη και υπολογιστική ισχύ, πόροι που θεωρούνται πολύτιμοι για ένα αυτόνομο ρομποτικό σύστημα, επιφορτισμένο με την εκτέλεση πολλαπλών παράλληλων καθηκόντων. Αφετέρου, η αναπαράσταση με ιστογράμματα παρουσιάζει κάποιες επιπλέον επιθυμητές ιδιότητες, όπως είναι η ανεξαρτησία από γραμμικό μετασχηματισμό συντεταγμένων και περιστροφή περί του οπτικού άξονα, η αργή επίδραση των μεταβολών της γωνίας θέασης και της μεταβολής της κλίμακας και, τέλος, η ανοχή στη μερική απόκρυψη. Η χρήση, δε, του χρωματικού μοντέλου HSI προσδίδει στο ιστόγραμμα μία σχετική ανεξαρτησία από τις τιμές της φωτεινής έντασης, καθώς αυτή διαχωρίζεται από την υπόλοιπη οπτική πληροφορία.

### **5.1.1 Κατακερματισμός Εικόνας**

Το ουσιαστικότερο μειονέκτημα της αναπαράστασης μέσω ιστογράμματος είναι η απώλεια οποιασδήποτε μορφής γεωμετρικής πληροφορίας. Η παρουσία ενός χρωματικά διακριτού αντικειμένου σε οποιοδήποτε σημείο μίας εικόνας ενδέχεται να επηρεάσει από ελάχιστα έως καθόλου το ιστόγραμμα της εικόνας, ούτως ώστε να είναι αδύνατο να εξαχθεί οποιαδήποτε πληροφορία αναφορικά με τη σχετική θέση του αντικειμένου ως προς το ρομπότ, κάτι που θα ήταν εύκολα πραγματοποιήσιμο με κάποια άλλη, λιγότερο συμπαγή, τεχνική αναπαράστασης.

Με στόχο την άμβλυνση των επιπτώσεων του εγγενούς αυτού μειονεκτήματος, εισήχθη ένα στάδιο προεπεξεργασίας, πριν από τη μετατροπή της εικόνας σε ιστόγραμμα, κατά το οποίο η εικόνα διαμερίζεται σε μικρότερα, μη επικαλυπτόμενα τμήματα προκαθορισμένων διαστάσεων (βλέπε σχήμα 5.1.1.1α,β). Στη συνέχεια λαμβάνονται ξεχωριστά τα ιστογράμματα του κάθε τμήματος και, τελικά, η εικόνα αναπαρίσταται εσωτερικά ως το σύνολο των ιστογραμμάτων των επιμέρους τμημάτων της (βλέπε σχήμα 5.1.1.1γ). Με τον τρόπο αυτό διατηρείται, σχεδόν αναλλοίωτη, η συμπαγής μορφή του ιστογράμματος, διαφυλάσσεται όμως παράλληλα και γεωμετρική πληροφορία σχετικά με τα αντικείμενα στο περιβάλλον του ρομπότ (βλέπε σχήμα 5.1.1.2). Η ακρίβεια της πληροφορίας αυτής εξαρτάται, όπως είναι φυσικό, από τις διαστάσεις και το πλήθος των επιμέρους τμημάτων: όσο μικρότερα είναι αυτά (και συνεπώς περισσότερα) τόσο ακριβέστερη είναι η γνώση της θέσης ενός αντικειμένου στο χώρο. Από την άλλη μεριά, πολύ μεγάλη ακρίβεια οδηγεί σε αύξηση του υπολογιστικού κόστους, ακυρώνοντας τη συνεπυγμένη μορφή και τελικά την ίδια τη φύση του ιστογράμματος. Μετά από σχετικές δοκιμές και πειράματα διαπιστώθηκε, πως η κατάτμηση της εικόνας σε ένα πλέγμα 4x4 προσέφερε ικανοποιητική αντιστάθμιση μεταξύ υπολογιστικού κόστους και ακρίβειας, ώστε να θεωρηθεί βέλτιστη (βλέπε σχήμα 5.1.1.3).

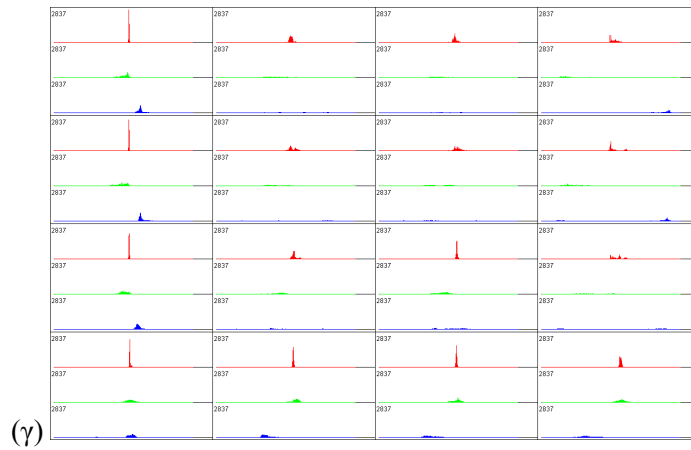
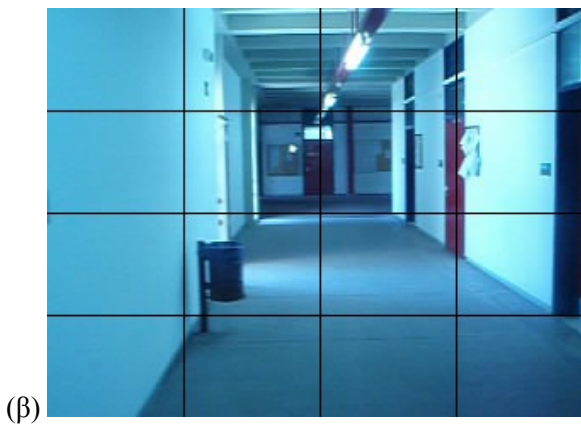
Στο σχήμα 5.1.1.1 παρουσιάζεται η διαδικασία κατακερματισμού μίας εικόνας και λήψης των μερικών ιστογραμμάτων. Στο 5.1.1.1α φαίνεται η αρχική εικόνα, που λαμβάνει το ρομπότ ως

είσοδο. Στο 5.1.1.1β διακρίνονται τα 16 (πλέγμα 4x4) τμήματα στα οποία διαμερίστηκε, ενώ στο 5.1.1.1γ έχουν σχεδιαστεί τα ιστογράμματα των τμημάτων αυτών.

Το σχήμα 5.1.1.2 καταδεικνύει τη σύγχυση που μπορεί να δημιουργήσει η απώλεια γεωμετρικής πληροφορίας στα ιστογράμματα και πώς ο διαχωρισμός των εικόνων σε τμήματα πριν τη μετατροπή προλαμβάνει αυτό το πιθανό πρόβλημα. Στο 5.1.1.2α παρατίθενται δύο εικόνες, περιέχουσες σαφώς διαφορετική γεωμετρική πληροφορία. Ωστόσο, όπως γίνεται εμφανές από το 5.1.1.2β, τα ιστογράμματα των δύο εικόνων παρουσιάζουν μεγάλη ομοιότητα και θα μπορούσαν κάλλιστα να οδηγήσουν το ρομπότ στη λανθασμένη διαπίστωση ότι βρίσκεται στην ίδια περιοχή στο χώρο διάταξης του ρομπότ – (στην πραγματικότητα οι εικόνες έχουν ληφθεί σε απόσταση αρκετών μέτρων η μία από την άλλη και με τη μέγιστη δυνατή απόκλιση στον προσανατολισμό του οχήματος,  $180^\circ$ ). Αντιθέτως, η διαφορά γίνεται εύκολα αντιληπτή συγκρίνοντας τα πολλαπλά ιστογράμματα του 5.1.1.2γ, εφόσον έχει διατηρηθεί ένα μέρος της γεωμετρικής πληροφορίας.

Στο σχήμα 5.1.1.3, τέλος, παρουσιάζονται ενδεικτικά τα επιμέρους ιστογράμματα μίας εικόνας διαχωρισμένης σε 4, 15 και 64 τμήματα αντιστοίχως.

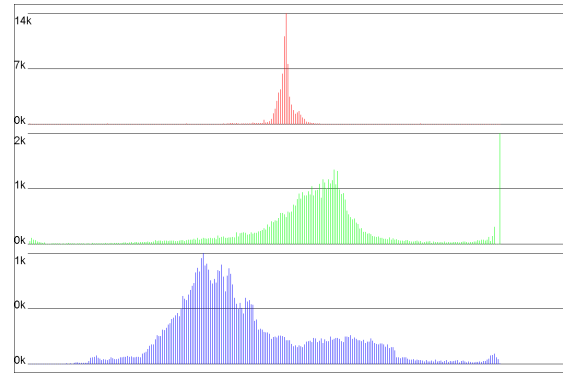
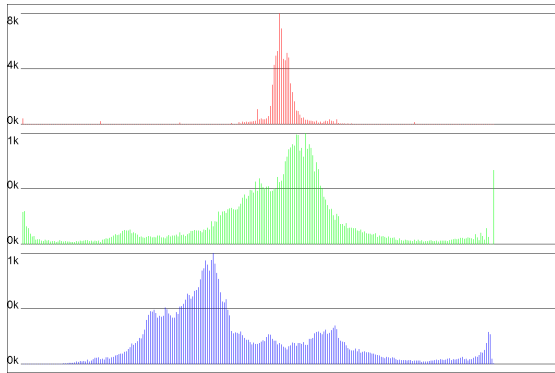
(Σημείωση: Ιστογράμματα διαφορετικών εικόνων ενδέχεται να έχουν διαφορά στην κλίμακα για μεγαλύτερη ευκρίνεια.)



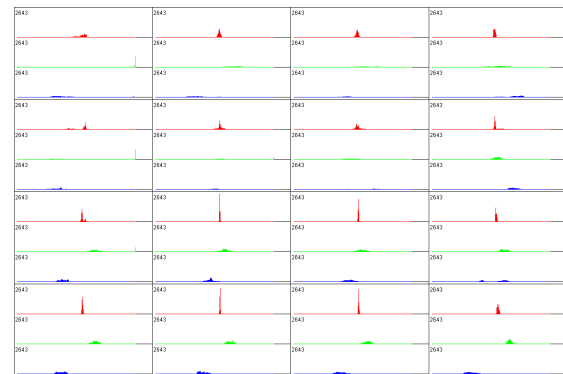
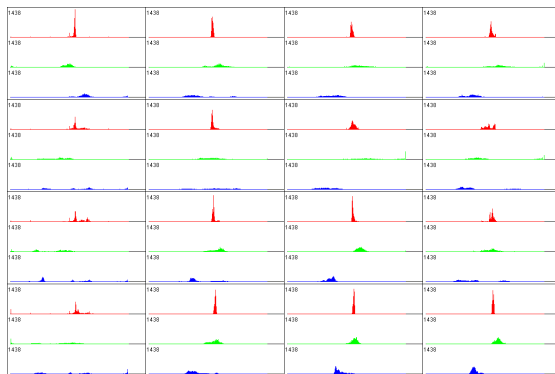
**Σχήμα 5.1.1.1** – Κατακερματισμός εικόνας και επιμέρους ιστογράμματα: (α) Αρχική εικόνα από κάμερα. (β) Κατακερματισμός εικόνας σε 16 (4x4) επιμέρους τμήματα. (γ) Εσωτερική αναπαράσταση της αρχικής εικόνας ως σύνολο ιστογραμμάτων των επιμέρους τμημάτων.



(α)

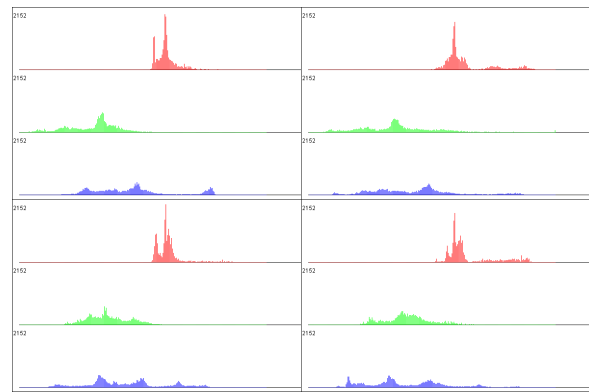


(β)

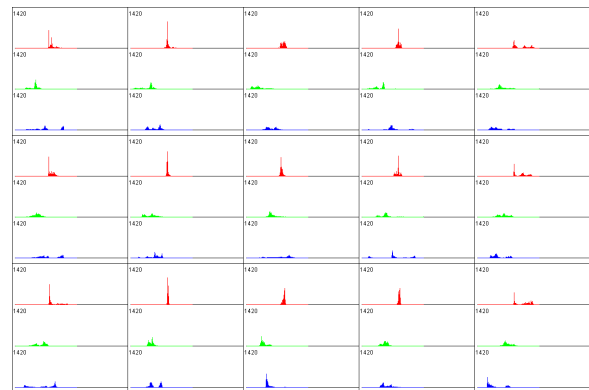


(γ)

**Σχήμα 5.1.1.2** – Διατήρηση γεωμετρικής πληροφορίας: (α) Εικόνες με εμφανώς διαφορετική γεωμετρική πληροφορία. (β) Παρά τη μεγάλη διαφορά των εικόνων, τα ιστογράμματα παρουσιάζουν αξιοσημείωτη ομοιότητα. (γ) Η αναπαράσταση μέσω ιστογραμμάτων επιμέρους τμημάτων επιτρέπει τον εύκολο διαχωρισμό των δυο εικόνων, κάτι αδύνατο στην περίπτωση (β).



(α)



(β)



(γ)

**Σχήμα 5.1.1.3** – Επιλογή τρόπου κατακερματισμού εικόνων: Επιμέρους ιστογράμματα μίας εικόνας μετά από διαμερισμό σε: (α) 4 (2x2), (β) 15 (3x5) και (γ) 64 (8x8) τομείς. Η περίπτωση 4x4 (βλέπε σχήμα 5.1.1.1) αναδείχθηκε βέλτιστη ανάμεσα σε πολλούς συνδυασμούς ομοίμορφων και μη κατακερματισμών.

## **5.2 Οπτική Οδομετρία με χρήση Ιστογραμμάτων**

Στο πλαίσιο της προσπάθειας ανάπτυξης μίας τεχνικής βασισμένης αποκλειστικά σε οπτική πληροφορία, υλοποιήθηκε ένας αλγόριθμος ο οποίος δε λαμβάνει υπ' όψιν στοιχεία οδομετρίας από ιδιοδεκτικούς αισθητήρες του ρομπότ. Ωστόσο, η επαναληψιμότητα του χώρου εργασίας καθιστά αναγκαία κάποια – αδρή έστω – πληροφορία σχετικά με την κίνηση του ρομπότ, καθώς απομακρυσμένες μεταξύ τους περιοχές αλλά με όμοια οπτικά χαρακτηριστικά τείνουν να προκαλούν σύγχυση όσον αφορά στην εκτιμώμενη θέση. Για το λόγο αυτό σχεδιάστηκε μία απλή μεθοδολογία οπτικής οδομετρίας για την εκτίμηση της κίνησης του ρομποτικού οχήματος.

Εξαιτίας της απαίτησης λειτουργίας σε πραγματικό χρόνο, το επιπλέον υπολογιστικό φορτίο λόγω της οπτικής οδομετρίας οφείλει να παραμένει μικρό. Εξάλλου, η τοπολογική χαρτογράφηση, που υιοθετείται, δεν απαιτεί ακριβή μετρική πληροφορία. Σε συμφωνία με τα ανωτέρω, διαμορφώθηκε μία τεχνική που εκμεταλλεύεται τη μορφή αναπαράστασης των εικόνων με ιστογράμματα (βλέπε Ενότητα 5.1). Σε αντιστάθμισμα των πλεονεκτημάτων της, η απλουστευτική αυτή προσέγγιση προϋποθέτει ορισμένες παραδοχές αναφορικά με τον τρόπο κίνησης του οχήματος.

### **5.2.1 Παραδοχές – Περιορισμοί της Τεχνικής**

Πρώτον, θεωρούμε ότι η κίνηση λαμβάνει χώρα σε δύο μόνο διαστάσεις, τουτέστιν στο οριζόντιο επίπεδο. Δεδομένου ότι ο χώρος εργασίας είναι ούτως ή άλλως επίπεδος, η παραδοχή αυτή δεν επιβάλλει, επί της ουσίας, κανένα περιορισμό.

Η δεύτερη παραδοχή σχετίζεται με τις δυνατές κινήσεις του ρομπότ. Συγκεκριμένα, θεωρούμε ότι σε οποιαδήποτε δεδομένη χρονική στιγμή το ρομποτικό όχημα εκτελεί μία και μόνο από τις 4 συνολικά δυνατές κινήσεις: κίνηση εμπρός, στάση, δεξιά περιστροφή, αριστερή περιστροφή. Και αυτή η παραδοχή περιορίζει ελάχιστα τις δυνατότητες κίνησης, επιδρώντας μόνο στον τρόπο με τον οποίο το ρομπότ μπορεί να προσεγγίσει ένα σημείο στο χώρο διάταξής του. Η πλέον σημαντική επίπτωση είναι η απαγόρευση κίνησης προς τα πίσω, η οποία όμως και πάλι είναι δυνατό να προσομοιωθεί με κατάλληλες περιστροφικές και πρόσθιες κινήσεις.

Τρίτον, η τεχνική υποθέτει κίνηση με σταθερή ταχύτητα. Ενώ η παραβίαση αυτής της υπόθεσης μπορεί εν γένει να οδηγήσει σε εσφαλμένες εκτιμήσεις θέσης, η ανοχή σε αυξομειώσεις της ταχύτητας είναι σημαντική. Συνεπώς, και αυτός ο περιορισμός έχει μικρή επίδραση στις δυνατότητες πλοήγησης του ρομποτικού οχήματος, καθώς μπορεί εύκολα να ικανοποιηθεί.

Τέλος, η πλέον δεσμευτική παραδοχή σχετίζεται με τη δομή του περιβάλλοντος χώρου, ο οποίος θεωρούμε ότι αποτελείται από διαδρόμους σε ορθογώνια μεταξύ τους διάταξη. Ως αποτέλεσμα αυτού, οποιαδήποτε περιστροφή γύρω από τον άξονα του ρομπότ οφείλει να επιφέρει



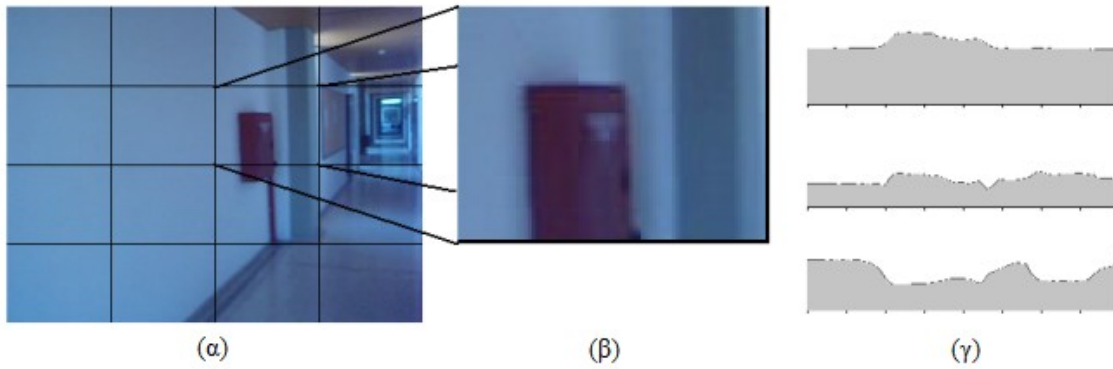
μεταβολή στη διεύθυνσή του κατά  $90^\circ$ . Αν και αρκετά δεσμευτική, η απαίτηση αυτή δεν περιορίζει σε μεγάλο βαθμό τις ουσιαστικές δυνατότητες του ρομπότ, δεδομένου ότι η κίνηση του οχήματος θα λαμβάνει χώρα σε ένα τέτοιο περιβάλλον. Μία δευτερεύουσα απαίτηση, άμεση συνέπεια της προηγούμενης, είναι η υποχρεωτική μεσολάβηση μίας στάσης μεταξύ δύο διαδοχικών περιστροφών του ρομπότ.

Όπως καθίσταται σαφές, οι όποιες παραδοχές και περιορισμοί της τεχνικής έχουν μικρή επιρροή στην αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου, καθώς είτε ισχύουν για τον κόσμο που εξετάζουμε, είτε μπορούν να ικανοποιηθούν χωρίς σημαντική μεταβολή της λειτουργικότητας του ρομποτικού οχήματος.

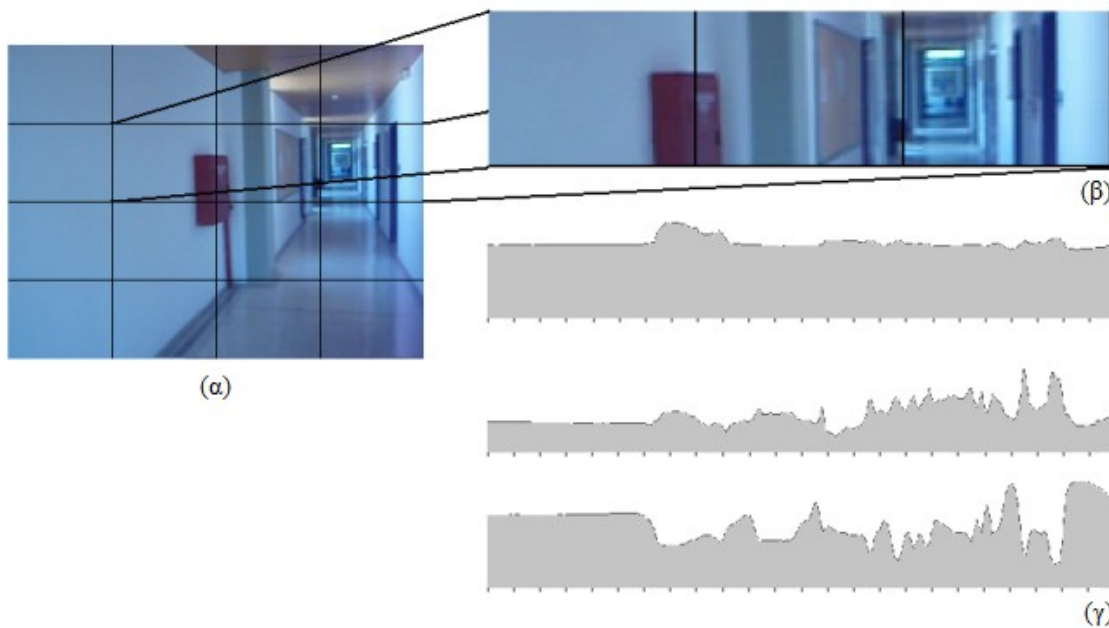
### **5.2.2 Υλοποίηση Οπτικής Οδομετρίας**

Η μέθοδος που υλοποιεί την οπτική οδομετρία βασίζεται στην τεχνική που χρησιμοποιείται στο [59]. Κατ' αρχάς απομονώνεται το κεντρικό κομμάτι κάθε εικόνας ως το πλέον εύρωστο – κατά κανόνα αποφεύγεται ο συνυπολογισμός επιφανειών όπως τοίχοι, οροφές, δάπεδα. Σύμφωνα με τη μέθοδο αναπαράστασης που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 5.1, λαμβάνονται υπ' όψιν τα τέσσερα κεντρικά (από τα συνολικά δεκαέξι) τμήματα της κατακερματισμένης εικόνας. Λόγω της υπόθεσης κίνησης στο οριζόντιο επίπεδο, αρκεί να συγκριθεί καθένα από τα τέσσερα αυτά τμήματα με αυτό που βρίσκεται στα δεξιά και με αυτό που βρίσκεται στα αριστερά του, ώστε να καθοριστεί το είδος της κίνησης.

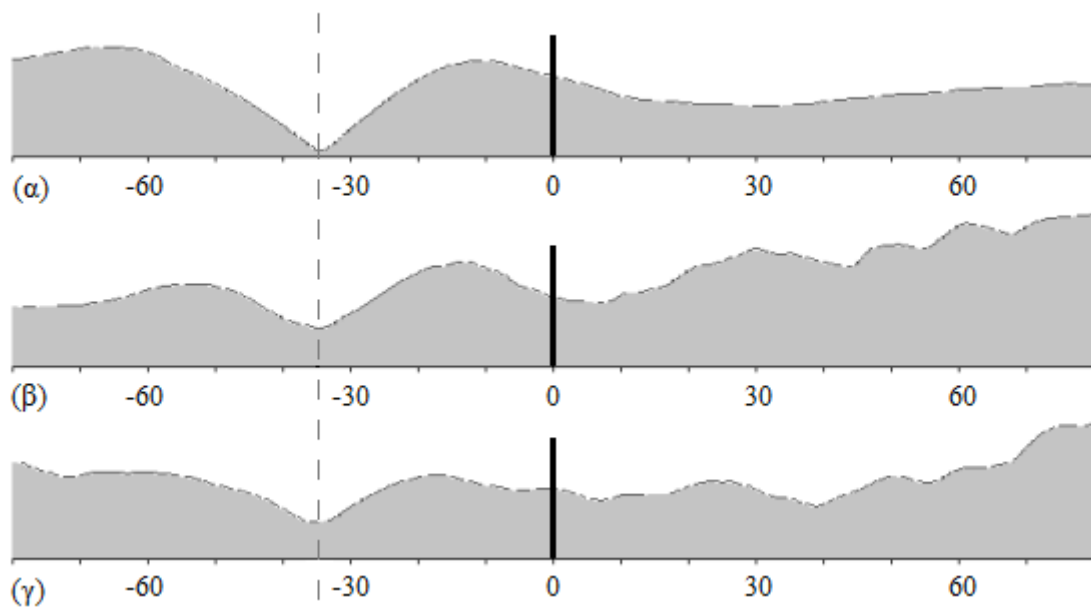
Αναλυτικότερα, αθροίζοντας τις τιμές όλων των εικονοστοιχείων ενός τμήματος κατά στήλες δημιουργείται ένα  $n$ -διάστατο διάνυσμα, που αντιπροσωπεύει το συγκεκριμένο τμήμα πλάτους  $n$  εικονοστοιχείων (βλέπε σχήμα 5.2.2.1). Η ίδια διαδικασία ακολουθείται και για την αμέσως προηγούμενη εικόνα με τη μόνη διαφορά ότι το διάνυσμα δεν προκύπτει με την άθροιση κατά στήλες των στοιχείων του αντίστοιχου τμήματος, αλλά με την άθροιση των στοιχείων τριών τμημάτων – του αντιστοίχου και εκείνων που βρίσκονται δεξιά και αριστερά από αυτό (βλέπε σχήμα 5.2.2.2). Ακολούθως, υπολογίζεται το άθροισμα των απόλυτων διαφορών των στοιχείων του πρώτου διανύσματος με εκείνα του δεύτερου για όλες τις δυνατές ολισθήσεις. Η ολίσθηση για την οποία παρουσιάζεται η μέγιστη ομοιότητα των δύο διανυσμάτων αντιστοιχεί στη σχετική κίνηση της οπτικής πληροφορίας μεταξύ των δύο διαδοχικών εικόνων (βλέπε σχήμα 5.2.2.3).



**Σχήμα 5.2.2.1** – Επεξεργασία τρέχουσας εικόνας από το σύστημα Οπτικής Οδομετρίας: (α) Η τρέχουσα παρατήρηση διαμερισμένη σε δεκαέξι επιμέρους τμήματα. (β) Ένα εκ των τεσσάρων προς επεξεργασία τμημάτων. (γ) Γραφική απεικόνιση του διανύσματος των αθροισμάτων των στηλών του (β) για τις συνιστώσες  $H$  (πάνω),  $S$  (κέντρο) και  $I$  (κάτω).



**Σχήμα 5.2.2.2** – Επεξεργασία εικόνας αναφοράς από το σύστημα Οπτικής Οδομετρίας: (α) Η προηγούμενη χρονικά παρατήρηση διαμερισμένη σε δεκαέξι επιμέρους τμήματα. (β) Τα τρία τμήματα που αντιστοιχούν στο επιμέρους τμήμα του σχήματος 5.2.2.1. (γ) Γραφική απεικόνιση του διανύσματος των αθροισμάτων των στηλών του (β) για τις συνιστώσες  $H$  (πάνω),  $S$  (κέντρο) και  $I$  (κάτω).



**Σχήμα 5.2.2.3** – Διανύσματα αθροισμάτων απόλυτων διαφορών για όλες τις πιθανές ολισθήσεις του 5.2.2.1(β) επί του 5.2.2.2(β) για τις συνιστώσες  $H$  (α),  $S$  (β) και  $I$  (γ). Όπως φαίνεται από τα διανύσματα και των τριών συνιστωσών, η τρέχουσα παρατήρηση είναι αποτέλεσμα μετατόπισης της κάμερα προς τα δεξιά κατά 35 εικονοστοιχεία. Επομένως το ρομποτικό όχημα περιστρέφεται δεξιόστροφα.

Η ανωτέρω διαδικασία επαναλαμβάνεται για καθένα από τα τρία χρωματικά κανάλια ( $H$ ,  $S$ ,  $I$ ) και για καθένα από τα τέσσερα κεντρικά τμήματα μιας εικόνας. Λαμβάνοντας το μέσο όρο των τμημάτων στα αριστερά και στα δεξιά, προκύπτει μία εκτίμηση της ροής της οπτικής πληροφορίας στις δύο πλευρές του οπτικού πεδίου του ρομποτικού οχήματος. Όταν αυτές οι δύο ροές έχουν συγκρίσιμα μέτρα και αντίθετες φορές, τότε η κίνηση του ρομπότ είναι ευθύγραμμη, ενώ όταν οι φορές των δύο ροών είναι ίδιες, η κίνηση είναι περιστροφική.

Όπως είναι φυσικό, η κίνηση του ρομποτικού οχήματος σε ένα πραγματικό περιβάλλον έχει ως αποτέλεσμα αναταράξεις και ταλαντώσεις της κάμερας, λόγω των ατελειών του εδάφους, της ανάρτησης των τροχών και άλλων παραγόντων. Για την υπερπήδηση αυτού του εμποδίου απαιτείται ολοκλήρωση των μετρήσεων στο πεδίο του χρόνου, απαίτηση η οποία με τη σειρά της προϋποθέτει τη διαθεσιμότητα περισσότερων παρατηρήσεων. Συνακόλουθα, εισάγεται χρονοκαθυστέρηση μεταξύ της έναρξης της εκτέλεσης μίας κίνησης και της στιγμής που το ρομπότ είναι σε θέση να αντιληφθεί το γεγονός. Μία ακόμα αρνητική επίπτωση της μετακίνησης της κάμερας από αίτια πέραν της κίνησης του ρομποτικού οχήματος είναι η αδυναμία υπολογισμού

του μέτρου της γραμμικής κίνησής του, όταν αυτό κινείται ευθύγραμμα. Επομένως, η εκτίμηση του μέτρου αυτού θεωρείται ευθέως ανάλογη του πλήθους των εικόνων που συμμετέχουν στη συγκεκριμένη κίνηση, υπόθεση που οδηγεί σε τυχαία σφάλματα στην περίπτωση που η ταχύτητα δεν παραμένει σταθερή. Παρ' όλα αυτά, το σύστημα της οπτικής οδομετρίας εξακολουθεί να εξυπηρετεί επιτυχώς το σκοπό για τον οποίο προορίζεται, όπως επαληθεύτηκε και μέσω των πειραματικών δοκιμών.

### **5.3 Τοπολογικό SLAM με βάση Οπτική Πληροφορία**

Το υπόλοιπο κεφάλαιο ακολουθεί την εξής δομή: Η Υποενότητα 5.3.1 περιγράφει το μοντέλο κίνησης του ρομπότ και τις απαιτούμενες – λόγω της απουσίας συμβατικής οδομετρίας – συμβάσεις. Το μοντέλο παρατήρησης του περιβάλλοντος και τα κριτήρια ομοιότητας με κόμβους καταγράφονται στην Υποενότητα 5.3.2. Τέλος, στην Υποενότητα 5.3.3 παρουσιάζεται και επεξηγείται ο αλγόριθμος επίλυσης του SLAM.

#### **5.3.1 Μοντέλο Κίνησης**

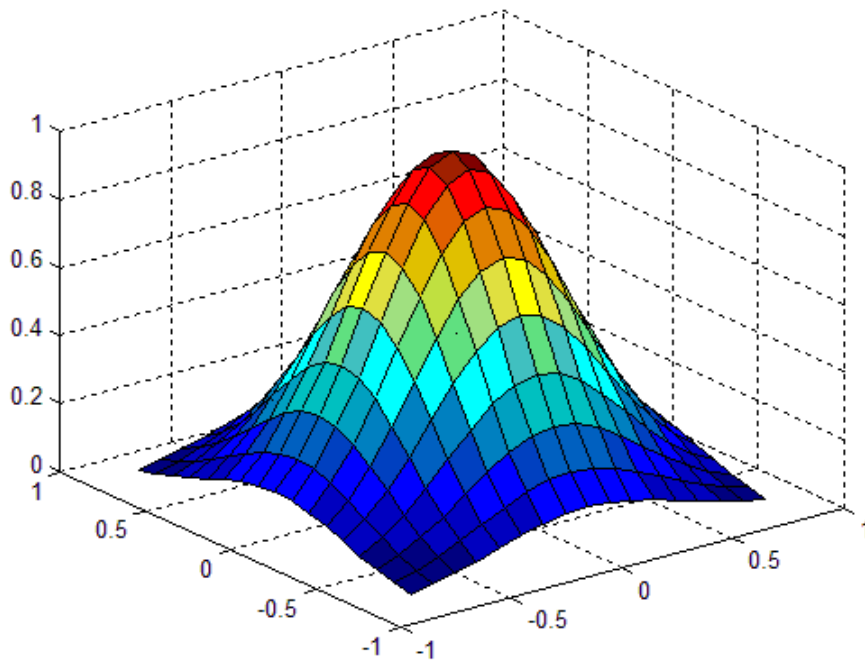
Το μοντέλο κίνησης ( $p(x_t | u_t, x_{t-1})$ ), όπου με  $x_t$  και  $x_{t-1}$  συμβολίζονται οι εκτιμήσεις της θέσης του ρομποτικού οχήματος τις χρονικές στιγμές  $t$  και  $t-1$  αντίστοιχα και το  $u_t$  εκφράζει την εκτελούμενη κίνηση για το διάστημα  $(t-1, t]$ , μοντελοποιεί την (εκ των προτέρων) πιθανότητα να υπάρξει μετάβαση στον κόμβο με συντεταγμένες  $x_t$ , δεδομένης της τοπολογίας των κόμβων του χάρτη και της προηγούμενης εκτίμησης της θέσης του ρομπότ ( $x_{t-1}$ ). Το μοντέλο που επελέχθη παρουσιάζει μηδενική ανοχή ως προς το σφάλμα προσανατολισμού, ενώ ορίζει την πιθανότητα να βρίσκεται το ρομπότ σε κάποιο σημείο του επίπεδου χώρου μέσω μιας δισδιάστατης κατανομής Gauss. Η μηδενική ανοχή στο σφάλμα προσανατολισμού υποστηρίζεται από την ιδιαίτερα εύρωστη συμπεριφορά της οπτικής οδομετρίας όσον αφορά στις περιστροφικές κινήσεις (βλέπε Ενότητα 5.2). Επομένως, η πιθανότητα να βρεθεί το ρομπότ σε κάποιον κόμβο με διαφορετική κατεύθυνση από την τρέχουσα είναι μηδενική. Η πιθανότητα μετάβασης σε κάποιον από τους υπόλοιπους κόμβους δίνεται συναρτήσει μίας δισδιάστατης κατανομής Gauss με κέντρο την τρέχουσα εκτιμώμενη θέση του ρομποτικού οχήματος. Η εξίσωση που περιγράφει το μοντέλο κίνησης είναι η κατωτέρω:

$$p(x_i, y_i, \theta_i \mid x_0, y_0, \theta_0) = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & : \theta_i \neq \theta_0 \\ \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2} \cdot e^{-\frac{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2}{2 \cdot \sigma^2}} & : \theta_i \equiv \theta_0 \end{array} \right\}, \text{ όπου:}$$

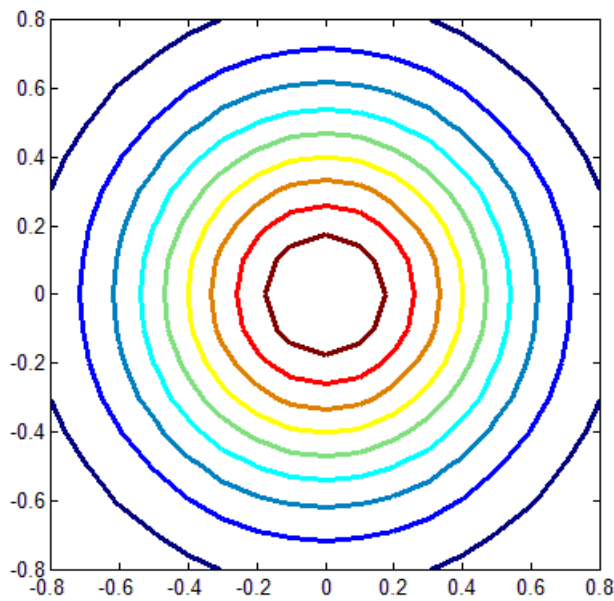
(5.3.1.1)

- $x_0, y_0, \theta_0$  → Συντεταγμένες και Προσανατολισμός της εκτιμώμενης διάταξης του ρομπότ
- $x_i, y_i, \theta_i$  → Συντεταγμένες και Προσανατολισμός του  $i$ -οστού κόμβου του χάρτη
- $\sigma$  → Η τυπική απόκλιση της κατανομής (ίδια και για τις δύο διαστάσεις)

Όπως συμπεραίνεται από τη σχέση (5.3.1.1), το ρομποτικό όχημα έχει 0% πιθανότητα να βρεθεί σε κάποιον κόμβο με διαφορετικό από τον τρέχοντα προσανατολισμό. Η πιθανότητα να βρεθεί σε κάποιον κόμβο με τον τρέχοντα προσανατολισμό είναι αντιστρόφως ανάλογη της απόστασης του κόμβου από την εκτιμώμενη θέση του ρομπότ και ορίζεται ως η τιμή μίας δισδιάστατης κατανομής Gauss με κέντρο την εκτιμώμενη θέση του ρομπότ (βλέπε σχήμα 5.3.1.1).



(α)



(β)

**Σχήμα 5.3.1.1** – Δισδιάστατη κατανομή Gauss: Η πιθανότητα να βρεθεί το ρομπότ σε κάποιον κόμβο συναρτῆσει του μέτρου της απόστασῆς του από την εκτιμῶμενη θέση. (α) Τρισδιάστατη απεικόνιση. (β) Κάτοψη.

### 5.3.2 Μοντέλο Παρατήρησης

Για την εκτίμηση της θέσης του ρομπότ γίνεται σύγκριση των επεξεργασμένων δεδομένων εισόδου, εν προκειμένω των μετασχηματισμένων εικόνων από την κάμερα (βλέπε Ενότητα 5.1). Συγκεκριμένα, η διαδικασία που ακολουθείται για τη σύγκριση δύο εικόνων είναι η εξής:

1. Αρχικά εξάγεται ένα μέτρο ομοιότητας για κάθε ζεύγος ομόλογων τμημάτων των δύο εικόνων. Ομόλογα θεωρούνται τα τμήματα που βρίσκονται στην ίδια θέση (δηλαδή το τρίτο από αριστερά και δεύτερο από πάνω της μίας εικόνας συγκρίνεται με το τρίτο από αριστερά και δεύτερο από πάνω της άλλης και ούτω καθεξής). Ουσιαστικά λαμβάνονται δύο μέτρα ομοιότητας – για τις συνιστώσες Χρωματικός Τόνος και Κορεσμός – και το μέτρο ομοιότητας κάθε ζεύγους τμημάτων λαμβάνεται ως ο μέσος όρος των μέτρων των δύο συνιστωσών. Για τη σύγκριση των μεμονωμένων ιστογραμμάτων δοκιμάστηκαν ποικίλα κριτήρια, όπως σχετική διαφορά σταθμών ή ανάλυση σε βασικές συνιστώσες, και τα καλύτερα αποτελέσματα επετεύχθησαν με χρήση του κριτηρίου Jeffrey, το οποίο παρουσιάζεται στην Υποενότητα 4.1.3.
2. Στη συνέχεια υπολογίζεται ο μέσος όρος των μέτρων κάθε ζεύγους ομόλογων τμημάτων των δύο εικόνων, από τον οποίο προκύπτει το συνολικό μέτρο ομοιότητας των εικόνων.

Η προηγούμενη διαδικασία για τη σύγκριση δύο εικόνων επαναλαμβάνεται προκειμένου να προκύψουν μέτρα ομοιότητας της τρέχουσας παρατήρησης με κάθε εικόνα που έχει, κατά το παρελθόν, συνδεθεί με έναν κόμβο του τοπολογικού χάρτη. Η πιθανότητα, να απεικονίζει η τρέχουσα παρατήρηση κάποια περιοχή του κόσμου, είναι γραμμική συνάρτηση των μέτρων ομοιότητας της εικόνας από την κάμερα με τις εικόνες που συνδέονται με τον αντίστοιχο κόμβο του χάρτη. Στην παρούσα υλοποίηση του αλγορίθμου, αντιστοιχίζεται σε κάθε κόμβο μία ακριβώς εικόνα και ως εκ τούτου η προαναφερθείσα πιθανότητα προκύπτει απευθείας από το μέτρο ομοιότητας των δύο εικόνων.

Στην επόμενη ενότητα παρουσιάζεται, με τη βοήθεια των παραπάνω, ο υλοποιούμενος αλγόριθμος για την επίλυση του SLAM και αποσαφηνίζονται τα κυριότερα σημεία του.

### 5.3.3 Αλγόριθμος SLAM

Στους πίνακες [5.3.3.1] έως [5.3.3.4] παρατίθενται, σε μορφή ψευδοκώδικα, ο αλγόριθμος για την επίλυση του SLAM, καθώς και κάποιες βοηθητικές συναρτήσεις.

```

1:  MySLAM(  $\{p_{k,t-1}\}$ ,  $u_t$ ,  $z_t$ ,  $M$ ,  $prevNode$  ):
2:       $curProb = 0$ 
3:       $newNode = -1$ 
4:       $maxProb = 0$ 
5:       $maxNode = -1$ 
6:       $n = M.NumberOfNodes$ 
7:
8:       $curProb = motion\_update( u_t, \{p_{k,t-1}\}, prevNode )$ 
9:       $curProb = observation\_update( z_t, curProb, M.node(prevNode) )$ 
10:
11:     if (  $curProb < previousNodeThres$  )
12:         for all  $k$  do:
13:              $\bar{p}_{k,t} = motion\_update( u_t, \{p_{k,t-1}\}, k )$ 
14:              $\tilde{p}_{k,t} = observation\_update( z_t, \bar{p}_{k,t}, M.node(k) )$ 
15:         endfor
16:
17:         [  $maxNode, maxProb$  ] =  $find\_max\_node( \{\tilde{p}_{k,t}\} )$ 
18:          $\{p_{k,t}\} = normalize( \{\tilde{p}_{k,t}\} )$ 
19:
20:         if (  $maxProb \geq visitedNodeThres$  )
21:              $newNode = maxNode$ 
22:              $M.adjacencies[ newNode, prevNode ] = 1$ 
23:              $M.adjacencies[ prevNode, newNode ] = 1$ 
24:         else
25:              $M.add\_new\_node( u_t, z_t, prevNode )$ 
26:              $newNode = n$ 
27:              $\tilde{p}_{n,t} = 1$ 
28:              $\{\tilde{p}_{k,t}\} = concatenate( \{\tilde{p}_{k,t}\}, \tilde{p}_{n,t} )$ 
29:              $\{p_{k,t}\} = normalize( \{\tilde{p}_{k,t}\} )$ 
30:         endif
31:     else
32:          $newNode = prevNode$ 
33:          $\{p_{k,t}\} = \{p_{k,t-1}\}$ 
34:     endif
35:
36:     return  $\{p_{k,t}\}$ ,  $M$ ,  $newNode$ 

```

**Πίνακας 5.3.3.1** – Αλγόριθμος SLAM



```

1:  motion_update(  $u_t$ ,  $\{p_{k,t-1}\}$ ,  $nodeIndex$  ):
2:       $totProb = 0$ 
3:       $Node = M.node(nodeIndex)$ 
4:
5:      if (  $Node.Orientation = u_t.\theta$  )
6:           $\Delta x = Node.x - u_t.x$ 
7:           $\Delta y = Node.y - u_t.y$ 
8:           $\sigma = 0.4$ 
9:           $totProb += p_{k,t-1} * \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\Delta x^2 + \Delta y^2}{2\sigma^2}}$ 
10:     endif
11:
12:  return  $totProb$ 

```

**Πίνακας 5.3.3.2** – Βήμα Πρόβλεψης

```

1:  observation_update(  $z_t$ ,  $\bar{p}_{k,t}$ ,  $Node$  ):
2:       $similarity = 0$ 
3:
4:       $z_k = Node.get\_observation()$ 
5:      for all  $segments$  in  $z_k$  do:
6:           $S_s = f(z_t, z_k)$ 
7:      endfor
8:
9:       $similarity = g(\{S_s\})$ 
10:
11:  return  $similarity \cdot \bar{p}_{k,t}$ 

```

**Πίνακας 5.3.3.3** – Βήμα Διόρθωσης

```
1:  add_new_node(  $u_t, z_t, prevNode$  ):
2:       $index = this.NumberOfNodes$ 
3:       $Node = this.node( index )$ 
4:
5:       $Node.set\_position( u_t )$ 
6:       $Node.set\_observation( z_t )$ 
7:
8:       $this.adjacencies[ index, prevNode ] = 1$ 
9:       $this.adjacencies[ prevNode, index ] = 1$ 
10:
11:  return
```

**Πίνακας 5.3.3.4** – Προσθήκη Νέου Κόμβου

Ο πίνακας [5.3.3.1] περιέχει το κύριο τμήμα του αλγορίθμου. Ο αλγόριθμος δέχεται ως είσοδο τη διακριτή κατανομή πιθανότητας αναφορικά με τη θέση του ρομπότ την αμέσως προηγούμενη χρονική στιγμή ( $\{p_{k,t-1}\}$ ), τη νέα διάταξη (θέση και προσανατολισμό) του ρομποτικού οχήματος, όπως αυτή προκύπτει με βάση την προηγούμενη διάταξή του και τα δεδομένα της οπτικής οδομετρίας, ( $u_t$ ), την τρέχουσα παρατήρηση – κατάλληλα επεξεργασμένη σύμφωνα με το μοντέλο παρατήρησης – ( $z_t$ ), τον πλέον πρόσφατο χάρτη του χώρου εργασίας ( $M$ ) και, τέλος, τον αύξοντα αριθμό του κόμβου στον οποίο βρισκόταν το ρομπότ την αμέσως προηγούμενη χρονική στιγμή (*prevNode*). Στις γραμμές 2 έως 6 πραγματοποιείται η αρχικοποίηση των μεταβλητών. Στη μεταβλητή *curProb* αποθηκεύεται η εκτιμώμενη πιθανότητα παραμονής του ρομπότ στον ίδιο κόμβο – ο λόγος θα εξηγηθεί στη συνέχεια. Στη μεταβλητή *newNode* αποθηκεύεται ο αύξων αριθμός του κόμβου με τη μέγιστη πιθανότητα για τη χρονική στιγμή  $t$ . Στα *maxNode* και *maxProb* αποθηκεύονται ο αύξων αριθμός του κόμβου με τη μέγιστη πιθανότητα και η αντίστοιχη εκτίμηση πιθανότητας για τον κόμβο αυτό. Τέλος, το  $n$  αντιστοιχεί στο πλήθος των κόμβων του πιο πρόσφατου χάρτη  $M$ . Στις γραμμές 8 και 9 πραγματοποιούνται τα βήματα πρόβλεψης και διόρθωσης για τον προηγούμενο κόμβο και μόνο. Η προκύπτουσα πιθανότητα συγκρίνεται με το κατάλληλο κατώφλι (*previousNodeThres*) στη γραμμή 11 και σε περίπτωση που το υπερβαίνει θεωρείται ότι το ρομπότ παραμένει στον κόμβο αυτό – γραμμές 32, 33. Αυτή η λεπτομέρεια υλοποίησης είναι εξαιρετικά σημαντική, καθώς προσδίδει στον αλγόριθμο πρακτικά σταθερή χρονική πολυπλοκότητα, ανεξάρτητη του μεγέθους του χάρτη, δηλαδή του κόσμου μέσα στον οποίο κινείται το ρομποτικό όχημα. Ακολούθως, λαμβάνουν χώρα τα βήματα πρόβλεψης και διόρθωσης στις γραμμές 12 έως 15, ώστε να υπολογισθεί μία εκτίμηση για κάθε κόμβο. Σε αυτό το τμήμα πραγματοποιείται καθολική εκτίμηση της θέσης του ρομπότ. Ο συνδυασμός δύο τύπων τεχνικών εκτίμησης της θέσης – μίας τοπικής και μίας καθολικής – επιτρέπει την ταυτόχρονη επίτευξη υψηλής ταχύτητας εκτέλεσης και μεγάλης αποτελεσματικότητας. Κατά το βήμα της πρόβλεψης, εφαρμόζεται το μοντέλο κίνησης (βλέπε Υποενότητα 5.3.1), ούτως ώστε να υπάρξει μία αδρή εκτίμηση της θέσης του ρομπότ, βασισμένη στην εκτίμηση σχετικά με την προηγούμενη θέση και στα δεδομένα της οπτικής οδομετρίας μέχρι και την τρέχουσα χρονική στιγμή, χωρίς όμως να ενσωματωθεί ακόμη η πλέον πρόσφατη παρατήρηση. Ο συνυπολογισμός όλων, ανεξαιρέτως, των παρατηρήσεων συμβαίνει αμέσως μετά, κατά το βήμα της διόρθωσης. Η τελευταία παρατήρηση βοηθάει το ρομπότ να βελτιώσει την αρχική αδρή εκτίμησή του, εφόσον του παρέχει επιπλέον πληροφορία σχετικά με τη θέση του μέσα στο χάρτη. Για περισσότερες λεπτομέρειες όσον αφορά στο θεωρητικό κομμάτι, ο αναγνώστης καλείται να ανατρέξει στην Υποενότητα 3.2.2, καθώς επίσης και στην Ενότητα 4.2. Σε αυτό το σημείο εντοπίζεται η μέγιστη πιθανότητα μέσα στη διακριτή κατανομή πιθανότητας και ο αντίστοιχος κόμβος και ενημερώνονται κατάλληλα οι μεταβλητές *maxProb* και *maxNode* (γραμμή 17). Αυτή η ενέργεια χρησιμεύει για τον έλεγχο του κατά πόσο βέβαιο είναι το ρομπότ αναφορικά με την εκτίμηση της

θέσης του. Αμέσως μετά, στη γραμμή 18, λαμβάνει χώρα η κανονικοποίηση της μήτρας  $\{\tilde{p}_{k,t}\}$ . Η χρησιμότητα αυτού του βήματος είναι η διατήρηση του χαρακτήρα πιθανότητας της διακριτής κατανομής  $\{p_{k,t}\}$ , εξασφαλίζοντας την ισχύ της συνθήκης:  $\sum_k p_{k,t}=1$ . Εάν η μέγιστη πιθανότητα δεν υπερβαίνει ένα κατώτατο κατώφλι (*visitedNodeThres*), σημαίνει πως το ρομπότ δεν είναι αρκετά βέβαιο για κανένα κόμβο. Σε διαφορετική περίπτωση (γραμμές 21 έως 23), μπορεί το ρομποτικό όχημα να θεωρήσει με σιγουριά πως βρίσκεται σε ένα συγκεκριμένο κόμβο, έστω  $k$ . Συγχρόνως, η μετάβαση σε έναν ήδη χαρτογραφημένο κόμβο τον καθιστά κατάλληλο για την επικαιροποίηση της τοπολογίας του χάρτη (γραμμές 22, 23). Αντίθετα, στις γραμμές 25 με 29, αντιμετωπίζεται η περίπτωση στην οποία το ρομπότ δεν είναι αρκετά σίγουρο για κανέναν κόμβο ( $maxProb < visitedNodeThres$ ). Σαν συνέπεια, προστίθεται ένας νέος κόμβος στον τοπολογικό χάρτη και του ανατίθεται η τρέχουσα διάταξη του ρομπότ (θέση και προσανατολισμός) και η τελευταία παρατήρηση, αφού έγινε στην περιοχή που αυτός αντιπροσωπεύει (γραμμές 25, 26). Δεδομένου ότι, την τρέχουσα χρονική στιγμή, το ρομποτικό όχημα βρίσκεται με απόλυτη βεβαιότητα (πιθανότητα 100%) στο νέο αυτό κόμβο και έχοντας εκτιμήσει ότι βρίσκεται σε κάποιον από τους υπόλοιπους κόμβους με κατανομή πιθανότητας  $\{\tilde{p}_{k,t}\}$ , επεκτείνεται κατάλληλα η διακριτή κατανομή πιθανότητας και κανονικοποιείται εκ νέου στις γραμμές 27 έως 29. Σημειώνεται, ότι στις γραμμές 20 έως 30 επιτελείται το κύριο μέρος της χαρτογράφησης. Εν τέλει, ο αλγόριθμος επιστρέφει τη νέα διακριτή κατανομή πιθανότητας ( $\{p_{k,t}\}$ ), τον επικαιροποιημένο τοπολογικό χάρτη ( $M$ ) και τον αύξοντα αριθμό του κόμβου όπου βρίσκεται το ρομποτικό όχημα την τρέχουσα χρονική στιγμή (*newNode*).

Στον πίνακα [5.3.3.2] φαίνεται η υλοποίηση του βήματος πρόβλεψης, βάσει του μοντέλου κίνησης. Ουσιαστικά πρόκειται για την υλοποίηση της γραμμής 3 του αλγορίθμου *Discrete\_Bayes\_Filter* (βλέπε πίνακα [4.2.2.1]). Τα δεδομένα εισόδου είναι η νέα διάταξη του ρομπότ ( $u_t$ ), η διακριτή κατανομή πιθανότητας αναφορικά με την προηγούμενη θέση του ( $\{p_{k,t-1}\}$ ) και ο αύξων αριθμός του υπό εξέταση κόμβου (*nodeIndex*). Ο όρος  $p(x_{k,t} | x_{n,t-1}, u_t)$ , που αντιστοιχεί στο μοντέλο κίνησης, αντικαθίσταται από τη σχέση (5.3.1.1), η οποία υλοποιείται στις γραμμές 5 έως 10. Η συνάρτηση *motion\_update* επιστρέφει μία πρώτη εκτίμηση της πιθανότητας να βρίσκεται το ρομπότ στον κόμβο *nodeIndex*.

Ο πίνακας [5.3.3.3] περιγράφει το βήμα διόρθωσης. Πρόκειται για τη φάση κατά την οποία αφομοιώνονται τα δεδομένα που προκύπτουν από την παρατήρηση του περιβάλλοντος μέσω της κάμερας. Η συνάρτηση δέχεται ως είσοδο την επεξεργασμένη τρέχουσα παρατήρηση ( $z_t$ ), την πρώιμη εκτίμηση της πιθανότητας να βρίσκεται το ρομπότ στον κόμβο  $k$ , όπως έχει προκύψει από το βήμα πρόβλεψης που προηγείται, ( $\bar{p}_{k,t}$ ) και τον κόμβο  $k$ . Στις γραμμές 5 έως 7 συγκρίνεται κατά τμήματα η τρέχουσα παρατήρηση με την εικόνα του κόμβου. Για μία αναλυτικότερη

συζήτηση του τρόπου και των κριτηρίων σύγκρισης (τα οποία συμβολίζονται με τη συνάρτηση  $f(z_t, z_k)$ ), ο αναγνώστης παραπέμπεται στις Ενότητες 4.1.3, 5.1 και 5.3.2. Η πιθανότητα να συμβεί η παρατήρηση  $z_t$ , υπό την προϋπόθεση να βρίσκεται το ρομποτικό όχημα στη θέση  $x_{k,t}$ , υπολογίζεται στη γραμμή 9, μέσω της συνάρτησης  $g(\{S_s\})$  των μέτρων ομοιότητας μεταξύ των επιμέρους τμημάτων της τρέχουσας παρατήρησης και εκείνης που συνδέεται με τον κόμβο  $k$ . Εν τέλει, η συνάρτηση *observation\_update* επιστρέφει την τελική εκτίμηση της πιθανότητας να βρίσκεται το ρομποτικό όχημα στο συγκεκριμένο κόμβο.

Ο πίνακας [5.3.3.4] παρουσιάζει τη διαδικασία δημιουργίας ενός νέου κόμβου και της συγχώνευσής του στον τοπολογικό χάρτη. Ως δεδομένα εισόδου λαμβάνονται η τρέχουσα διάταξη του ρομπότ ( $u_t$ ), η τρέχουσα παρατήρηση ( $z_t$ ) και ο αύξων αριθμός του προηγούμενου κόμβου (*prevNode*). Αρχικά, εκχωρούνται η τρέχουσα θέση και ο προσανατολισμός ( $u_t$ ) καθώς επίσης και η τρέχουσα παρατήρηση ( $z_t$ ) στο νέο κόμβο του χάρτη (γραμμές 5, 6). Έπειτα, στις γραμμές 8 και 9, ενημερώνεται ο πίνακας γειτνίασης με τη δημιουργία ακμής μεταξύ του προηγούμενου κόμβου και του νέου, σύμφωνα με όσα περιγράφονται στην Υποενότητα 3.1.1.

Συγκεντρωτικά, όλα όσα περιγράφηκαν παραπάνω φέρουν εις πέρας τον υπολογισμό της δεσμευμένης πιθανότητας  $p(x_t, M | u_{1:t}, z_{1:t})$ , πραγματοποιούν, δηλαδή, εκτίμηση της θέσης του ρομποτικού οχήματος και ταυτόχρονα χαρτογράφηση του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο αυτό πλοηγείται, λαμβάνοντας ως είσοδο τα δεδομένα κίνησης και τις παρατηρήσεις μέσω της κάμερας.

# 6

## *Πειραματική Επαλήθευση*

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των πειραμάτων που διενεργήθηκαν με σκοπό την αξιολόγηση των επιδόσεων της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Αρχικά περιγράφονται οι παράμετροι και το σύστημα αξιολόγησης, καθώς επίσης και η οργάνωση των πειραμάτων. Ακολούθως παρατίθενται και σχολιάζονται τα αποτελέσματα των δοκιμών, ενώ στην τελευταία ενότητα συζητούνται τα προκύπτοντα συμπεράσματα.

### *6.1 Παράμετροι Αξιολόγησης*

Η αξιολόγηση της προτεινόμενης τεχνικής επικεντρώθηκε σε δύο κύριους άξονες: την ικανότητα του συστήματος να εκτελεί αξιόπιστα την εργασία για την οποία προορίζεται και την ταχύτητα του αλγορίθμου.

Πρωταρχικό σημείο ενδιαφέροντος αποτέλεσε η επαλήθευση της ικανότητας της μεθόδου να επιλύει το πρόβλημα του SLAM με τρόπο αξιοποιήσιμο για τις ανάγκες ρομποτικών εφαρμογών. Οι παράμετροι βάσει των οποίων πραγματοποιήθηκε η αξιολόγηση είναι:

- Η ευχέρεια στην αντίληψη της μετάβασης σε νέα τοποθεσία του περιβάλλοντος, συνοδευόμενη από κατάλληλη επέκταση του χάρτη.
- Η επαναληψιμότητα της μεθόδου και των αποτελεσμάτων.
- Η ευχέρεια στον εντοπισμό της ύπαρξης ενός βρόχου συναρτήσει του μήκους της διαδρομής του ρομποτικού οχήματος.

- Η ικανότητα αναγνώρισης κόμβων στον ήδη υπάρχοντα χάρτη – ορθή εκτίμηση θέσης.

Δεδομένου ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία προορίζεται για την επίλυση του προβλήματος του SLAM σε πραγματικό χρόνο, είναι καθοριστικής σημασίας, οι χρονικές απαιτήσεις καθώς και οι απαιτήσεις του αλγορίθμου σε μνήμη να υπακούουν στον περιορισμό αυτό. Επιπροσθέτως, θα πρέπει να μελετηθεί η συμπεριφορά των απαιτήσεων, καθώς αυξάνεται ο όγκος των εισερχομένων δεδομένων και το μέγεθος του κόσμου μέσα στον οποίο κινείται το ρομποτικό όχημα.

## 6.2 Σύστημα Αξιολόγησης

Η αξιολόγηση της μεθόδου βασίστηκε στη σύγκριση των πειραματικών αποτελεσμάτων με αυτά που θα συνήγε ένας ανθρώπινος παρατηρητής, λαμβάνοντας τα πραγματικά δεδομένα. Η ικανότητα αντίληψης μετάβασης σε νέα τοποθεσία, κρίνεται με βάση την κανονικότητα των γεωμετρικών αποστάσεων, καθώς επίσης και την ποιοτική διαφορά της οπτικής πληροφορίας μεταξύ των διαδοχικών κόμβων.

Για την αξιολόγηση της επαναληψιμότητας της μεθόδου πραγματοποιούνται πολλαπλές, αλλά χρονικά ασυσχέτιστες, διελεύσεις από την ίδια διαδρομή. Ακολούθως συγκρίνονται τα ποιοτικά και ποσοτικά χαρακτηριστικά των εκτιμώμενων διαδρομών και των αντίστοιχων χαρτών, που σχετίζονται με την κάθε ξεχωριστή διέλευση, ούτως ώστε να διαπιστωθεί το ποσοστό ταύτισης των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου. Συγκεκριμένα, εξετάζονται το πλήθος των κόμβων σε κάθε χάρτη, οι θέσεις όπου τοποθετούνται νέοι κόμβοι και η ακολουθία των κόμβων στην εκτιμώμενη διαδρομή.

Η ικανότητα αναγνώρισης ολοκλήρωσης βρόχου κρίνεται μονοσήμαντα, ανάλογα με την αναγνώριση ή μη της επιστροφής σε μία ήδη χαρτογραφημένη τοποθεσία του κόσμου. Παράλληλα, γίνεται διερεύνηση σχετικά με το εάν και κατά πόσο επηρεάζει το μήκος της διαδρομής που παρεμβάλλεται μεταξύ της πρώτης και της δεύτερης επίσκεψης στον ίδιο κόμβο την ικανότητα του αλγορίθμου να αναγνωρίζει την ολοκλήρωση του βρόχου.

Για την αξιολόγηση της ικανότητας της μεθόδου να εκτιμά ορθά τη θέση του ρομποτικού οχήματος μέσα στο χάρτη υπολογίζεται το ποσοστό των επιτυχημένων αναγνωρίσεων υπάρχοντων κόμβων του χάρτη σε σχέση με το πλήθος των εικόνων που όντως προέρχονται από μία προηγουμένως χαρτογραφημένη περιοχή του κόσμου.

Στο δεύτερο σκέλος της αξιολόγησης της μεθοδολογίας, όπου μελετούνται οι απαιτήσεις της σε χρόνο και σε μνήμη, διενεργείται μία προσπάθεια πειραματικής επαλήθευσης της συσχέτισης των πόρων αυτών με πρωτογενή μεγέθη, όπως το μήκος της ακολουθούμενης διαδρομής και το μέγεθος του χάρτη.

## 6.3 Οργάνωση Πειραμάτων

Η δημιουργία των συνόλων δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εισόδου κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων πραγματοποιήθηκε με μία ψηφιακή φωτογραφική μηχανή χειρός. Αρχικά, βιντεοσκοπήθηκε χειροκίνητα ένα πλήθος διαφορετικών διαδρομών στον δεύτερο και τρίτο όροφο του κτιρίου της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου στην Πολυτεχνειούπολη Ζωγράφου και ακολούθως μετατράπηκαν οι οπτικομαγνητικές εγγραφές σε ακολουθίες έγχρωμων εικόνων. Οι διαστάσεις της κάθε εικόνας είναι 320 επί 240 εικονοστοιχεία, ενώ ο ρυθμός εξαγωγής ήταν 9 εικόνες ανά δευτερόλεπτο. Συνολικά αξιοποιήθηκαν για τις ανάγκες αξιολόγησης της προτεινόμενης μεθοδολογίας 9.232 εικόνες.

Ο αλγόριθμος δοκιμάστηκε σε 25 συνολικά διαδρομές, αθροιστικού μήκους 3,27 χιλιομέτρων. Η ελάχιστη εξ αυτών είχε μήκος 26,6 μέτρα και ολοκληρώθηκε εντός 34 δευτερολέπτων, ενώ η μέγιστη είχε μήκος 447,8 μέτρα και διάρκεια 9, περίπου, λεπτών.

## 6.4 Αποτελέσματα

### 6.4.1 Ποιοτικές Διαφορές Κόμβων

Οι τρεις βασικές παράμετροι οι οποίες καθορίζουν την εισαγωγή ενός νέου κόμβου και συνεπώς τις ποιοτικές διαφορές μεταξύ κόμβων είναι το Κατώφλι Παραμονής στον ίδιο κόμβο (*PNT*), το Κατώφλι Εκ Νέου Επίσκεψης κάποιου ήδη υπάρχοντα κόμβου (*VNT*) και η Τυπική Απόκλιση ( $\sigma$ ) της δισδιάστατης κατανομής Gauss βάσει της οποίας ορίζεται το μοντέλο κίνησης του ρομπότ (βλέπε Υποενότητα 5.3.1). Ακολούθως, παρουσιάζονται και σχολιάζονται οι διαφορές στην εισαγωγή κόμβων κατά την πλοήγηση του ρομποτικού οχήματος κατά μήκος ενός διαδρόμου συναρτήσει των τιμών των τριών αυτών παραμέτρων.

1. Στο σχήμα 6.4.1.1 φαίνονται τα αποτελέσματα για τις τιμές  $PNT = 0,67$ ,  $VNT = 0,49$ ,  $\sigma = 0,4$ , οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν και κατά τη διάρκεια των πειραμάτων. Όπως παρατηρείται, οι ποιοτικές διαφορές μεταξύ των κόμβων είναι εμφανείς:
  - (α) – (β): Η κλειστή πόρτα στα δεξιά έχει βγει εκτός οπτικού πεδίου, ενώ στα αριστερά αρχίζει το τμήμα του τοίχου με τα υαλότουβλα.
  - (β) – (γ): Το τμήμα του τοίχου με τα υαλότουβλα έχει βγει εκτός οπτικού πεδίου.
  - (γ) – (δ): Η ανοιχτή πόρτα στα αριστερά έχει βγει εκτός οπτικού πεδίου.
  - (δ) – (ε): Η κλειστή πόρτα στα δεξιά έχει βγει εκτός οπτικού πεδίου.





(α)

(β)

(γ)



(δ)

(ε)

**Σχήμα 6.4.1.1** – Ποιοτικές διαφορές κόμβων:  $PNT = 0,67$  |  $VNT = 0,49$  |  $\sigma = 0,4$

2. Στο σχήμα 6.4.1.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τις τιμές  $PNT = 0,67$ ,  $VNT = 0,49$ ,  $\sigma = 0,5$ , με τις οποίες μεταβάλλεται η μορφή της κατανομής Gauss καθιστώντας, ουσιαστικά, το μηχανισμό της οπτικής οδομετρίας λιγότερο ανεκτικό σε σφάλμα θέσης. Όπως αναμένεται, αυτή η πιο αυστηρή προσέγγιση έχει ως αποτέλεσμα τη μεγαλύτερη πυκνότητα κόμβων. Κατά συνέπεια, η ποιοτικές διαφορές μεταξύ των χαρακτηριστικών των διάφορων κόμβων δεν είναι πάντοτε εμφανείς. Παραδείγματος χάριν:

(γ) – (δ): Διαισθητικά δεν είναι πρόδηλη η διαφοροποίηση των οπτικών χαρακτηριστικών που οδήγησε στην ανάγκη εισαγωγής νέου κόμβου.

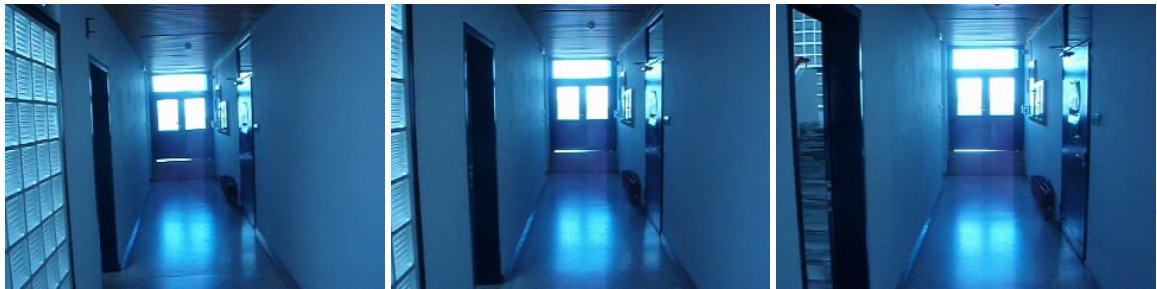
(η) – (θ): Παρομοίως.



(α)

(β)

(γ)



(δ)

(ε)

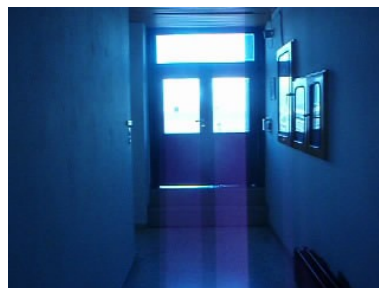
(στ)



(ζ)

(η)

(θ)



(ι)

Σχήμα 6.4.1.2 – Ποιοτικές διαφορές κόμβων:  $PNT = 0,67$  |  $VNT = 0,49$  |  $\sigma = 0,5$

3. Στο σχήμα 6.4.1.3 παρατίθενται τα αποτελέσματα για τις τιμές  $PNT = 0,89$ ,  $VNT = 0,65$ ,  $\sigma = 0,4$ , οι οποίες επιβάλλουν επίσης αύξηση της πυκνότητας των κόμβων εισάγοντας πιο αυστηρά κριτήρια για το μοντέλο παρατήρησης. Και σε αυτή την περίπτωση οι ποιοτικές διαφορές μεταξύ ορισμένων κόμβων δεν είναι δυνατό να εντοπιστούν εποπτικά.



(α)

(β)

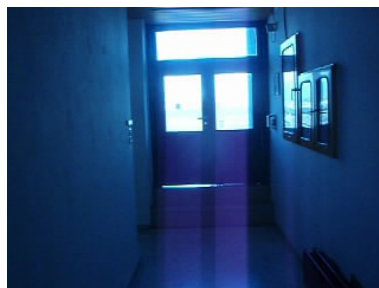
(γ)



(δ)

(ε)

(στ)



(ζ)

**Σχήμα 6.4.1.3** – Ποιοτικές διαφορές κόμβων:  $PNT = 0,89$  |  $VNT = 0,65$  |  $\sigma = 0,4$

4. Στο σχήμα 6.4.1.4 φαίνονται τα αποτελέσματα για τις τιμές  $PNT = 0,45$ ,  $VNT = 0,33$ ,  $\sigma = 0,4$ , οι οποίες – αντίθετα με τις προηγούμενες περιπτώσεις – αυξάνουν την ανεκτικότητα του μοντέλου παρατήρησης και κατ' επέκταση της υλοποίησης, οδηγώντας σε μικρή πυκνότητα κόμβων. Ως αποτέλεσμα, ενδέχεται να μην εντοπιστούν σημαντικά οπτικά χαρακτηριστικά (όπως το τμήμα του τοίχου με τα υαλότουβλα στα αριστερά ή η δεύτερη κλειστή πόρτα στα δεξιά) κατά την εξερεύνηση του χώρου. Αυτό συνεπάγεται αναπόφευκτα την αδυναμία επαρκούς διαχωρισμού μεταξύ διαφορετικών περιοχών του χάρτη.



**Σχήμα 6.4.1.4** – Ποιοτικές διαφορές κόμβων:  $PNT = 0,45$  |  $VNT = 0,33$  |  $\sigma = 0,4$

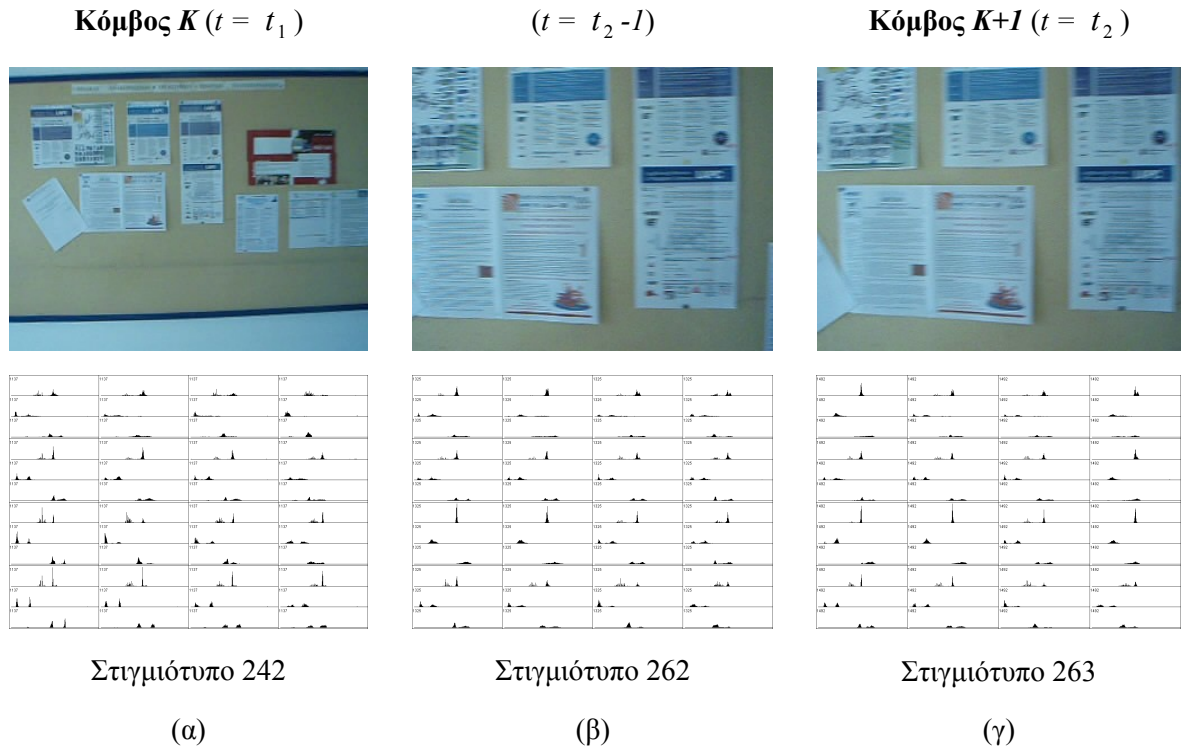
## 6.4.2 Εισαγωγή Νέου Κόμβου

Δεδομένου ότι κάθε κόμβος αναπαρίσταται από μία εικόνα, η εισαγωγή ενός νέου κόμβου λαμβάνει χώρα όταν η εκτίμηση της πιθανότητας να βρίσκεται το ρομπότ σε κάποιον από τους ήδη υπάρχοντες κόμβους είναι μικρότερη από ένα προκαθορισμένο κατώφλι. Η εκτίμηση αυτή προκύπτει ως γινόμενο των πιθανοτήτων που υπολογίζονται στα βήματα πρόβλεψης και διόρθωσης, σύμφωνα με τα μοντέλα κίνησης και παρατήρησης αντιστοίχως (βλέπε Υποενότητες 5.3.1 και 5.3.2).

- Εισαγωγή νέου κόμβου

Στο σχήμα 6.4.2.1 φαίνονται οι εικόνες και τα ιστογράμματα των κατακερματισμένων εικόνων (βλέπε Ενότητα 5.1) που αντιστοιχούν στις παρατηρήσεις του ρομποτικού οχήματος κατά την εισαγωγή του κόμβου  $K$  (α), αμέσως πριν την εισαγωγή του κόμβου  $K+1$  (β) και κατά την εισαγωγή του κόμβου  $K+1$  (γ). Στον πίνακα [6.4.2.1] παρατίθενται οι εκτιμώμενες πιθανότητες να βρίσκεται το ρομπότ στον κόμβο  $K$  κατά τις χρονικές στιγμές  $t_2 - 1$  και  $t_2$ . Η πρώτη στήλη σχετίζεται με το μοντέλο κίνησης, η δεύτερη με το μοντέλο παρατήρησης και η τρίτη με την τελική

εκτίμηση πιθανότητας. Όπως αναμένεται, η εισαγωγή νέου κόμβου λαμβάνει χώρα όταν η τελική εκτιμώμενη πιθανότητα είναι χαμηλότερη από το προκαθορισμένο κατώφλι (εδώ 0,49).



**Σχήμα 6.4.2.1** – Εισαγωγή νέου κόμβου: (α) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας του κόμβου  $K$ . (β) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας της παρατήρησης του ρομπότ κατά την αμέσως προηγούμενη της εισαγωγής νέου κόμβου χρονική στιγμή. (γ) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας του νέου κόμβου  $K+I$ .

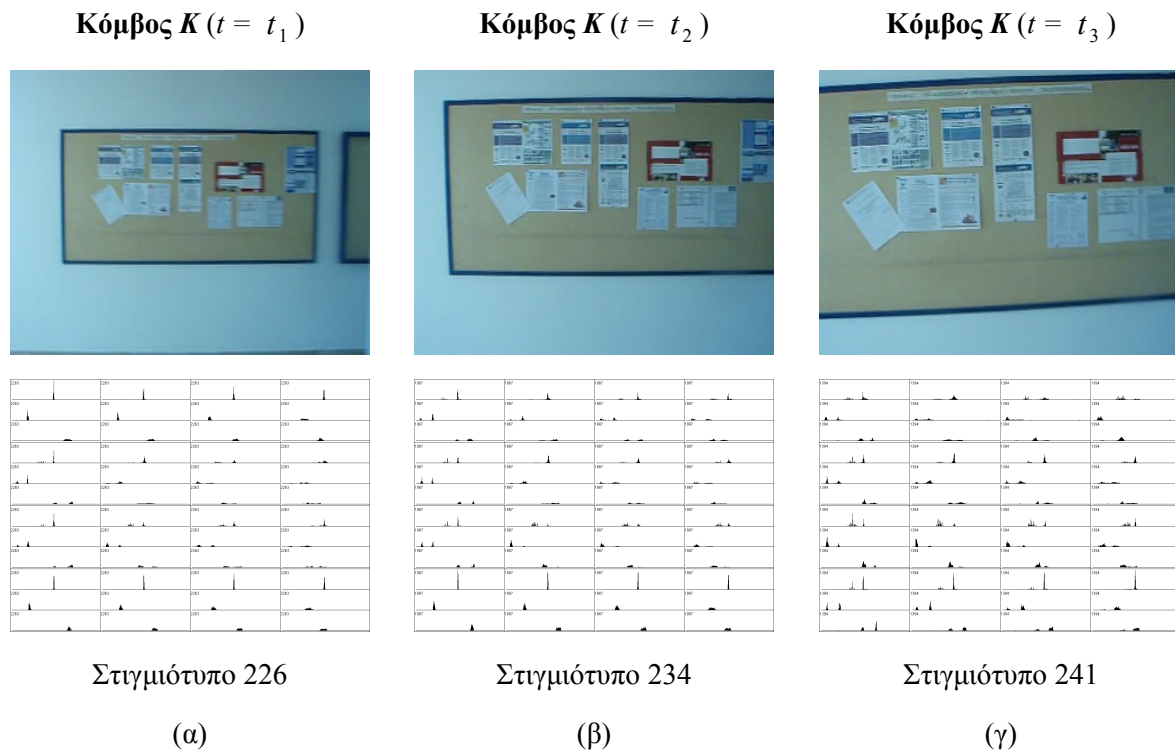
	Βήμα Πρόβλεψης	Βήμα Διόρθωσης	Τελική Πιθανότητα
(α) – (β)	0,970	0,573	0,556
(α) – (γ)	0,967	0,506	0,489

**Πίνακας 6.4.2.1** – Εκτιμώμενες πιθανότητες αμέσως πριν και αμέσως μετά την εισαγωγή νέου κόμβου.



- Παραμονή στον ίδιο κόμβο

Στο σχήμα 6.4.2.2 φαίνονται οι εικόνες και τα ιστογράμματα των κατακερματισμένων εικόνων (βλέπε Ενότητα 5.1) που αντιστοιχούν στις παρατηρήσεις του ρομποτικού οχήματος κατά την εισαγωγή του κόμβου  $K$  (α), σε τυχαία χρονική στιγμή κατά την οποία εξακολουθεί να βρίσκεται στον κόμβο  $K$  (β) και αμέσως πριν την εισαγωγή του κόμβου  $K+1$  (γ). Στον πίνακα [6.4.2.2] παρατίθενται οι εκτιμώμενες πιθανότητες να βρίσκεται το ρομπότ στον κόμβο  $K$  κατά τις χρονικές στιγμές  $t_2$  και  $t_3$ . Η πρώτη στήλη σχετίζεται με το μοντέλο κίνησης, η δεύτερη με το μοντέλο παρατήρησης και η τρίτη με την τελική εκτίμηση πιθανότητας. Όπως είναι φυσικό, δεν πραγματοποιείται εισαγωγή νέου κόμβου, δεδομένου ότι οι τιμές των τελικών εκτιμώμενων πιθανοτήτων υπερβαίνουν το προκαθορισμένο κατώφλι (εδώ 0,49).



**Σχήμα 6.4.2.2** – Παραμονή στον ίδιο κόμβο: (α) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας του κόμβου  $K$ . (β) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας της παρατήρησης του ρομπότ σε τυχαία στιγμή κατά την παραμονή στον κόμβο  $K$ . (γ) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας της παρατήρησης αμέσως πριν την εισαγωγή νέου κόμβου.

	Βήμα Πρόβλεψης	Βήμα Διόρθωσης	Τελική Πιθανότητα
( $\alpha$ ) – ( $\beta$ )	0,990	0,750	0,743
( $\alpha$ ) – ( $\gamma$ )	0,980	0,513	0,503

**Πίνακας 6.4.2.2** – Εκτιμώμενες πιθανότητες κατά την παραμονή στον ίδιο κόμβο.

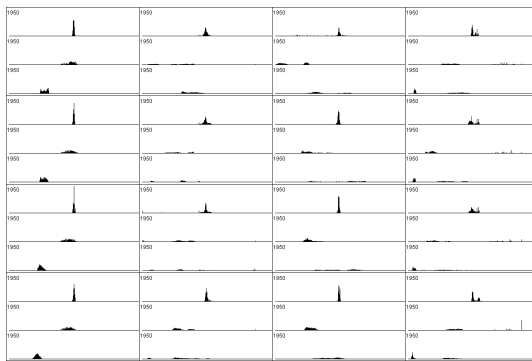
### 6.4.3 Αναγνώριση Κόμβων

Η ικανότητα της μεθοδολογίας να αναγνωρίζει μία ήδη χαρτογραφημένη περιοχή με συνέπεια και αξιοπιστία είναι θεμελιώδης για την επιτυχημένη επίλυση του προβλήματος του SLAM. Ωστόσο υπάρχει η πιθανότητα αποτυχίας αναγνώρισης κάποιας περιοχής ως ήδη χαρτογραφημένη ή εσφαλμένη αναγνώρισή της.

- Επιτυχής αναγνώριση κόμβου

Στο σχήμα 6.4.3.1 φαίνονται οι εικόνες και τα ιστογράμματα των κατακερματισμένων εικόνων (βλέπε Ενότητα 5.1) που αντιστοιχούν στις παρατηρήσεις του ρομποτικού οχήματος κατά την εισαγωγή του κόμβου  $K$  ( $\alpha$ ) και κατά την επιστροφή του στην ίδια περιοχή σε επόμενη χρονική στιγμή ( $\beta$ ). Στον πίνακα [6.4.3.1] παρατίθενται οι εκτιμώμενες πιθανότητες να βρίσκεται το ρομπότ στον κόμβο  $K$  κατά τη χρονική στιγμή της δεύτερης επίσκεψής του στον κόμβο. Η πρώτη στήλη σχετίζεται με το μοντέλο κίνησης, η δεύτερη με το μοντέλο παρατήρησης και η τρίτη με την τελική εκτίμηση πιθανότητας. Όπως γίνεται εμφανές, η τιμή της τελικής εκτιμώμενης πιθανότητας υπερβαίνει το προκαθορισμένο κατώφλι αναγνώρισης χαρτογραφημένης περιοχής (εδώ 0,49).

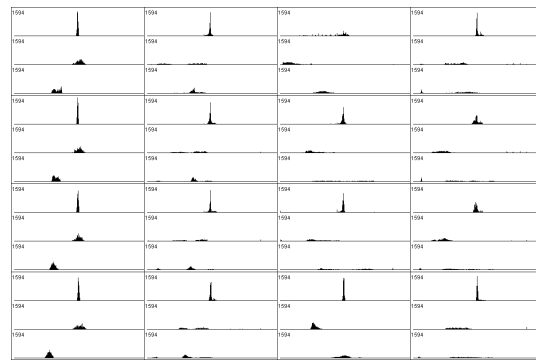
**Κόμβος  $K (t = t_1)$**



Στιγμιότυπο 108

(α)

**Κόμβος  $K (t = t_2)$**



Στιγμιότυπο 804

(β)

**Σχήμα 6.4.3.1** – Επιτυχής αναγνώριση κόμβου: (α) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας του κόμβου  $K$ . (β) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας της παρατήρησης του ρομπότ κατά την επιστροφή του στην ίδια περιοχή.

	Βήμα Πρόβλεψης	Βήμα Διόρθωσης	Τελική Πιθανότητα
(α) – (β)	0,989	0,658	0,651

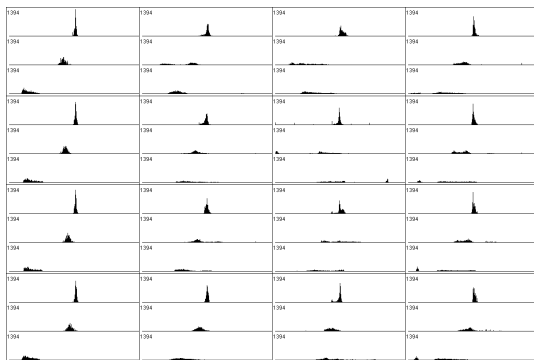
**Πίνακας 6.4.3.1** – Εκτιμώμενη πιθανότητα κατά την επιτυχή αναγνώριση ήδη χαρτογραφημένης περιοχής.



- Αποτυχία αναγνώρισης κόμβου

Στο σχήμα 6.4.3.2 φαίνονται οι εικόνες και τα ιστογράμματα των κατακερματισμένων εικόνων (βλέπε Ενότητα 5.1) που αντιστοιχούν στις παρατηρήσεις του ρομποτικού οχήματος κατά την εισαγωγή του κόμβου  $K$  ( $\alpha$ ) και κατά την επιστροφή του στην ίδια περιοχή σε επόμενη χρονική στιγμή ( $\beta$ ). Στον πίνακα [6.4.3.2] παρατίθενται οι εκτιμώμενες πιθανότητες να βρίσκεται το ρομπότ στον κόμβο  $K$  κατά τη χρονική στιγμή της δεύτερης επίσκεψής του στον κόμβο. Η πρώτη στήλη σχετίζεται με το μοντέλο κίνησης, η δεύτερη με το μοντέλο παρατήρησης και η τρίτη με την τελική εκτίμηση πιθανότητας. Όπως γίνεται εμφανές, η τιμή της τελικής εκτιμώμενης πιθανότητας δεν υπερβαίνει το προκαθορισμένο κατώφλι αναγνώρισης χαρτογραφημένης περιοχής (εδώ 0,49) και συνεπώς κατά την επιστροφή του ρομποτικού οχήματος στον κόμβο  $K$  ο αλγόριθμος αποτυγχάνει να τον αναγνωρίσει με αποτέλεσμα να προσθέσει ένα νέο κόμβο στο χάρτη. Η αποτυχία αναγνώρισης είναι οριακή και οφείλεται τόσο στη διαφορά της γωνίας κύλισης της κάμερας, όσο κυρίως στις διαφορετικές συνθήκες φωτισμού – κατά τη δεύτερη επίσκεψη τα φώτα της οροφής είναι αναμμένα. Τέτοιου είδους περιπτώσεις είναι αναμενόμενες, δεδομένης της φύσης του αλγορίθμου, ο οποίος δε βασίζεται στην αναγνώριση χαρακτηριστικών αλλά αποκλειστικά στη μοντελοποίηση της όψης του χώρου.

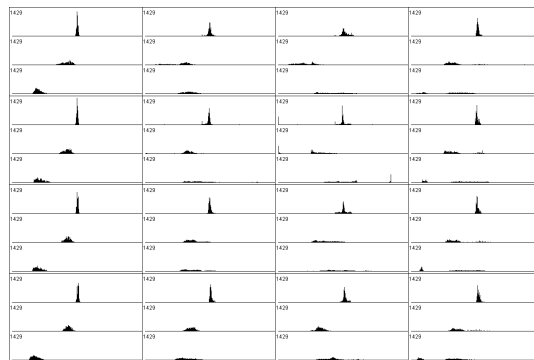
**Κόμβος  $K (t = t_1)$**



Στιγμιότυπο 456

(α)

**Νέος Κόμβος  $(t = t_2)$**



Στιγμιότυπο 1049

(β)

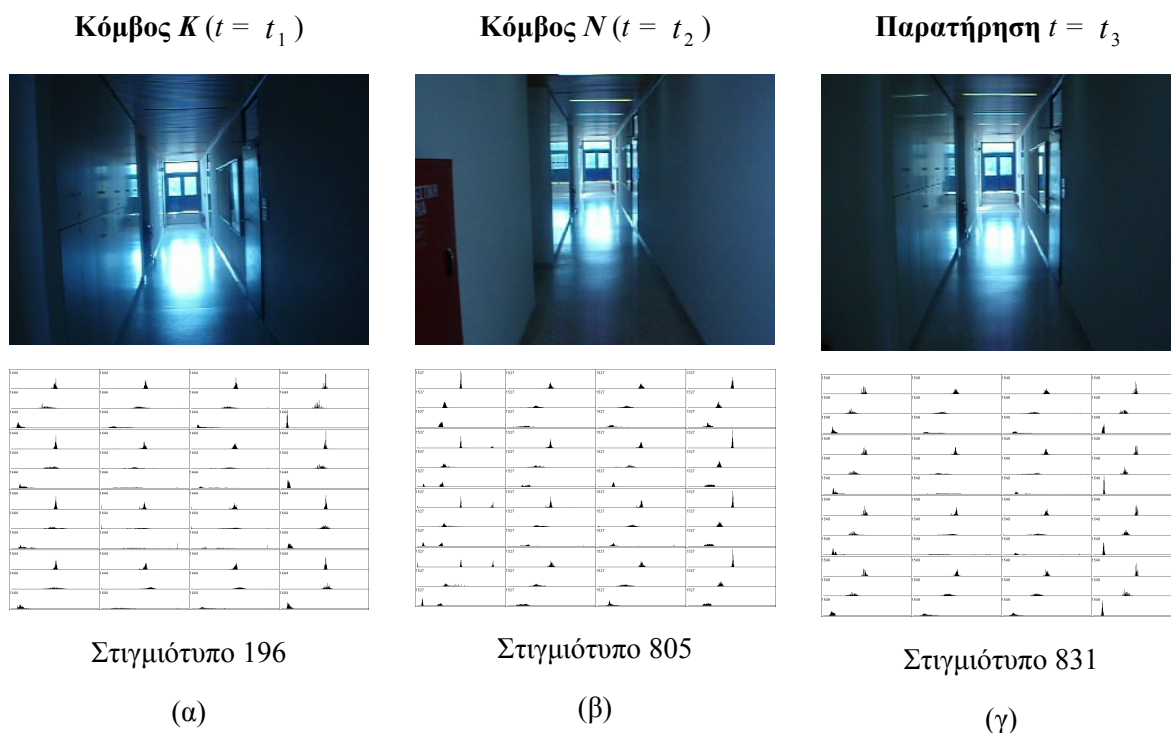
**Σχήμα 6.4.3.2** – Αποτυχία αναγνώρισης κόμβου: (α) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας του κόμβου  $K$ . (β) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας της παρατήρησης του ρομπότ κατά την επιστροφή του στην ίδια περιοχή.

	Βήμα Πρόβλεψης	Βήμα Διόρθωσης	Τελική Πιθανότητα
(α) – (β)	0,895	0,543	0,486

**Πίνακας 6.4.3.2** – Εκτιμώμενη πιθανότητα κατά την αποτυχία αναγνώρισης ήδη χαρτογραφημένης περιοχής.

- Εσφαλμένη αναγνώριση κόμβου

Στο σχήμα 6.4.3.3 φαίνονται οι εικόνες και τα ιστογράμματα των κατακερματισμένων εικόνων (βλέπε Ενότητα 5.1) που αντιστοιχούν στις παρατηρήσεις του ρομποτικού οχήματος κατά την εισαγωγή του κόμβου  $K$  ( $\alpha$ ), κατά την εισαγωγή του κόμβου  $N$  ( $\beta$ ) και κατά την επιστροφή του στην περιοχή που αντιστοιχεί στον κόμβο  $K$  σε επόμενη χρονική στιγμή ( $\gamma$ ). Στον πίνακα [6.4.3.3] παρατίθενται οι εκτιμώμενες πιθανότητες να βρίσκεται το ρομπότ στους κόμβους  $K$  και  $N$  κατά τη χρονική στιγμή της δεύτερης επίσκεψής του στον κόμβο  $K$ . Η πρώτη στήλη σχετίζεται με το μοντέλο κίνησης, η δεύτερη με το μοντέλο παρατήρησης και η τρίτη με την τελική εκτίμηση πιθανότητας. Όπως γίνεται εμφανές, λόγω των τιμών των τελικών εκτιμώμενων πιθανοτήτων, το ρομποτικό όχημα κατά τη δεύτερη επίσκεψή του στον κόμβο  $K$  εκτιμά – προφανώς εσφαλμένα – ότι επέστρεψε στην περιοχή του κόμβου  $N$ . Όπως και προηγουμένως, η αιτία εντοπίζεται στην ύπαρξη τεχνητού φωτισμού στις εικόνες ( $\beta$ ) και ( $\gamma$ ), ενώ η εμφάνιση παρόμοιων φαινομένων θεωρείται αναπόφευκτη, δεδομένης της φύσης του αλγορίθμου.



**Σχήμα 6.4.3.3** – Εσφαλμένη αναγνώριση κόμβου: ( $\alpha$ ) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας του κόμβου  $K$ . ( $\beta$ ) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας του κόμβου  $N$ . ( $\gamma$ ) Εικόνα και Ιστόγραμμα κατακερματισμένης εικόνας της παρατήρησης του ρομπότ κατά την επιστροφή του στην περιοχή του κόμβου  $K$ .

	Βήμα Πρόβλεψης	Βήμα Διόρθωσης	Τελική Πιθανότητα
( $\gamma$ ) – ( $\alpha$ )	0,906	0,357	0,324
( $\gamma$ ) – ( $\beta$ )	0,953	0,611	0,583

**Πίνακας 6.4.3.3** – Εκτιμώμενες πιθανότητες κατά την εσφαλμένη αναγνώριση ήδη χαρτογραφημένης περιοχής.

#### **6.4.4 Επαναληψιμότητα Μεθοδολογίας**

Δοκιμάζοντας τον αλγόριθμο σε διαφορετικές διελεύσεις από όμοιες διαδρομές διαπιστώθηκε η συνέπεια των παραγόμενων αποτελεσμάτων. Το πλήθος των κόμβων παρουσίασε μικρή διακύμανση, ενώ και η ποιοτική σύγκριση επιβεβαίωσε την επαναληψιμότητα της μεθόδου. Στη συντριπτική τους πλειοψηφία κόμβοι είχαν εισαχθεί στις ίδιες περιοχές – με πολλή μικρή απόκλιση στις γεωμετρικές αποστάσεις – και συνεπώς περιλάμβαναν τα ίδια οπτικά χαρακτηριστικά. Εξάιρεση αποτελεί η εισαγωγή ορισμένων επιπλέον κόμβων στις επιμέρους διελεύσεις, οι οποίοι αντιστοιχούσαν κατά μέσο όρο στο 10% των συνολικών κόμβων.

- Κόμβοι σε αντιστοιχία

Στο σχήμα 6.4.4.1 παρατίθενται ενδεικτικά τρεις συνεχόμενοι κόμβοι από τους χάρτες που κατασκευάστηκαν στη διάρκεια δύο διαφορετικών διελεύσεων από την ίδια διαδρομή. Όπως γίνεται εμφανές από τις εικόνες, οι ποιοτικές διαφορετικές των κόμβων είναι ελάχιστες, παρά το γεγονός ότι κατά τη δεύτερη διέλευση το ρομποτικό όχημα βρίσκεται πιο κοντά στον αριστερό τοίχο και κατά συνέπεια διαφέρει ελαφρώς η οπτική γωνία παρατήρησης.

**Κόμβος  $K(t = t_1)$**



**Κόμβος  $K(t = t_2)$**



**Κόμβος  $K(t = t_3)$**



(α)

(β)

(γ)

**Σχήμα 6.4.4.1** – Αντίστοιχοι κόμβοι σε χάρτες διαφορετικών διελεύσεων: (α), (β), (γ) Τρεις συνεχόμενοι κόμβοι σε χάρτες που προέκυψαν από δύο διαφορετικές διελεύσεις. Παρά τη μικρή απόκλιση στην οπτική γωνία παρατήρησης, η ομοιότητα των ποιοτικών χαρακτηριστικών των εικόνων είναι εμφανής.

- Επιπρόσθετοι κόμβοι

Στο σχήμα 6.4.4.2 παρατίθεται ενδεικτικά μία περίπτωση, όπου εμφανίζεται κάποιος κόμβος στο χάρτη της δεύτερης διέλευσης, ο οποίος δεν έχει αντίστοιχο στο χάρτη της πρώτης.



(α)

(β)

(γ)


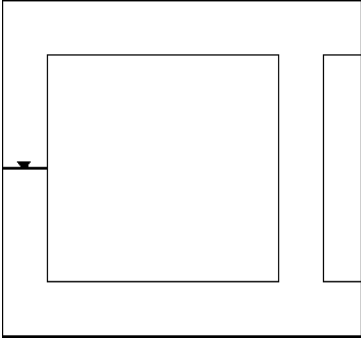


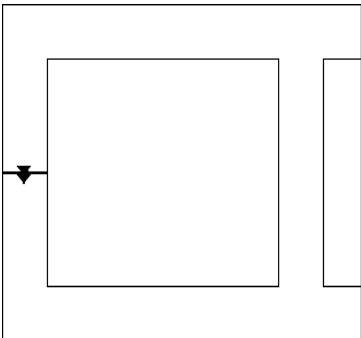


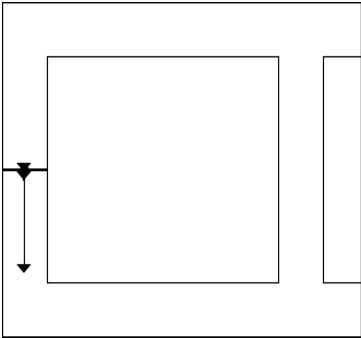


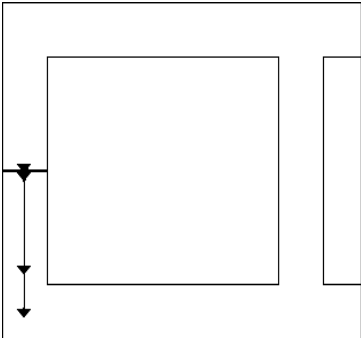
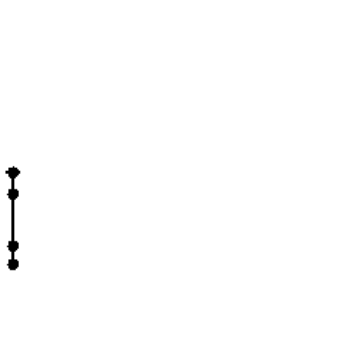
(δ)

**Σχήμα 6.4.4.2** – Αναντιστοιχία κόμβων σε χάρτες διαφορετικών διελεύσεων: (α), (δ) Κόμβοι με σαφή αντιστοιχία μεταξύ των δύο διελεύσεων. (β) Κόμβος με σχετική αντιστοιχία μεταξύ των δύο διελεύσεων. (γ) Κόμβος του χάρτη από τη δεύτερη διέλευση χωρίς αντίστοιχο κόμβο στο χάρτη από την πρώτη διέλευση.

#### 6.4.5 Αναγνώριση Ολοκλήρωσης Βρόχου

Πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με 9 βρόχους με μήκη που κυμαίνονταν από 26,6 έως 67,8 μέτρα και διάρκεια μεταξύ έναρξης και ολοκλήρωσης από 34'' έως 84''. Σε όλες τις περιπτώσεις, ο αλγόριθμος ήταν σε θέση να αναγνωρίσει επιτυχώς την ολοκλήρωση του βρόχου. Σε μία εκ των περιπτώσεων, μία σημαντική αστοχία του αλγορίθμου είχε ως αποτέλεσμα μεγάλο οδομετρικό σφάλμα, το οποίο συνακολούθως οδήγησε σε καθυστέρηση στην αναγνώριση του βρόχου. Ωστόσο, ακόμη και μετά από αστοχία του αλγορίθμου, η μεθοδολογία ήταν σε θέση να αναγνωρίσει εν τέλει την ύπαρξη βρόχου.

Στο σχήμα 6.4.5.1 παρουσιάζεται ενδεικτικά η αναγνώριση της ολοκλήρωσης ενός σχετικά μικρού βρόχου (26,6 μέτρα μήκος, 34'' συνολική διάρκεια), ο οποίος εμφανίζεται κατά την πλοήγηση του ρομπότ στο χώρο εργασίας του. Στην αριστερή στήλη («Εικόνα Κόμβου») παρατίθενται οι εικόνες που αντιστοιχούν στους κόμβους οι οποίοι προστίθενται ή αναγνωρίζονται κατά τη χαρτογράφηση του κόσμου και την εκτίμηση της θέσης του ρομποτικού οχήματος. Στη μεσαία στήλη («Πραγματική Διαδρομή – Κάτοψη») υπάρχει η κάτοψη του χώρου εργασίας και η πραγματική διαδρομή και θέση του ρομπότ βάσει των παρατηρήσεών του. Τέλος, στη δεξιά στήλη («Εκτιμώμενη Διαδρομή – Χάρτης») παρουσιάζεται βήμα προς βήμα η κατασκευή του χάρτη του κόσμου και η εκτίμηση της θέσης του ρομποτικού οχήματος.

<u>Εικόνα Κόμβου</u>	<u>Πραγματική Διαδρομή – Κάτοψη</u>	<u>Εκτιμώμενη Διαδρομή – Χάρτης</u>
<p><math>t = 0,0s</math></p> 		
<p>Στιγμιότυπο 1 <math>t = 0,8s</math></p> 		
<p>Στιγμιότυπο 8 <math>t = 2,7s</math></p> 		
<p>Στιγμιότυπο 25 <math>t = 3,3s</math></p> 		
<p>Στιγμιότυπο 31</p>		

$t = 3,8s$



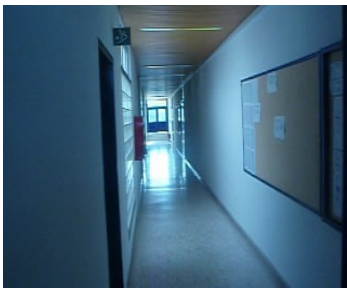
Στιγμιότυπο 35

$t = 6,5s$



Στιγμιότυπο 59

$t = 8,8s$

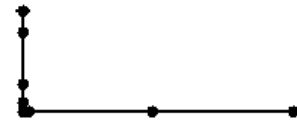
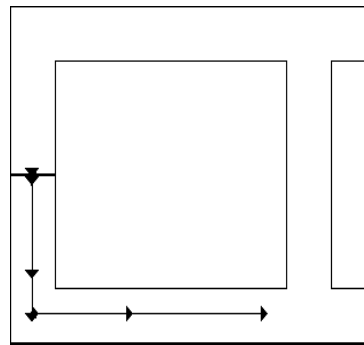
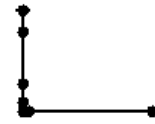
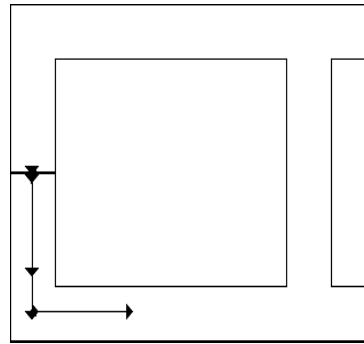
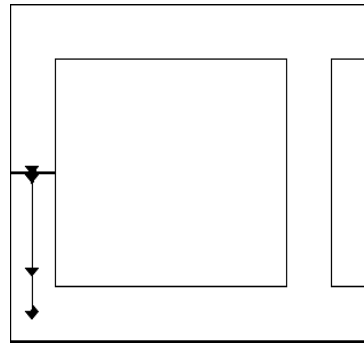
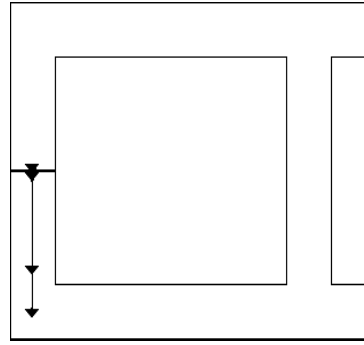


Στιγμιότυπο 80

$t = 11,5s$



Στιγμιότυπο 104





$t = 12,9s$



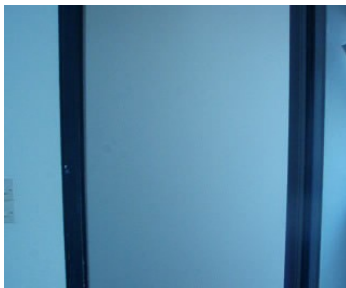
Στιγμιότυπο 117

$t = 15,6s$



Στιγμιότυπο 141

$t = 17,7s$

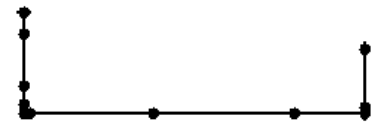
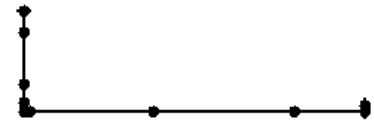
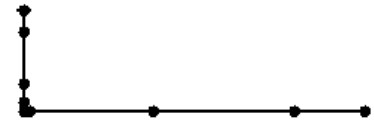
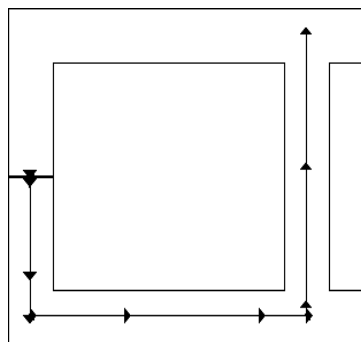
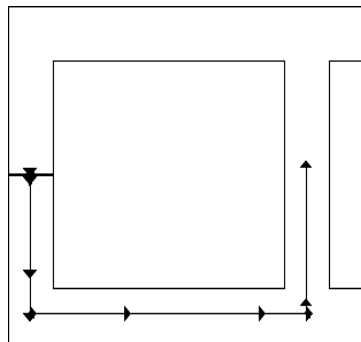
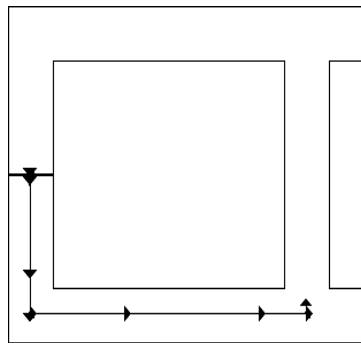
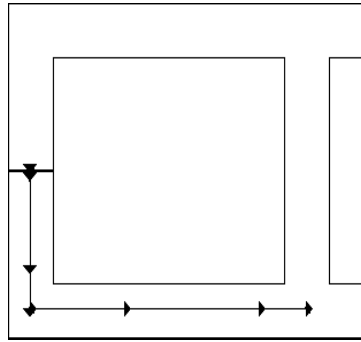


Στιγμιότυπο 160

$t = 19,6s$



Στιγμιότυπο 177



$t = 21,5s$



Στιγμιότυπο 194

$t = 21,9s$



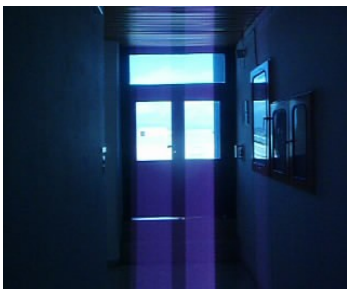
Στιγμιότυπο 198

$t = 23,5s$

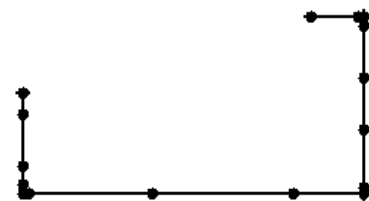
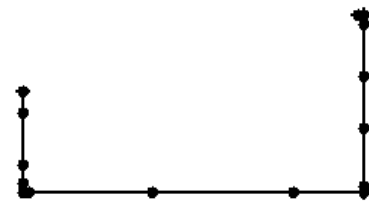
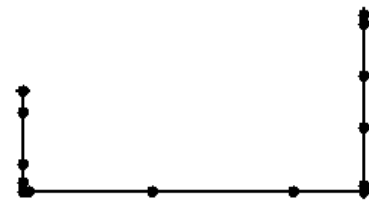
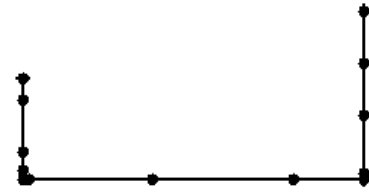
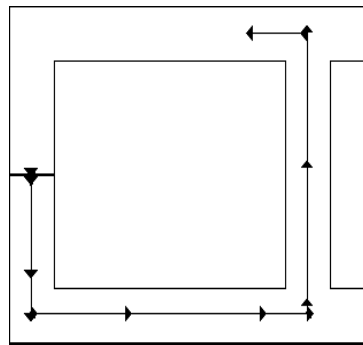
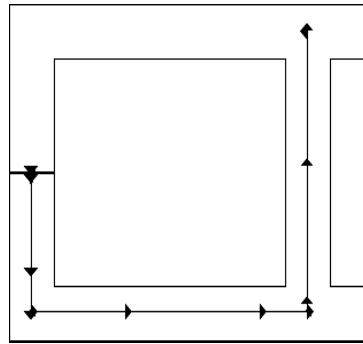
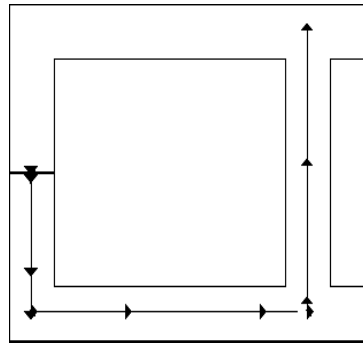
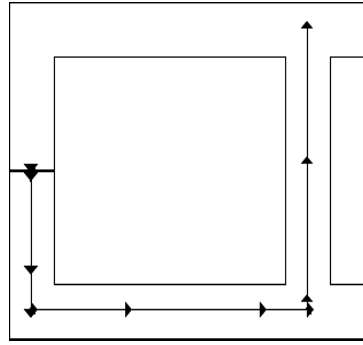


Στιγμιότυπο 212

$t = 24,3s$



Στιγμιότυπο 220



$t = 25,8s$



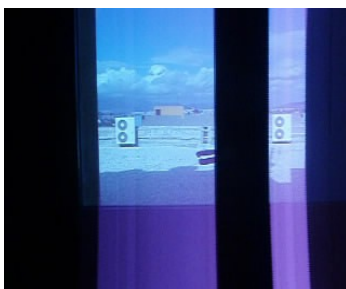
Στιγμιότυπο 233

$t = 27,5s$



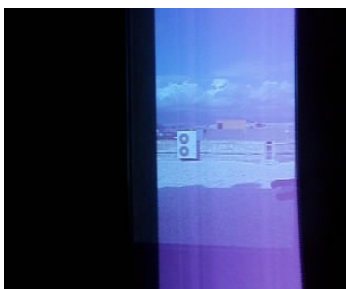
Στιγμιότυπο 248

$t = 28,6s$

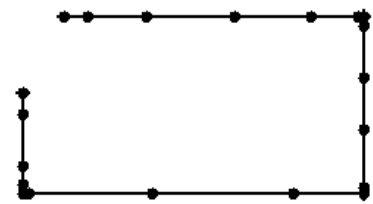
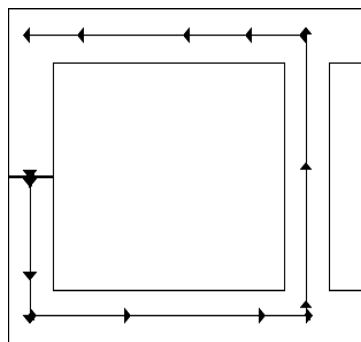
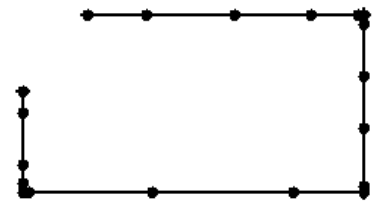
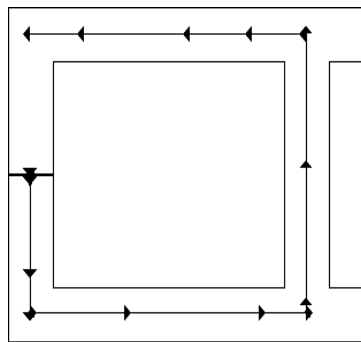
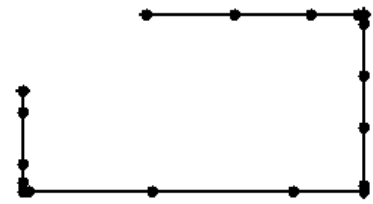
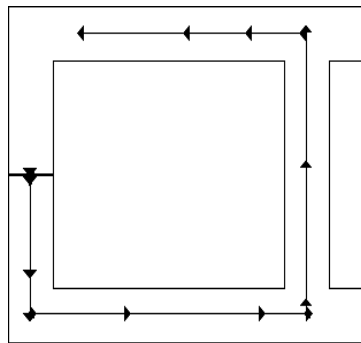
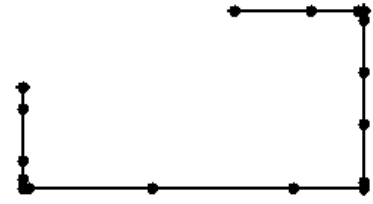
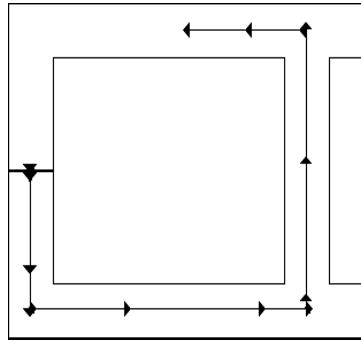


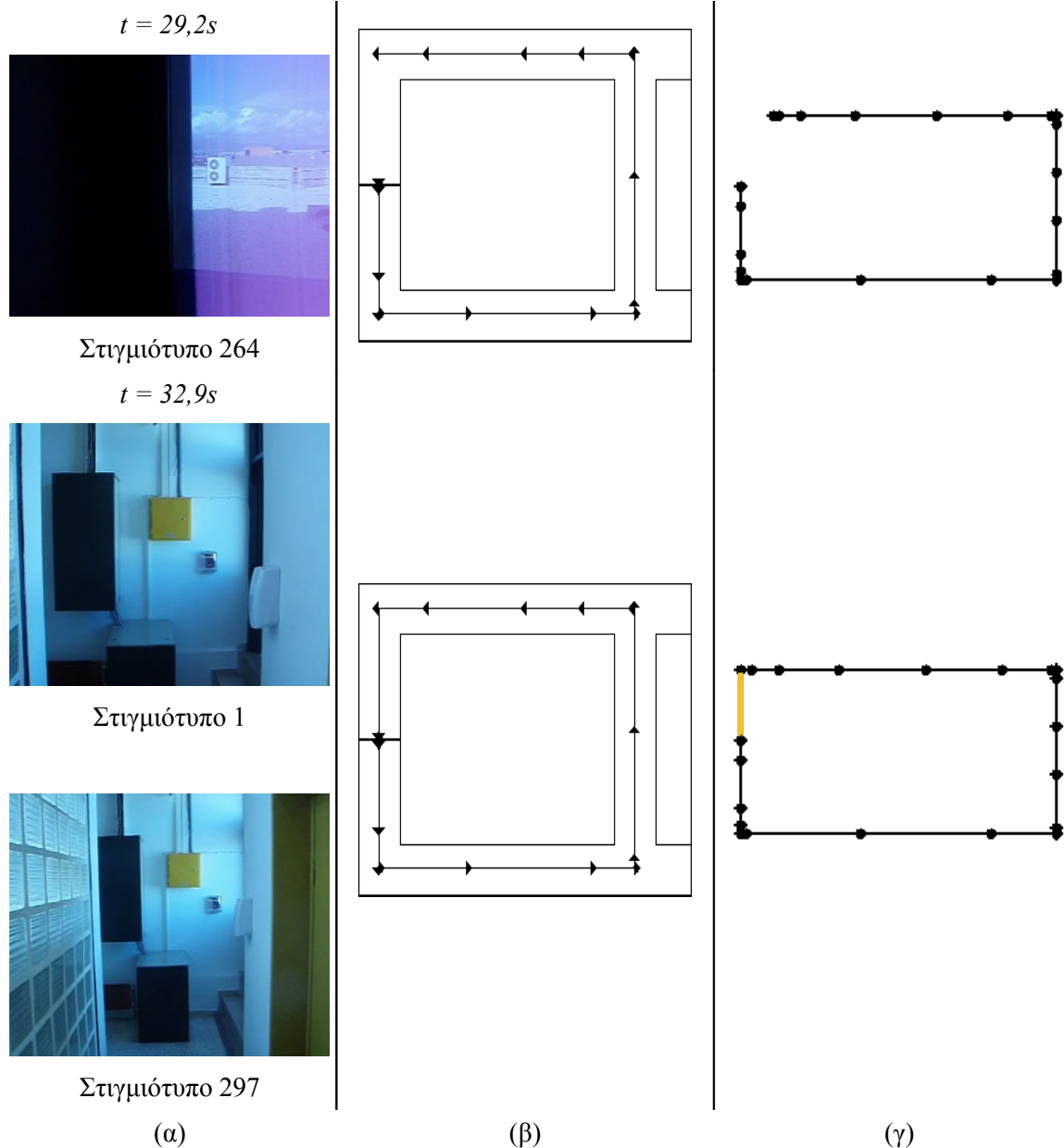
Στιγμιότυπο 258

$t = 29,0s$



Στιγμιότυπο 262





**Σχήμα 6.4.5.1** – Αναγνώριση ολοκλήρωσης βρόχου: (α) Οι εικόνες που αντιστοιχούν στους κόμβους που εισάγονται. (β) Η πραγματική διαδρομή και θέσεις των κόμβων σχεδιασμένα πάνω σε μία κάτοψη του χώρου. (γ) Η εκτιμώμενη διαδρομή και ο χάρτης που κατασκευάζεται κατά την πλοήγηση του ρομπότ.

Το στιγμιότυπο 297 αντιπροσωπεύει την παρατήρηση βάσει της οποίας αναγνωρίζεται η ολοκλήρωση του βρόχου, εφόσον – σύμφωνα και με τα στοιχεία της οπτικής οδομετρίας – η θέση του ρομποτικού οχήματος υπολογίζεται στον αρχικό κόμβο (στιγμιότυπο 1).

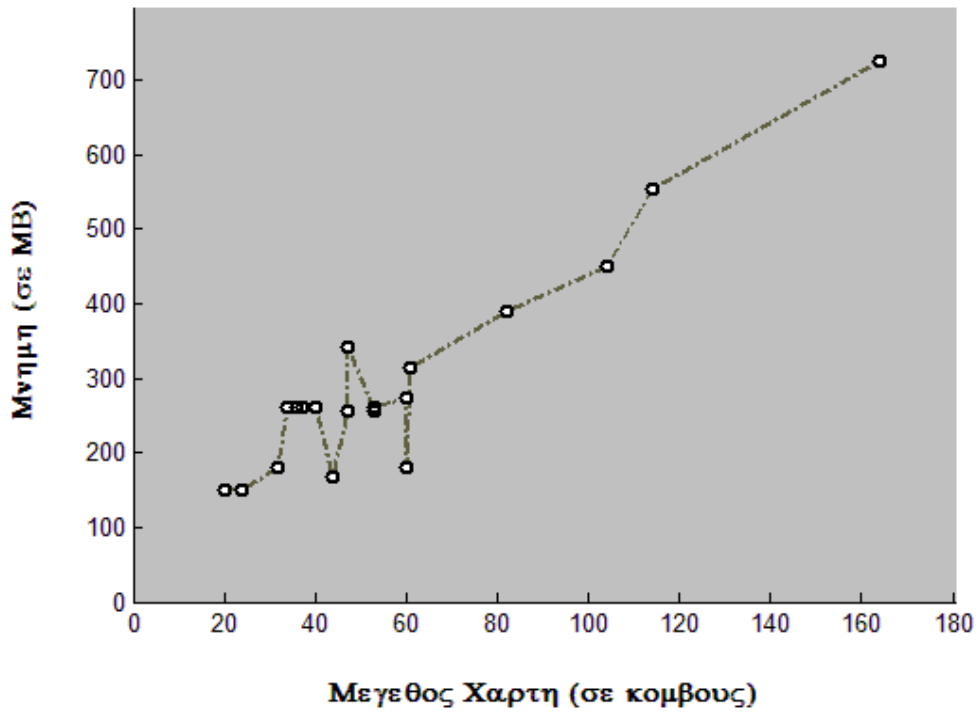
#### 6.4.6 Συσχέτιση Πόρων με Πρωτογενή Μεγέθη

Στα ουσιαστικά πλεονεκτήματα του προτεινόμενου αλγορίθμου συγκαταλέγονται οι επιδόσεις αναφορικά με τον απαιτούμενο χρόνο εκτέλεσης και την απαιτούμενη μνήμη. Συσχετίζοντας τα δύο αυτά μεγέθη με πρωτογενή μεγέθη του προβλήματος, όπως το πλήθος των κόμβων του χάρτη και το μήκος της διαδρομής, διαπιστώθηκαν τα εξής:

1. Η μνήμη του συστήματος που δεσμεύεται για τις ανάγκες του αλγορίθμου παρουσιάζει έντονα γραμμική εξάρτηση από το πλήθος των κόμβων του χάρτη, ενώ δεν εξαρτάται κατά κανέναν τρόπο από το μήκος της ακολουθούμενης διαδρομής, δηλαδή το πλήθος των εικόνων προς επεξεργασία. Αυτό το χαρακτηριστικό έχει ως συνέπεια την πρακτικά σταθερή – από ένα σημείο και ύστερα – δέσμευση μνήμης για την πλοήγηση του ρομποτικού οχήματος στον ήδη χαρτογραφημένο χώρο εργασίας του.
2. Ο απαιτούμενος χρόνος για την εκτέλεση του αλγορίθμου είναι γραμμική συνάρτηση του μήκους της διαδρομής, ενώ επηρεάζεται ελάχιστα από το μέγεθος του χάρτη. Ο αλγόριθμος είναι σχεδιασμένος κατά τέτοιο τρόπο, ώστε να μπορεί να χειριστεί διαδρομές μεγάλου μήκους, χωρίς η απόδοσή του να αλλοιώνεται λόγω του συνεχώς αυξανόμενου πλήθους των κόμβων του χάρτη. Συγκεκριμένα, ο ρυθμός αύξησης του μέσου χρόνου εκτέλεσης ανά εικόνα συναρτήσει του μεγέθους του χάρτη είναι  $7,5 \cdot 10^{-5}$  δευτερόλεπτα/κόμβο, το οποίο σημαίνει ότι είναι δυνατή η λειτουργία σε πραγματικό χρόνο ακόμα και όταν ο χάρτης περιέχει μερικές χιλιάδες κόμβους.

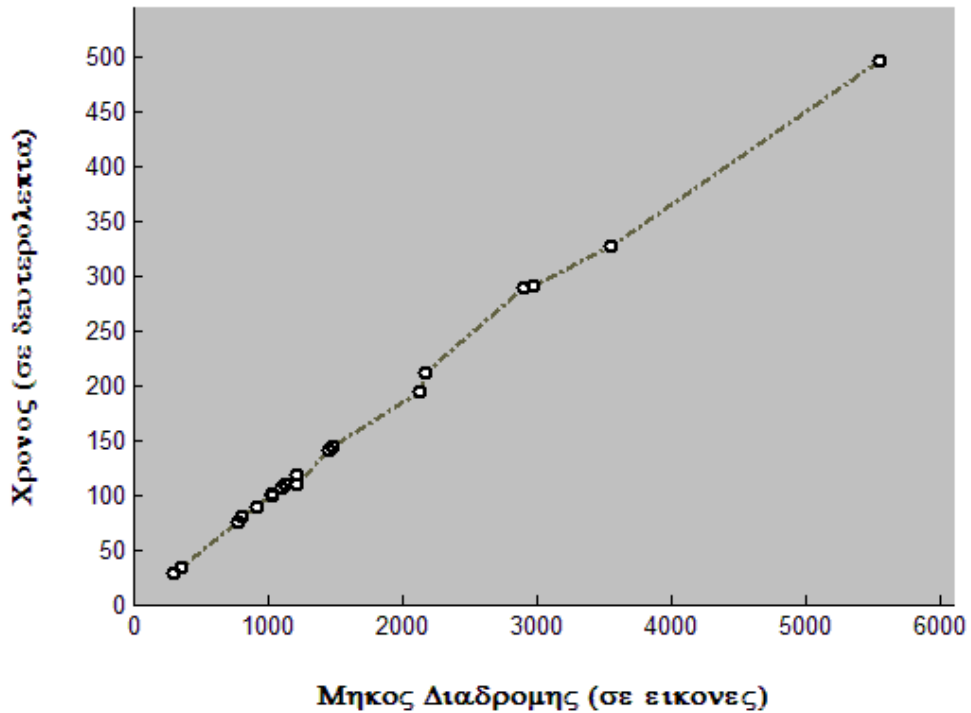
Τα παραπάνω παρουσιάζονται γραφικά στα σχήματα που ακολουθούν.

### ΜΝΗΜΗ συναρτησει του ΜΕΓΕΘΟΥΣ ΧΑΡΤΗ



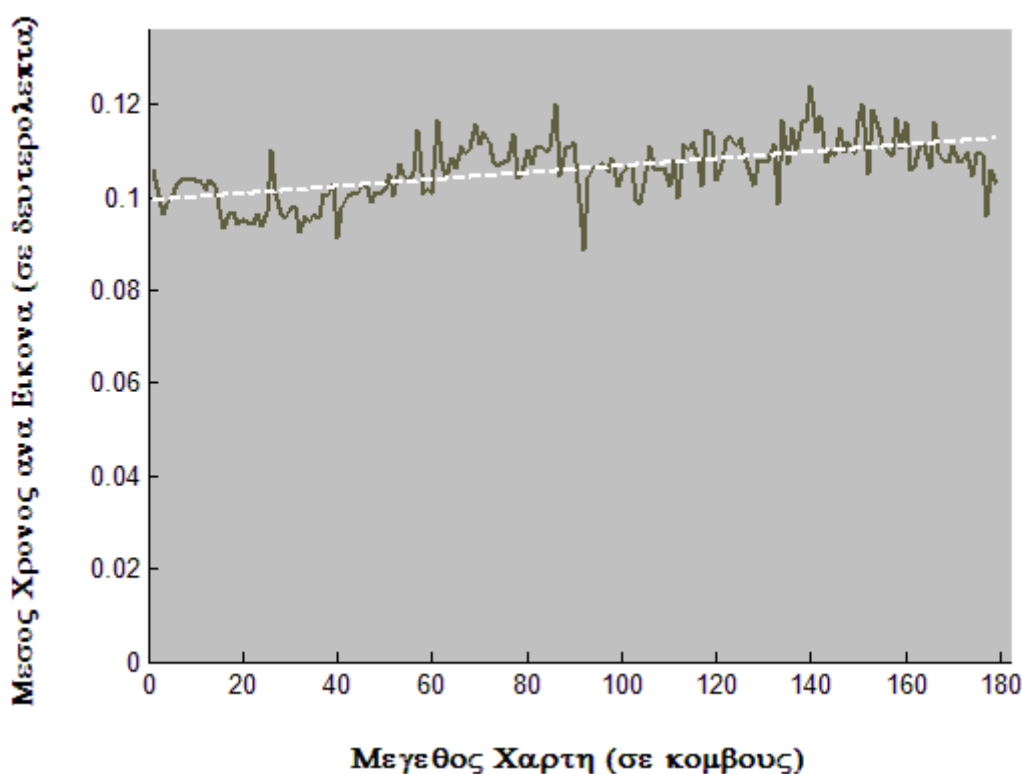
Σχήμα 6.4.6.1 – Η μνήμη που δεσμεύεται σαν συνάρτηση του πλήθους των κόμβων του χάρτη

### ΧΡΟΝΟΣ συναρτησει του ΜΗΚΟΥΣ ΔΙΑΔΡΟΜΗΣ



Σχήμα 6.4.6.2 – Ο χρόνος εκτέλεσης σαν συνάρτηση του πλήθους των προς επεξεργασία εικόνων

## ΜΕΣΟΣ ΧΡΟΝΟΣ / ΕΙΚΟΝΑ συναρτησει του ΜΕΓΕΘΟΥΣ ΧΑΡΤΗ



**Σχήμα 6.4.6.3** – Ο μέσος χρόνος εκτέλεσης ανά εικόνα σαν συνάρτηση του πλήθους των κόμβων του χάρτη

### 6.4.7 *Ανεπιθύμητα αποτελέσματα – Αίτια*

Σε ορισμένες περιπτώσεις, ο αλγόριθμος αποκλίνει από την επιθυμητή συμπεριφορά, παρουσιάζοντας μεγάλα ποσοστά αποτυχίας αναγνώρισης ήδη χαρτογραφημένων περιοχών. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα την προσθήκη νέων κόμβων σε περιοχές που αντιπροσωπεύουν κάποιοι από τους υπάρχοντες κόμβους του χάρτη και την επακόλουθη αναντιστοιχία του τελικού χάρτη με την πραγματική δομή του χώρου εργασίας. Το κύριο αίτιο αυτού του φαινομένου είναι η έντονη μεταβολή των συνθηκών φωτισμού μεταξύ διαφορετικών διελεύσεων, όπως για παράδειγμα αναμμένα/σβηστά φώτα οροφής, και η αδυναμία του γενικής χρήσης υλικού εξοπλισμού να προσαρμοστεί κατάλληλα στις μεταβολές αυτές. Επιπρόσθετα, οι εκτεταμένες, στιλπνές επιφάνειες του χώρου (πόρτες, δάπεδο, οροφή και άλλα) δημιουργούν αντανακλάσεις, οι οποίες παρουσιάζουν έντονη εξάρτηση από τις συνθήκες φωτισμού, αλλοιώνοντας κατά περίπτωση το χρωματικό περιεχόμενο των εικόνων.

Στο πλαίσιο της προσπάθειας εξουδετέρωσης της ανωτέρω αδυναμίας του αλγορίθμου αγνοείται η συνιστώσα της φωτεινής έντασης κατά τη σύγκριση των ιστογραμμάτων των

επιμέρους τμημάτων των εικόνων (βλέπε Υποενότητα 4.1.3). Αν και επιτυγχάνονται βελτιωμένα αποτελέσματα σε σχέση με τη χρήση άλλων χρωματικών μοντέλων, το πρόβλημα δεν εξουδετερώνεται πλήρως.

Ένα ακόμα πρόβλημα που αντιμετωπίστηκε ήταν η «παλινδρόμηση» μεταξύ γειτονικών κόμβων. Δεδομένου ότι τα οπτικά χαρακτηριστικά ενδέχεται να παρουσιάζουν αυξημένη ομοιότητα μεταξύ κόμβων σε κοντινές περιοχές του χάρτη, το μοντέλο παρατήρησης υπολογίζει συχνά συγκρίσιμες τιμές για τον τρέχοντα κόμβο και κόμβους που προηγούνται αυτού. Αντίστοιχα, το μοντέλο κίνησης υπολογίζει συγκρίσιμες τιμές για διαδοχικούς – και συνεπώς κοντινούς – κόμβους, εξ αιτίας της υλοποίησής του και της σχετικά μειωμένης ακρίβειάς του. Αυτό είχε ορισμένες φορές ως αποτέλεσμα την εκτίμηση μιας διαδρομής της μορφής  $K_1 \rightarrow K_2 \rightarrow K_3 \rightarrow K_1 \rightarrow K_2 \rightarrow K_4$ , ενώ στην πραγματικότητα είχε ακολουθηθεί ή διαδρομή  $K_1 \rightarrow K_2 \rightarrow K_3 \rightarrow K_4$ . Συνέπεια μιας τέτοιας λανθασμένης εκτίμησης είναι η αισθητή απόκλιση της εκτιμώμενης θέσης του κόμβου  $K_4$  από την πραγματική και η συνακόλουθη παραμόρφωση του χάρτη, λόγω διάδοσης του σφάλματος.

Για την αντιμετώπιση αυτού του ανεπιθύμητου φαινομένου εισήχθη ο περιορισμός να μη θεωρείται έγκυρη εκτίμηση, η επίσκεψη ενός προηγούμενου κόμβου, από την τελευταία επίσκεψη του οποίου δεν έχει μεσολαβήσει αλλαγή της διεύθυνσης κίνησης του ρομποτικού οχήματος. Αυτό καθιστά ουσιαστικά απαγορευτική την αντιμετώπιση του «Προβλήματος του Απαγμένου Ρομπότ» (Kidnapped Robot Problem), κάτι όμως που δεν ήταν μέσα στους στόχους της προτεινόμενης μεθοδολογίας.

Τέλος, μία ακόμα βασική αδυναμία του αλγορίθμου είναι η ανεπαρκής διόρθωση του χάρτη σε περίπτωση επαναφοράς σε ορθή λειτουργία μετά από προσωρινή αστοχία. Παρά τη δυνατότητα του αλγορίθμου να εκτιμά σωστά τη θέση του ρομπότ μετά από εσφαλμένες εκτιμήσεις σε προηγούμενες χρονικές στιγμές, το τμήμα του χάρτη που κατασκευάστηκε σύμφωνα με τις λανθασμένες αυτές εκτιμήσεις διορθώνεται μόνο μερικώς. Βασική αιτία του προβλήματος είναι η μειωμένη ακρίβεια της οπτικής οδομετρίας στην οποία βασίζεται το μοντέλο κίνησης (βλέπε Υποενότητα 4.1.2).

Η εξάλειψη του φαινομένου θα απαιτούσε διαφορετική προσέγγιση όσον αφορά στο μοντέλο κίνησης και τη λήψη των στοιχείων οδομετρίας και συνεπώς θα αλλοίωνε ορισμένα από τα θεμελιώδη χαρακτηριστικά της προτεινόμενης μεθόδου.



## 6.5 Σύνοψη Συμπερασμάτων Αξιολόγησης

Συνοψίζοντας τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την πειραματική επαλήθευση της προτεινόμενης μεθοδολογίας, συμπεραίνεται ότι ο αλγόριθμος που υλοποιήθηκε:

1. λύνει σε πραγματικό χρόνο το πρόβλημα του SLAM με τρόπο αξιοποιήσιμο στο πλαίσιο μίας ρομποτικής εφαρμογής.
2. είναι σε θέση να καθορίζει τα σημεία εισαγωγής νέων κόμβων, ώστε οι ποιοτικές διαφορές μεταξύ τους να απηχούν τις διαφορές στα οπτικά χαρακτηριστικά των περιοχών που αντιπροσωπεύουν.
3. αναγνωρίζει την ολοκλήρωση βρόχων διαφορετικού μήκους άμεσα και αξιόπιστα και διορθώνει την εκτίμηση της θέσης του ρομπότ και την τοπολογία του χάρτη.
4. παρουσιάζει συνέπεια, όσον αφορά στα αποτελέσματα, μεταξύ ασυσχέτιστων διελεύσεων από την ίδια περιοχή.
5. είναι αποδοτικός ως προς το χρόνο εκτέλεσης, καθώς χαρακτηρίζεται από χρονική πολυπλοκότητα η οποία εξαρτάται γραμμικά από το μήκος της εισόδου, δηλαδή το πλήθος των εικόνων προς επεξεργασία.
6. μπορεί να διεκπεραιώσει αποτελεσματικά όλες τις απαιτούμενες διεργασίες για την επίλυση του προβλήματος του SLAM βασιζόμενος αποκλειστικά στις πληροφορίες που λαμβάνει από μία μονοσκοπική κάμερα.

Συνεπώς, παρά τους όποιους περιορισμούς της, η προτεινόμενη μεθοδολογία αποδείχτηκε κατάλληλη για τις ανάγκες εκτίμησης της θέσης και χαρτογράφησης του χώρου εργασίας ενός αυτόνομου, κινούμενου ρομποτικού οχήματος το οποίο είναι εξοπλισμένο με μία απλή κάμερα και κινείται σε εσωτερικό, κτιριακό περιβάλλον.

# 7

## *Επίλογος*

Στο παρόν Κεφάλαιο παρουσιάζεται συνοπτικά η τεχνική που αναπτύχθηκε καθώς και τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την αξιολόγησή της. Επιπρόσθετα, δίνονται κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα και επισημαίνονται δυνατότητες επέκτασης και βελτίωσης της μεθοδολογίας.

### ***7.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα***

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η ανάπτυξη μιας τεχνικής για την επίλυση του προβλήματος της Ταυτόχρονης Εκτίμησης Θέσης και Τοπολογικής Χαρτογράφησης βάσει Οπτικής, αποκλειστικά, Πληροφορίας.

Η προσέγγιση που υιοθετήθηκε κωδικοποιεί την οπτική πληροφορία με τη βοήθεια ιστογραμμάτων, αφού πρώτα πραγματοποιήσει ένα διαχωρισμό των εικόνων σε τμήματα, με σκοπό τη διατήρηση μέρους της γεωμετρικής πληροφορίας. Απουσία ιδιοδεκτικών αισθητήρων, υλοποιήθηκε ένα απλό σύστημα οπτικής οδομετρίας, το οποίο, παρά τη μειωμένη ακρίβειά του και την επιβολή ορισμένων απλουστευτικών παραδοχών, βελτίωσε σημαντικά την ποιότητα των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου. Διεξήχθησαν πειράματα με πραγματικά δεδομένα, τα οποία επιβεβαίωσαν την ικανότητα της μεθόδου να ανταποκρίνεται επιτυχώς στις ανάγκες του προβλήματος και κατέστησαν σαφή τη δυνατότητα εκτέλεσης σε πραγματικό χρόνο και τις πολύ καλές ιδιότητες προσαρμογής σε αυξανόμενης έκτασης περιβάλλοντα.

Κατά το παρελθόν, έχουν προταθεί αρκετές τοπολογικές τεχνικές που βασίζονται σε οπτική πληροφορία. Οι περισσότερες από αυτές απαιτούν οδομετρικά δεδομένα, ενώ κωδικοποιούν την οπτική πληροφορία εξάγοντας χαρακτηριστικά γνωρίσματα από τις εικόνες.

Στα [37] και [58] χρησιμοποιούνται καταδιοπτρικές κάμερες και στοιχεία οδομετρίας, προκειμένου να κατασκευαστεί μία τοπολογική αναπαράσταση του χώρου και να εκτιμηθεί η θέση του ρομπότ μέσα σε αυτόν. Για την κωδικοποίηση της οπτικής πληροφορίας εξάγονται χαρακτηριστικά από τις εικόνες, μια χρονοβόρα διαδικασία που καθιστά αμφίβολη τη δυνατότητα προσαρμογής σε μεγάλης έκτασης χώρους εργασίας. Το κύριο μειονέκτημα αυτών των προσεγγίσεων, όμως, είναι η εισαγωγή κόμβων σε προκαθορισμένα, τακτά χρονικά διαστήματα, χωρίς να συνυπολογίζεται η δομή του περιβάλλοντος. Αντίθετα, η τεχνική που προτείνεται στην παρούσα εργασία καθορίζει την πυκνότητα των κόμβων ανάλογα με την πυκνότητα της οπτικής πληροφορίας σε κάθε περιοχή του κόσμου. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίζεται η μη άσκοπη χρήση πόρων σε περιοχές με μικρό ενδιαφέρον, ενώ αντίθετα αποφεύγεται η παράβλεψη σημαντικών οπτικών χαρακτηριστικών που βρίσκονται σε κοντινή απόσταση μεταξύ τους.

Στο [42] προτείνεται μία τεχνική που εξάγει κάποια προκαθορισμένα χαρακτηριστικά από την εικόνα, τα οποία αφορούν στη δομή και τα χρωματικά χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος. Ωστόσο, το σύστημα αυτό χρησιμοποιείται για την αντιστοίχιση εικόνων και δεν είναι σε θέση να επιλύσει το σύνθετο πρόβλημα του SLAM. Επιπλέον, χρησιμοποιεί και τεχνητά ορόσημα, γεγονός που οδηγεί σε αισθητή μείωση της αποτελεσματικότητάς του, εάν μεταφερθεί σε διαφορετικό περιβάλλον από αυτό για το οποίο προορίζεται. Σε αντίθεση, η χρήση των ιστογραμμάτων επιτρέπει την εύκολη προσαρμογή του συστήματος σε πληθώρα χώρων εργασίας, χωρίς περαιτέρω τροποποιήσεις.

Η χρήση ιστογραμμάτων για την κωδικοποίηση της οπτικής πληροφορίας προτείνεται στο [11], όπου εξάγονται ιστογράμματα σε έξι διαφορετικά χρωματικά κανάλια από πανοραμικές όψεις του χώρου εργασίας. Και σε αυτή την περίπτωση, όμως, η προτεινόμενη μεθοδολογία επικεντρώνεται στο πρόβλημα της εκτίμησης της θέσης και απαιτεί προηγούμενη εκπαίδευση του ρομπότ από ανθρώπινο χειριστή. Το γεγονός αυτό περιορίζει σημαντικά την αυτόνομη λειτουργία του ρομποτικού οχήματος, κάτι που δε συμβαίνει με την τεχνική που προτείνεται στην παρούσα εργασία. Ωστόσο, μία κοινή διαπίστωση των δύο εργασιών είναι η σχετική εξάρτηση που παρουσιάζουν τα ιστογράμματα από τις εκάστοτε συνθήκες φωτισμού.

Μία τεχνική επίλυσης του συνολικού προβλήματος του SLAM προτείνεται στο [56]. Ως αισθητήριο όργανο χρησιμοποιείται μία απλή, μονοσκοπική κάμερα, ενώ δεδομένα οδομετρίας δε λαμβάνονται υπ' όψιν. Μία σημαντική διαφοροποίηση της εργασίας αυτής με την παρούσα είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών για τη σύγκριση δύο εικόνων. Όπως στις περισσότερες περιπτώσεις, η εισαγωγή των κόμβων λαμβάνει χώρα σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα, με τις αρνητικές επιπτώσεις που περιγράφονται ανωτέρω. Ένα επιπρόσθετο μειονέκτημα της τεχνικής είναι η

απαίτηση για εκπαίδευση του αλγορίθμου. Τέλος, η αυξημένη διακριτική ικανότητα που προσφέρει η εξαγωγή χαρακτηριστικών από τις εικόνες αντισταθμίζεται από το μεγαλύτερο χρόνο εκτέλεσης του αλγορίθμου, ο οποίος δεν επιτρέπει την επίλυση του προβλήματος σε πραγματικό χρόνο.

Η έννοια της οπτικής οδομετρίας στο πλαίσιο επίλυσης του SLAM παρουσιάζεται στο [59], όπου ως μοναδικό αισθητήριο όργανο χρησιμοποιείται μία μονοσκοπική κάμερα. Η εργασία επιβεβαιώνει το συμπέρασμα ότι η γραμμική, κυρίως, ταχύτητα είναι δύσκολο να εκτιμηθεί με ακρίβεια μέσω του μοντέλου οπτικής οδομετρίας και κατά συνέπεια είναι αξιοποιήσιμα τα ποιοτικά – και όχι τα ποσοτικά – χαρακτηριστικά του χάρτη του χώρου εργασίας.

Έχοντας λάβει υπ' όψιν τα παραπάνω, η προτεινόμενη μεθοδολογία βασίζεται σε έναν τρόπο αναπαράστασης της οπτικής πληροφορίας, ο οποίος δεν εξαρτάται από τη μορφή ή τη δομή του περιβάλλοντος, αλλά επιτυγχάνει υψηλά ποσοστά αναγνώρισης σε ρυθμό που καθιστά απολύτως εφικτή τη λειτουργία σε πραγματικό χρόνο. Αυτός ο τρόπος αναπαράστασης επιτρέπει την παράλληλη υλοποίηση – με πολύ μικρό επιπλέον υπολογιστικό φορτίο – ενός κατάλληλου συστήματος οπτικής οδομετρίας, το οποίο αποδεσμεύει τον αλγόριθμο από την απαίτηση για ειδικό υλικό εξοπλισμό του οχήματος, διευρύνοντας το πεδίο εφαρμογής της μεθοδολογίας. Επίσης, εισάγει ουσιαστικές βελτιώσεις έναντι προηγούμενων τεχνικών, με σημαντικότερη την ικανότητα καθορισμού της πυκνότητας των κόμβων ανά περιοχή, βάσει της πυκνότητας της οπτικής πληροφορίας.

## **7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις**

Τα ενθαρρυντικά αποτελέσματα της προτεινόμενης υλοποίησης αποτελούν σαφή ένδειξη ότι η μεθοδολογία μπορεί να αποτελέσει βάση για την ανάπτυξη ενός εύρωστου και αξιόπιστου συστήματος Ταυτόχρονης Εκτίμησης Θέσης και Χαρτογράφησης.

Πρώτο βήμα στη βελτίωση του αλγορίθμου θα μπορούσε να είναι η άρση των περιορισμών του συστήματος και των συνακόλουθων παραδοχών. Αυτό μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε αξιοποιώντας ένα υπάρχον σύστημα οδομετρίας, είτε εξελίσσοντας το σύστημα οπτικής οδομετρίας.

Μία σημαντική βελτίωση θα ήταν η τροποποίηση του μηχανισμού διόρθωσης του χάρτη, ώστε να είναι καθ' ολοκληρία συμβατός με τις τελευταίες εκτιμήσεις του αλγορίθμου.

Η σχετική ευαισθησία στις συνθήκες φωτισμού είναι ένα ακόμα ανεπιθύμητο χαρακτηριστικό της μεθοδολογίας. Η ενσωμάτωση ενός μηχανισμού εξαγωγής και ανίχνευσης κάποιας μορφής χαρακτηριστικών, τέτοιων ώστε να αυξηθεί η διακριτική ικανότητα του

αλγορίθμου χωρίς σημαντική αύξηση του απαιτούμενου χρόνου εκτέλεσης, είναι μία ουσιαστική και χρήσιμη επέκταση.

Τέλος, σε συνδυασμό με τα ανωτέρω, η δοκιμή και ενδεχόμενη προσαρμογή του αλγορίθμου, ώστε να χειρίζεται με αξιοπιστία εξωτερικά περιβάλλοντα είναι η μεγαλύτερη και η πλέον ενδιαφέρουσα από ερευνητική άποψη πρόκληση.

# 8

## Βιβλιογραφία

- [1] J. Borenstein, B. Everett, L. Feng:  
Book: *Navigating Mobile Robots: Systems And Techniques*,  
Wellesley: AK Peters,  
1996
  
- [2] S. Thrun:  
“Robotic Mapping: A Survey”,  
Book: *Exploring artificial intelligence in the new millennium*, ISBN:1-55860-811-7, pp.1-35  
February 2002
  
- [3] D. Caltabiano:  
“Innovative Methods In Autonomous Field Robotics”,  
Ph.D. Thesis – *School of Electronics and Automation Engineering, University of Catania*  
2006
  
- [4] H. Moravec, A. Elfes:  
“High Resolution Maps From Wide Angle Sonar”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA 85, Volume 2,  
pp.116-121  
March 1985
  
- [5] A. Elfes:  
“Sonar-Based Real-World Mapping And Navigation”,  
*IEEE Journal of Robotics and Automation*, Volume 3, Issue 3, pp.249-265  
1987
  
- [6] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, S. Thrun:  
“Monte Carlo Localization For Mobile Robots”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA 99, Volume 2,  
pp.1322-1328  
1999

- [7] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert:  
 “Robust Monte Carlo Localization For Mobile Robots”,  
*Journal of Artificial Intelligence*, Volume 128, Issue 1-2, pp.99-141  
 May 2001
- [8] P. Jensfelt, S. Kristensen:  
 “Active Global Localization For A Mobile Robot Using Multiple Hypothesis Tracking”,  
*Proceedings of the IJCAI 99*, Work-shop on Reasoning with Uncertainty in Robot Navigation  
 1999
- [9] A. Garulli, A. Vicino:  
 “Set Membership Localization Of Mobile Robots Via Angle Measurements”,  
*IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Volume 17, Issue 4, pp.450-463  
 August 2001
- [10] A. Giannitrapani:  
 “A Set-Theoretic Framework For Simultaneous Localization And Map Building”,  
 Ph.D. Thesis – *School of Information Engineering, University of Siena*  
 2003
- [11] I. Ulrich, I. Nourbakhsh:  
 “Appearance-Based Place Recognition For Topological Localization”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA 00, Volume 2,  
 pp.1023-1029  
 2000
- [12] P. Lamon, I. Nourbakhsh, B. Jensen, R. Siegwart:  
 “Deriving And Matching Image Fingerprint Sequences For Mobile Robot Localization”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA 01, Volume 2,  
 pp.1609-1614  
 2001
- [13] L. Cornelissen, F. Groen:  
 “Automatic Color Landmark Detection And Retrieval For Robot Navigation”,  
*Intelligent Autonomous Systems 7. IOS Press, 2002*  
 2002
- [14] F. Dayoub, T. Duckett:  
 “An Adaptive Appearance-Based Map For Long-Term Topological Localization Of Mobile Robots”,  
*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IROS 08,  
 pp.3364-3369  
 2008
- [15] S. Thrun, W. Burgard, D. Fox:  
 Book: *Probabilistic Robotics*,  
 London, England: MIT Press, 2005  
 2005
- [16] M. Milford, G. Wyeth, D. Prasser:  
 “Simultaneous Localization And Mapping From Natural Landmarks Using RatSLAM”,  
*Proceedings of the 2004 Australasian Conference on Robotics and Automation*, ACRA 04, Canberra  
 December 2004

- [17] M. Milford, D. Prasser, G. Wyeth:  
 “Experience Mapping: Producing Spatially Continuous Environment Representations Using RatSLAM”,  
*Proceedings of the 2005 Australasian Conference on Robotics and Automation*, ACRA 05, Sydney  
 December 2005
- [18] J. Leonard, H. Durrant-Whyte:  
 “Simultaneous Map Building And Localization For An Autonomous Mobile Robot”,  
*Proceedings of the IEEE/RSJ International Workshop on 'Intelligence for Mechanical Systems*,  
 pp.1442-1447  
 November 1991
- [19] M. Montemerlo, S. Thrun:  
 “Simultaneous Localization And Mapping With Unknown Data Association Using FastSLAM”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA 03,  
 pp.1985-1991  
 2003
- [20] A. Garulli, A. Giannitrapani, A. Rossi, A. Vicino:  
 “Mobile Robot SLAM For Line-Based Environment Representation”,  
*Proceedings of the 44<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*,  
 CDC-ECC 05, pp.2041-2046  
 December 2005
- [21] J. Tardos:  
 “Representing Partial And Uncertain Sensorial Information Using The Theory Of Symmetries”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA 92, Volume 2,  
 pp.1799-1804  
 May 1992
- [22] P. Newman, J. Leonard, J. Tardos, J. Neira:  
 “Explore And Return: Experimental Validation Of Real-Time Concurrent Mapping And Localization”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ICRA 02, Volume 2,  
 pp.1802-1809  
 2002
- [23] M. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H. Durrant-Whyte, M. Csorba:  
 “A Solution To The Simultaneous Localization And Map Building (SLAM) Problem”,  
*IEEE Transactions Robotics and Automation*, Volume 17, Issue 3, pp.229-241  
 June 2001
- [24] S. Thrun, D. Koller, Z. Ghahmarani, H. Durrant-Whyte, A. Ng:  
 “Simultaneous Mapping And Localization With Sparse Extended Information Filters”,  
*International Journal of Robotics Research*, Volume 23, Issue 7-8, pp.693-716  
 August 2004
- [25] A. Cassandra, L. Kaelbling, J. Kurien:  
 “Acting Under Uncertainty: Discrete Bayesian Models For Mobile-Robot Navigation”,  
*Proceedings of the 1996 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 1996*,  
 IROS 96, Volume 2, pp.963-972  
 November 1996
- [26] T. Arai, E. Pagello, L. Parker:  
 “Editorial: Advances In Multirobot Systems”,  
*IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Volume 18, Issue 5, pp.655-661  
 October 2002



- [27] L. Parker:  
 “Current State Of The Art In Distributed Autonomous Mobile Robotics”,  
*Proceedings of the 5th International Symposium on Distributed Autonomous Robotic Systems*,  
 DARS 00, pp.3-14  
 October 2000
- [28] M. Veloso, D. Nardi:  
 “Special Issue On Multirobot Systems”,  
*Proceedings of the IEEE*, Volume 94, Issue 7, pp.1253-1253  
 July 2006
- [29] D. Lowe:  
 “Object Recognition From Local Scale-Invariant Features”,  
*The Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision*, Volume 2,  
 pp.1150-1157  
 1999
- [30] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool:  
 “Speeded-Up Robust Features (SURF)”,  
*Computer Vision and Image Understanding*, Volume 110, Issue 3, pp.346-359  
 June 2008
- [31] H. Neto, U. Nehmzow:  
 “Real-Time Automated Visual Inspection Using Mobile Robots”,  
*Intelligent and Robotic Systems*, Volume 49, Issue 3, pp.293-307  
 July 2007
- [32] P. Maragos:  
 Book: *Image Analysis And Computer Vision*,  
 Athens, Greece: Εκδόσεις Ε.Μ.Π.  
 2005
- [33] G. DeSouza, A. Kak:  
 “Vision For Mobile Robot Navigation: A Survey”,  
*IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume 24, Issue 2, pp.237-267  
 February 2002
- [34] K. McBride, T. Johnson:  
 “Robotic Vision Systems: A Survey”,  
*J. Ben Schafer (ed.) Proceedings Term Papers prepared for 810:161, Artificial Intelligence*,  
*University of Northern Iowa*  
 December 2009
- [35] P. Rybski, F. Zacharias, M. Gini, N. Papanikolopoulos:  
 “Using Visual Features For Building And Localizing Within Topological Maps Of Indoor  
 Environments”,  
 Book: *Innovations in Robot Mobility and Control*, ISBN 978-3-540-26892-5, pp.251-271  
 2005
- [36] S. Ekvall, D. Kragic, P. Jensfelt:  
 “Object Detection And Mapping For Service Robot Tasks”,  
*Robotica*, Volume 25, Issue 2, pp.175-187  
 March 2007

- [37] P. Rybski, S. Roumeliotis, M. Gini, N. Papanikopoulos:  
 “Appearance-Based Mapping Using Minimalistic Sensor Models”,  
*Autonomous Robots*, Volume 24, Issue 3, pp.229-246  
 April 2008
- [38] A. Levin, R. Szeliski:  
 “Visual Odometry And Map Correlation”,  
*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 04*, Volume 1,  
 pp.611-618  
 June 2004
- [39] S. Se, D. Lowe, J. Little:  
 “Vision Based Global Localization And Mapping For Mobile Robots”,  
*IEEE Transactions on Robotics*, Volume 21, Issue 3, pp.364-375  
 June 2005
- [40] P. Newman, K. Ho:  
 “SLAM – Loop Closing With Visually Salient Features”,  
*Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 05*,  
 pp.635-642  
 April 2005
- [41] A. Ranganathan, F. Dellaert:  
 “A Rao–Blackwellized Particle Filter For Topological Mapping”,  
*Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 06*,  
 pp.810-817  
 2006
- [42] A. Tapus, N. Tomatis, R. Siegwart:  
 “Topological Global Localization And Mapping With Fingerprints And Uncertainty”,  
*Proceedings of the 9th International Symposium on Experimental Robotics, ISER 2004*  
 June 2004
- [43] A. Torralba, K. Murphy, W. Freeman, M. Rubin:  
 “Context-Based Vision System For Place And Object Recognition”,  
*Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 03*, Volume 1,  
 pp.273-280  
 October 2003
- [44] B. Kröse, N. Vlassis, R. Bunschoten, Y. Motomura:  
 “A Probabilistic Model For Appearance-Based Robot Localization”,  
*Journal of Image and Vision Computing*, Volume 19, Issue 6, pp.381-391  
 April 2001
- [45] F. Ramos, B. Upcroft, S. Kumar, H. Durrant-Whyte:  
 “A Bayesian Approach For Place Recognition”,  
*Proceedings of the IJCAI 05, Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robotics (RUR 05)*, pp.1-8  
 July 2005
- [46] M. Bowling, D. Wilkinson, A. Ghodsi, A. Milstein:  
 “Subjective Localization With Action Respecting Embedding”,  
*Results of the International Symposium on Robotics Research, ISRR 05*, Volume 28, pp.190-202  
 2005

- [47] R. Sim, G. Dudek:  
 “Mobile Robot Localization From Learned Landmarks”,  
*Proceedings of the 1998 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*,  
 Volume 2, pp.1060-1065  
 October 1998
- [48] J. Wolf, W. Burgard, H. Burkhardt:  
 “Robust Vision-Based Localization By Combining An Image-Retrieval System With Monte Carlo  
 Localization”,  
*IEEE Transactions on Robotics*, Volume 21, Issue 2, pp.208-216  
 April 2005
- [49] F. Li, J. Koseck:  
 “Probabilistic Location Recognition Using Reduced Feature Set”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.3405-3410  
 May 2006
- [50] J. Wang, H. Zha, R. Cipolla:  
 “Vision-Based Global Localization Using A Visual Vocabulary”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.4230-4235  
 April 2005
- [51] C. Silpa-Anan, R. Hartley:  
 “Localization Using An Image-Map”,  
*Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation*  
 2004
- [52] C. Silpa-Anan, R. Hartley:  
 “Visual Localization And Loop-Back Detection With A High Resolution Omnidirectional Camera”,  
*Proceedings of the Workshop on Omnidirectional Vision*  
 2005
- [53] K. Ho, P. Newman:  
 “Combining Visual And Spatial Appearance For Loop Closure Detection”,  
*Proceedings of the European Conference on Mobile Robotics*  
 September 2005
- [54] K. Ho, P. Newman:  
 “Multiple Map Intersection Detection Using Visual Appearance”,  
*Proceedings of the 3rd International Conference on Computational Intelligence,  
 Robotics and Autonomous Systems*  
 December 2005
- [55] P. Newman, D. Cole, K. Ho:  
 “Outdoor SLAM Using Visual Appearance And Laser Ranging”,  
*Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 06*,  
 pp.1180-1187  
 May 2006
- [56] M. Cummins, P. Newman:  
 “FAB-MAP: Probabilistic Localization And Mapping In The Space Of Appearance”,  
*International Journal of Robotics Research*, Volume 27, Issue 6, pp.647-665  
 June 2008

- [57] H. Andreasson, T. Duckett, A. Lilienthal:  
“Mini-SLAM: Minimalistic Visual SLAM in Large-Scale Environments Based On A New Interpretation Of Image Similarity”,  
*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 07*,  
pp.4096-4101  
April 2007
- [58] H. Andreasson, T. Duckett, A. Lilienthal:  
“A Minimalistic Approach To Appearance-Based Visual SLAM”,  
*IEEE Transactions on Robotics*, Volume 24, Issue 5, pp.991-1001  
October 2008
- [59] M. Milford, G. Wyeth:  
“Featureless Vehicle-Based Visual SLAM With A Consumer Camera”,  
*Proceedings of the 2007 Australasian Conference on Robotics and Automation, ACRA 07*  
December 2007
- [60] E. Remolina, B. Kuipers:  
“Towards A General Theory Of Topological Maps”,  
*Artificial Intelligence*, Volume 152, Issue 1, pp.47-104  
January 2004

# Παράρτημα

## *Τεχνικές Λεπτομέρειες Υλοποίησης*

Στο παρόν Παράρτημα παρουσιάζονται συνοπτικά οι τεχνικές λεπτομέρειες υλοποίησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας, ο υλικοτεχνικός εξοπλισμός και τα εργαλεία λογισμικού που χρησιμοποιήθηκαν.

### ❖ Υλικό

Για τις ανάγκες της παρούσας διπλωματικής εργασίας χρησιμοποιήθηκε φορητός, προσωπικός υπολογιστής HP Compaq Presario με τα εξής χαρακτηριστικά:

- Επεξεργαστής: Intel® Core™ 2 Duo – 2,13 GHz
- Μνήμη (RAM): 3,00 GB
- Τύπος Συστήματος: 32-bit
- Λειτουργικό Σύστημα: Windows Vista™ Home Premium, SP 2

Για τη δημιουργία των συνόλων δεδομένων εισόδου κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκε ψηφιακή φωτογραφική μηχανή Olympus μ750, με ανάλυση 7,1 MegaPixel και δυνατότητα οπτικομαγνητικής καταγραφής με ρυθμό 15 εικόνες ανά δευτερόλεπτο.

### ❖ Λογισμικό

Για τη συγγραφή της παρούσας διπλωματικής εργασίας χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα επεξεργασίας κειμένου και γραφικών OpenOffice.org Writer (Έκδοση 3).

Για το σχεδιασμό και την υλοποίηση της προτεινόμενης μεθοδολογίας χρησιμοποιήθηκαν τα προγραμματιστικά περιβάλλοντα JavaEditor (Έκδοση 9) και IntelliJ IDEA CE (Έκδοση 9).

Η υλοποίηση, αξιολόγηση και παρουσίαση των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, πραγματοποιήθηκε κατά κύριο λόγο με τη γλώσσα προγραμματισμού JAVA (Έκδοση 6) και σε ορισμένες περιπτώσεις με τη βοήθεια της γλώσσας MATLAB (Έκδοση 7). Στην Ενότητα που ακολουθεί παρουσιάζονται συνοπτικά οι κυριότερες κλάσεις που σχεδιάστηκαν καθώς και η λειτουργία της κάθε μίας.

## ❖ Κλάσεις JAVA

### 1. Υλοποίηση αλγορίθμου

**TVS\_Snapshot** Περιλαμβάνει μεθόδους για την αποδόμηση των οπτικομαγνητικών εγγραφών σε ακολουθίες μεμονωμένων εικόνων.

**TVS\_VisualOdometer** Περιλαμβάνει μεθόδους για την εκτίμηση της σχετικής μετατόπισης του ρομποτικού οχήματος μεταξύ διαδοχικών χρονικών στιγμιοτύπων, βάσει οπτικής πληροφορίας (Οπτική Οδομετρία).

**TVS\_Map** Αποτελεί την εσωτερική αναπαράσταση του τοπολογικού χάρτη, ο οποίος αποτελείται από αντικείμενα τύπου *TVS\_Node* (βλέπε παρακάτω) και πληροφορία αναφορικά με τη διασύνδεση αυτών. Επιπροσθέτως, περιλαμβάνει μεθόδους που επιτρέπουν τη δημιουργία, επέκταση και διόρθωση του τοπολογικού χάρτη.

**TVS\_Node** Αποτελεί την εσωτερική αναπαράσταση του κόμβου, δομικού στοιχείου του τοπολογικού χάρτη που κατασκευάζεται σύμφωνα με τις προδιαγραφές της μεθοδολογίας. Αποθηκεύει πληροφορίες, όπως η εκτιμώμενη θέση του κόμβου στο χώρο, ο προσανατολισμός, το πλήθος των επισκέψεων στο συγκεκριμένο κόμβο, ενώ κατά κύριο λόγο αποτελείται από αντικείμενα τύπου *TVS\_Image* (βλέπε παρακάτω). Περιλαμβάνει μεθόδους για τη δημιουργία και την τροποποίηση κόμβου, καθώς επίσης και για τη σύγκριση των παρατηρήσεων που αντιστοιχούν σε δύο κόμβους προκειμένου να καθοριστεί το μέτρο ομοιότητάς τους.

## **TVS\_Image**

Αποτελεί την εσωτερική αναπαράσταση των παρατηρήσεων του ρομπότ. Αποθηκεύει πληροφορίες, όπως το όνομα του κόμβου τον οποίο αντιπροσωπεύει και το πλήθος των επιμέρους τμημάτων από τα οποία αποτελείται, και τα οποία είναι κατ' ουσία αντικείμενα τύπου *TVS\_Segment* (βλέπε παρακάτω). Περιλαμβάνει μεθόδους για τον κατακερματισμό μιας εικόνας σε επιμέρους τμήματα και τη σύγκριση δύο εικόνων προκειμένου να καθοριστεί το μέτρο ομοιότητάς τους.

## **TVS\_Segment**

Αποτελεί την εσωτερική αναπαράσταση των επιμέρους τμημάτων των κατακερματισμένων εικόνων. Αποθηκεύει πληροφορίες, όπως οι διαστάσεις του τμήματος και το αντικείμενο τύπου *TVS\_Histogram* (βλέπε παρακάτω), το οποίο περιγράφει το εκάστοτε τμήμα. Επίσης, περιλαμβάνει μεθόδους για τη διενέργεια σύγκρισης των ιστογραμμάτων δύο διαφορετικών τμημάτων, βάσει ποικίλων κριτηρίων.

## **TVS\_Histogram**

Αποτελεί την εσωτερική αναπαράσταση του ιστογράμματος που αντιστοιχεί σε κάθε επιμέρους τμήμα μιας κατακερματισμένης εικόνας. Αποθηκεύει πληροφορίες, όπως το μέγεθος του δείγματος και τα μονοδιάστατα ιστογράμματα κάθε χρωματικού καναλιού του χρησιμοποιούμενου χρωματικού μοντέλου. Περιλαμβάνει μεθόδους για τη δημιουργία μονοδιάστατων ιστογραμμάτων των καναλιών ποικίλων χρωματικών χώρων, καθώς επίσης και για τη σύγκριση δύο ιστογραμμάτων, σύμφωνα με κάποιο προκαθορισμένο κριτήριο, προκειμένου να καθοριστεί το μέτρο ομοιότητάς τους.

## **TVS\_SLAM**

Αποτελεί τον πυρήνα του αλγορίθμου. Χρησιμοποιεί και συντονίζει όλες τις παραπάνω κλάσεις, προκειμένου να επιλυθεί το πρόβλημα του SLAM. Αποθηκεύει πληροφορίες, όπως το σύνολο δεδομένων εισόδου, η τρέχουσα θέση και προσανατολισμός του ρομπότ και η διαδρομή που έχει διαγραφεί για κάθε δεδομένη χρονική στιγμή. Επιπροσθέτως, περιλαμβάνει μεθόδους για τον έλεγχο της ορθότητας των δεδομένων εισόδου, την αρχικοποίηση της διαδικασίας, την υλοποίηση των μοντέλων κίνησης και

παρατήρησης και την εξαγωγή στατιστικών δεδομένων για την αξιολόγηση των μοντέλων αυτών.

#### **TVS\_Parameters**

Βοηθητική κλάση, η οποία περιέχει όλες τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται από τις υλοποιούμενες κλάσεις. Μέσω αυτής μπορεί κανείς να επηρεάζει τη συμπεριφορά και τα χαρακτηριστικά του αλγορίθμου και χρησιμεύει για τη συγκριτική δοκιμή διαφορετικών τιμών και κριτηρίων.

### 2. Αξιολόγηση και Παρουσίαση αποτελεσμάτων

#### **TVS\_MapDraw**

Εκτελεί τις απαραίτητες ενέργειες, προκειμένου να σχεδιάζεται και να παρουσιάζεται γραφικά σε πραγματικό χρόνο ο τοπολογικός χάρτης που δημιουργείται κατά την πλοήγηση του ρομποτικού οχήματος στο χώρο εργασίας του και η εκτιμώμενη, κάθε στιγμή, θέση του.

#### **TVS\_MapInspector**

Περιλαμβάνει τις απαραίτητες μεθόδους, ώστε να επιτρέπει την εξέταση και αξιολόγηση του κατασκευασμένου τοπολογικού χάρτη. Προσφέρει ποικίλες δυνατότητες, όπως προβολή πληροφοριών κόμβου, προεπισκόπηση κόμβου, προβολή πληροφοριών διαδρομής, γραφική απεικόνιση διαδρομής και σύγκριση κόμβων βάσει των μοντέλων κίνησης και παρατήρησης.

#### **TVS\_ImageEditor**

Παρέχει τη δυνατότητα επεξεργασίας εικόνων για τους σκοπούς της αξιολόγησης διαφόρων κριτηρίων και χρωματικών μοντέλων και της παρουσίασης του προτεινόμενου αλγορίθμου και των αποτελεσμάτων του. Περιλαμβάνει μεθόδους για την εφαρμογή φίλτρων στις εικόνες, τον εντοπισμό ακμών, τη σχεδίαση ιστογραμμάτων σε ποικίλους χρωματικούς χώρους, τον κατακερματισμό σε οποιοδήποτε πλήθος επιμέρους τμημάτων και τη σχεδίαση των αντίστοιχων ιστογραμμάτων, την τροποποίηση του χρωματικού περιεχομένου και άλλα.