

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ & ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ



**Bayesian Probabilistic approach for Operator Intent Inference
in Human-Robot Interaction**

**(Εκτίμηση πρόθεσης χειριστή σε αλληλεπίδραση Ανθρώπου-Robot
μέσω Bayesian λογισμού)**

Διπλωματική Διατριβή

Παναγόπουλος Δημήτριος

Επιβλέπων Καθηγητής: Νικολάου Γρηγόριος

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2020

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στο πεδίο εφαρμογής της παρούσας εργασίας βρίσκεται η προσπάθεια εξέλιξης του ήδη υπάρχοντος συστήματος ελέγχου, ονόματι Mixed-Initiative (MI), όπως αυτό έχει σχεδιαστεί και υλοποιηθεί στο κέντρο ερευνών Extreme Robotics Lab του Πανεπιστημίου του Birmingham. Ο ελεγκτής MI αναφέρεται στη διομότιμη (peer-to-peer) συνεργασία μεταξύ του χειριστή και του ρομπότ όσον αφορά την εξουσία που πρέπει να παρθεί για να ξεκινήσουν οι κατάλληλες ενέργειες και εναλλαγές στα επίπεδα αυτονομίας (Level(s) of Autonomy – LOA). Τα επίπεδα αυτονομίας (LOA) κυμαίνονται από καθαρό τηλεχειρισμό (ο άνθρωπος χειριστής έχει τον απόλυτο έλεγχο των κινήσεων του robot) μέχρι πλήρη αυτονομία (το ρομπότ έχει τον έλεγχο κάθε επιδεξιότητας) προσδιορίζοντας έτσι τη μεταβλητή αυτονομία (Variable Autonomy), η οποία αναφέρεται στην προσέγγιση ενσωμάτωσης πολλών διαφορετικών επιπέδων αυτόνομων δυνατοτήτων (LOA).

Σκοπός της μελέτης είναι η αποτύπωση βελτιωτικών μέσων/εργαλείων και συγκεκριμένα η προσθήκη ενός αλγορίθμου μαθηματικής εκτίμησης που προσδιορίζει την πρόθεση ενός ανθρώπου χειριστή στα πλαίσια της συνεργασίας μεταξύ του ιδίου και του αυτοκινούμενου ρομπότ που χειρίζεται εξ' αποστάσεως. Το πρώτο ζήτημα που αναπτύσσεται είναι η σχεδίαση ενός τέτοιου αλγορίθμου εκτίμησης, ο οποίος θα έχει την ικανότητα να εξάγει συμπεράσματα για την κρίση/επιθυμία του χειριστή συγκεντρώνοντας πληροφορίες από το περιβάλλον μέσα στο οποίο κινείται το ρομπότ. Αφού οι πληροφορίες συλλεχθούν, σε επόμενο στάδιο εισάγονται/προσκολλούν στο συνολικό σύστημα ελέγχου MI παρέχοντάς του τη δυνατότητα εξάλειψης σφαλμάτων και ταυτόχρονα καλύτερης επίδοσης.

Λέξεις Κλειδιά: Αλληλεπίδραση Ανθρώπου-Ρομπότ, ελεγκτής Mixed-Initiative (MI), κανόνας Bayes, πρόθεση χειριστή, ROS, Gazebo

Abstract

The scope of this work is to enhance an existing control system called Mixed-Initiative (MI), as designed and implemented in Extreme Robotics Lab (ERL) research center at the University of Birmingham. The MI controller refers to the peer-to-peer cooperation between the human operator and the robot regarding the authority that must be taken for the appropriate actions (switching) on the Level(s) of Autonomy (LOA) to be initiated. LOA can range from pure teleoperation (the human operator has complete control over the robot's movement) to complete autonomy (the robot controls the process of navigation), defining the Variable Autonomy, which refers to the approach of integrating many different LOA.

The purpose of this study is to describe improvements or tools and in particular the addition of a mathematical estimation algorithm that infers the intention of a human operator in the context of cooperation between himself/herself and the robot itself. The aim is the design of such an estimation algorithm which will have the ability to predict the operator's judgement/desire by gathering information from the environment in which the robot moves. Once the information is collected, it is introduced/attached to the overall MI control system allowing to eliminate errors and to inform the policies for providing a better performance.

Keywords: Human-Robot Interaction (HRI), Mixed-Initiative (MI) controller, Bayes' Rule, operator intent inference, ROS, Gazebo

Ευχαριστίες

Κατά κύριο λόγο, οφείλω να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου από το Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, κ. Νικολάου Γρηγόρη που μου έδωσε την ευκαιρία να συνεργαστώ μαζί του. Ιδιαίτερες ευχαριστίες αποδίδονται στον κ. Χίου Μανώλη για τη συνεργασία και την ανάπτυξη σχέσης αμοιβαίας βοήθειας και υποστήριξης μαζί του, κατά την πρακτική μου άσκηση στο University of Birmingham, όπου και εμπνευστήκαμε το θέμα που θεωρήθηκε αναγκαίο να προβληθεί ως επιστημονική έρευνα. Κυρίως, για την αρωγή και καθοδήγησή του καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας.

Τέλος, θα ήταν παράλειψη να μη μνημονεύσω τον συμφοιτητή/συνάδελφο/συνεργάτη Πετουσάκη Ιωάννη για την ανταλλαγή απόψεων, τον καταιγισμό ιδεών του προερχόμενες από τις συζητήσεις μας και για την γενικότερη συμβολή του στην πειραματική υλοποίηση του έργου.

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ (1^η ή 2^η σελίδα)

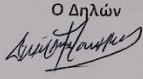
ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο/Η κάτωθι υπογεγραμμένος/α ΓΙΑΝΝΙΣ ΠΟΛΙΩΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ του ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΥ, φοιτητής του Τμήματος Μηχανικής Βιομηχανικής Σχεδιαστικής και Παραγωγής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής πριν αναλάβω την εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας μου δηλώνω ότι ενημερώθηκα για τα παρακάτω:

«Η Πτυχιακή Εργασία (ΠΕ) αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο του συγγραφέα όσο και του Ιδρύματος και θα πρέπει να έχει μοναδικό χαρακτήρα και πρωτότυπο περιεχόμενο.

Απαγορεύεται αυστηρά οποιοδήποτε κομμάτι κειμένου της να εμφανίζεται αυτούσιο ή μεταφρασμένο από κάποια άλλη δημοσιευμένη πηγή. Κάθε τέτοια πράξη αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και εγείρει θέμα Ηθικής Τάξης για τα πνευματικά δικαιώματα του άλλου συγγραφέα. Αποκλειστικός υπεύθυνος είναι ο συγγραφέας της Π.Ε. Οποίος φέρει και την ευθύνη των συνεπειών ποινικών και άλλων, αυτής της πράξης.

Πέραν των όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα σε περίπτωση που το ίδρυμα του έχει απονείμει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφασή της, μετά από αίτηση του ενδιαφερόμενου, του αναθέτει εκ νέου την εκπόνηση Π.Ε. με άλλο θέμα και διαφορετικό επιβλέποντα καθηγητή. Η εκπόνηση της εν λόγω Π.Ε. πρέπει να ολοκληρωθεί εντός τουλάχιστον ενός ημερολογιακού έτη από την ημερομηνία ανάθεσής της.

Ο Δηλών


Ημερομηνία
09/10/2020

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΛΙΣΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ	6
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	7
1.1 Γενική Ανασκόπηση	7
1.2 Ιδέα	8
1.3 Δομή Εργασίας.....	9
2. ΣΧΕΤΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ	11
2.1 Αλληλεπίδραση Ανθρώπου – Robot (Human – Robot Interaction)	11
2.2 Mixed-Initiative (MI) σύστημα ελέγχου	11
2.3 Ανθρώπινη πρόθεση (Human intent).....	13
3. MIXED-INITIATIVE (MI) ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΛΕΓΧΟΥ	15
3.1 Γενικές πληροφορίες	15
3.2 Δομή	16
3.3 Συμπέρασμα	25
4. ΘΕΩΡΗΜΑ BAYES	26
4.1 Ιστορική Αναδρομή	26
4.2 Στατιστική κατά Bayes	27
4.3 Φιλτράρισμα κατά Bayes	29
5. ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΠΡΟΘΕΣΗΣ ΜΕΣΩ ΤΟΥ ΚΑΝΟΝΑ BAYES	33
5.1 Διατύπωση προβλήματος κα σενάριο εφαρμογής.....	33
5.2 Μαθηματική μοντελοποίηση της εκτίμησης.....	34
5.2.1 Μοντέλο παρατήρησης (Observation model).....	35
5.2.2 Μοντέλο μετάβασης (Transition model).....	37
5.2.3 Μοντέλο βασισμένο στο click (click-based model).....	38
5.2.4 Bayesian εκτίμηση πρόθεσης	40
6. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ	43
6.1 Πειραματικός εξοπλισμός	43
6.2 Σενάρια πειράματος και διαδικασία	45
6.3 Αποτελέσματα	49
6.4 Συζήτηση	51
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ	54
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – ΑΝΑΦΟΡΕΣ - ΠΗΓΕΣ	55
Βιβλιογραφία.....	55

ΛΙΣΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 3. 1 : Μπλοκ διάγραμμα του συστήματος ΜΙ.....	17
Εικόνα 3. 2 : Συναρτήσεις συμμετοχής (Membership functions) για τη γλωσσική μεταβλητή εισόδου «error».....	22
Εικόνα 3. 3 : Συναρτήσεις συμμετοχής (Membership functions) για τη γλωσσική μεταβλητή εισόδου «speed»	23
Εικόνα 3. 4: Συναρτήσεις συμμετοχής για τις γλωσσικές μεταβλητές εισόδου «σφάλμα» και «ταχύτητα» («error» και «speed»)	24
Εικόνα 3. 5 : Σύνολο/Βάση κανόνων ασαφούς ελεγκτή	25
Εικόνα 4. 1 : Thomas Bayes (1702-1761).....	26
Εικόνα 4. 2 : Ισχυρισμός κατά Μarkov, δηλαδή ότι το μέλλον, δεδομένου του παρόντος, δεν εξαρτάται από το παρελθόν.....	32
Εικόνα 5. 1 : Αποτύπωση του «click μοντέλου» ως γραμμικά φθίνουσα εξίσωση με ρυθμό $R = \lambda - tBw$	40
Εικόνα 5. 2 : Συνοπτικά βήματα του αλγορίθμου εκτίμησης πρόθεσης μέσω Bayesian λογισμού	42
Εικόνα 6. 1 : Μονάδα ελέγχου χειριστή – OCU (Operator Control Unit)	44
Εικόνα 6. 2 : Αλληλεπίδραση ανθρώπου χειριστή με το προσομοιωμένο ρομπότ μέσω του GUI (Graphical User Interface)	45
Εικόνα 6. 3 : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 1	46
Εικόνα 6. 4 : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 2.....	47
Εικόνα 6. 5 : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 3.....	47
Εικόνα 6. 6 : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 4.....	48
Εικόνα 6. 7 : Πειραματικά αποτελέσματα	51

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Γενική Ανασκόπηση

Η ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας, στη σημερινή εποχή, έχει επιφέρει αλλαγές στο συγκλίνον πεδίο της ρομποτικής με την τεχνητή νοημοσύνη. Η ισχυρή, τούτη, πραγματικότητα έχει ως αποτέλεσμα την τάση για δημιουργία ρομποτικών συστημάτων που είναι ικανά να φέρουν δυνατότητες γνώσης/σκέψης παρόμοιες με εκείνες των ανθρώπων.

Η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται στο σύνολο των ρομποτικών οχημάτων που χρησιμοποιούνται για απαιτητικές και κρίσιμες εργασίες, όπως αναζήτηση και διάσωση (search and rescue), επιθεώρηση επικίνδυνων περιβαλλόντων (hazardous environments inspection). Τέτοιου είδους συστήματα οφείλουν κατά κύριο λόγο την ύπαρξή τους στη συνεργασία με ειδικούς ανθρώπους χειριστές που είναι κατάλληλα εκπαιδευμένοι. Στην περίπτωση των ανθρωπίνων ομάδων (π.χ. σε αθλήματα, σε συνεργατικά καθήκοντα, σε επιχειρήσεις αναζήτησης και διάσωσης) η επικοινωνία και η εξαγωγή της πρόθεσης (intent) του κάθε μέλους που παρίσταται είναι ζωτικής σημασίας για τη συνολική απόδοση της ομάδας. Λαμβάνοντας υπόψη την πρόθεση όλων, διασφαλίζεται ότι τα μέλη της ομάδας αποδίδουν με έναν συμπληρωματικό τρόπο προς έναν κοινό στόχο. Ομοίως με τις ανθρώπινες ομάδες, οι ρομποτικές τεχνολογίες απαιτούν όλο και περισσότερο τη συνεργασία και την αλληλεπίδραση μεταξύ ανθρώπων (π.χ. χειριστές ρομπότ) και ρομπότ για την εκτέλεση εργασιών ομαδικά.

Ενώ τα ανθρώπινα όντα είναι σε θέση να αντιλαμβάνονται την πρόθεση άλλων ανθρώπων, τα ρομπότ δεν δύνανται να κατανοούν και να έχουν επίγνωση της κρίσης άλλων. Οι ομάδες Ανθρώπων – Robot, όπως και στην παραδοσιακή ανθρώπινη συνεργασία, απαιτούν την ικανότητα της διάκρισης της πρόθεσης καθενός από τα συγκαταλεγόμενα μέλη που προτίθενται να συνεργαστούν και να ενεργήσουν ως μονάδα. Ένα επιτυχημένο συλλογικό έργο εξαρτάται από την ικανότητα εξαγωγής συμπερασμάτων και της προσαρμογής του καθενός σε αυτό. Επομένως, η εισαγωγή της δεξιότητας αυτής στα ρομποτικά συστήματα είναι απαραίτητη για την επίτευξη της βέλτιστης απόδοσης της ομάδας.

Η εργασία επικεντρώνεται στις ομάδες Ανθρώπων – Robot όπου τα ρομποτικά συστήματα ελέγχονται εξ' αποστάσεως και χρησιμοποιούνται για επιχειρήσεις αναζήτησης και διάσωσης (search and rescue), επιθεώρησης επικίνδυνων περιβαλλόντων (hazardous environments inspection), όπως αναφέρθηκε παραπάνω. Τέτοια συστήματα είναι εξοπλισμένα με διάφορες αυτόνομες δυνατότητες ώστε να βοηθούν ενεργά και να συνεργάζονται με τους ανθρώπους χειριστές. Ως εκ τούτου, είναι σημαντικό για την τεχνητή νοημοσύνη του ρομπότ να έχει την αίσθηση του τι προσπαθεί να πετύχει ο άνθρωπος χειριστής ή ποιος είναι ο στόχος του. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την ενημέρωση των πολιτικών ενός συστήματος για καλύτερη χρήση των αυτόνομων δυνατοτήτων του. Το τελευταίο ισχύει, ιδιαίτερα, για ρομποτικά

συστήματα μεταβλητής αυτονομίας (VA-Variable Autonomy), όπως τα συστήματα μικτής πρωτοβουλίας (MI-Mixed Initiative), τα οποία μπορούν να επωφεληθούν σε μεγάλο βαθμό από τη δυνατότητα εξαγωγής εκτιμήσεως της πρόθεσης του ανθρώπου χειριστή [1].

Στα ρομποτικά συστήματα, λοιπόν, μικτής πρωτοβουλίας (MI), που μελετώνται εδώ, το ρομπότ (πράκτορας τεχνητής νοημοσύνης – AI agent) μπορεί να ρυθμίσει το επίπεδο αυτονομίας του (LOA). Αυτού του είδους η βοηθητική συνεργασία επιτρέπει στο ρομπότ να ελέγχει την πλοήγηση σε μια περιοχή, κατά τη διάρκεια που ο άνθρωπος χειριστής παρακολουθεί το ανατροφοδοτούμενο βίντεο για πιθανούς κινδύνους και θύματα σε εκείνη την περιοχή. Η πρόσφατη βιβλιογραφία [2], ωστόσο, εντόπισε τη σύγκρουση για έλεγχο (conflict for control) μεταξύ του ρομπότ και του ανθρώπου χειριστή ως σημαντική πρόκληση στο πεδίο των συστημάτων MI. Συνήθως, η σύγκρουση για έλεγχο (conflict for control) προκύπτει όταν το ρομπότ και ο χειριστής παρακάμπτονται συνεχώς μεταξύ τους. Για παράδειγμα, και οι δύο πράκτορες (π.χ. χειριστής και ρομπότ) ενδέχεται να καταλήξουν να εναλλάσσονται μεταξύ διαφορετικών LOA σε μια κατάσταση στην οποία ο χειριστής θέλει να εξερευνήσει μια περιοχή ελεύθερα και αυτοβούλως να κάνει έναν ελιγμό έκτακτης ανάγκης (teleoperated navigation), αλλά το ρομπότ το αντιλαμβάνεται ως υποβάθμιση της απόδοσης και παίρνει τον έλεγχο με αυτόνομη πλοήγηση (autonomous navigation).

1.2 Ιδέα

Αυτή η εργασία εισάγει σενάρια που καλύπτουν ποικίλες καταστάσεις και στοχεύει στο να συμπεράνει τον επιδιωκόμενο στόχο πλοήγησης του χειριστή τηλεχειριζόμενος το ρομπότ. Μια προσέγγιση Bayesian λογισμού υιοθετείται για να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της πρόθεσης του ανθρώπου χειριστή. Η προτεινόμενη δομή εξαγωγής συμπερασμάτων χρησιμοποιείται για να υπολογίσει αποτελεσματικά μια κατανομή πιθανοτήτων βάσει όλων των πιθανών στόχων που έχει θέσει ο χειριστής και να αξιολογήσει την ικανότητα του ρομπότ να τους προβλέψει. Η υιοθέτηση του Bayesian λογισμού επιτρέπει την αβεβαιότητα/στοχαστικότητα να ληφθεί υπόψη μέσω της συγχώνευσης πληροφοριών/παρατηρήσεων που προέρχονται από το περιβάλλον. Η προσέγγιση σε αυτή τη μελέτη εφαρμόζεται λαμβάνοντας υπόψη το σενάριο απομακρυσμένης επιθεώρησης για ρομπότ με πολλαπλούς πιθανούς στόχους πλοήγησης και ποικιλία διατάξεων του χώρου. Δεδομένου ότι το εν λόγω μοντέλο αποδεικνύεται αποτελεσματικό, επιτρέπει αυτόματα στο ρομπότ να διακρίνει τον επιδιωκόμενο στόχο του χειριστή και να ενημερώσει αναλόγως τις πολιτικές υποστήριξης του ελεγκτή MI. Τούτη η ικανότητα, τελικά, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί τόσο για την ενίσχυση της Αλληλεπίδρασης Ανθρώπου – Robot (Human – Robot Interaction HRI) όσο και για την γενική ενημέρωση των πολιτικών των συστημάτων ελέγχου MI. Αυτή η έρευνα συνεισφέρει σε τρία επίπεδα:

1. Η εφαρμοζόμενη μέθοδος εξετάζει πολλαπλές πηγές παρατήρησης (observation sources) με σταθμισμένο/ζυγισμένο τρόπο, δηλαδή κατά πόσο θα λαμβάνεται υπόψη κάθε πηγή παρατήρησης σε σχέση με τις υπόλοιπες, με σκοπό τη βελτίωση της ικανότητας του ρομπότ να “αισθάνεται”-αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του.
2. Η εφαρμογή μιας προαιρετικής (δεν απαιτείται από το σύστημα να λειτουργεί συνεχώς) μεθόδου που επιτρέπει στους ανθρώπους χειριστές να επικοινωνούν ασύγχρονα και ευκαιριακά σαφείς πληροφορίες σχετικά με την πρόθεσή τους στο ρομπότ.
3. Η αποτύπωση μιας νέας αντίληψης για τον τρόπο με τον οποίο μπορεί να πραγματοποιηθεί η συγχώνευση παρόμοιων στοιχείων πριν την ενσωμάτωσή τους στον Bayesian αλγόριθμο.

Συνολικά, αυτές οι συνεισφορές οδηγούν σε ένα πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης για την εκτίμηση πρόθεσης που αποτυπώνεται ως η ευελιξία του να προσαρμόζεται σε διαφορετικά σενάρια καθώς παρέχει εύκολη τροποποίηση των βαρών (weights) κάθε πηγής παρατήρησης.

1.3 Δομή Εργασίας

Το Κεφάλαιο 2 περιγράφει τα σημαντικότερα στοιχεία που θα πρέπει να ληφθούν υπόψη ώστε ο αναγνώστης να έχει επίγνωση για το τι πραγματεύεται αυτή η εργασία. Παρουσιάζονται λεπτομερειακά οι ορισμοί και οι ερμηνείες που επικρατούν σε καθένα από τα στοιχεία αυτά. Επιπλέον, εξετάζεται η σχετική βιβλιογραφία και τα κενά σημεία στα οποία η παρούσα μελέτη παρέχει συνεισφορές.

Το Κεφάλαιο 3, απεικονίζει την ανάλυση του MI (Mixed Initiative) συστήματος ελέγχου. Πρόκειται για μια εκτενή περιγραφή ως προς τον τρόπο σχεδιασμού και υλοποίησής του. Παρουσιάζεται η διαδικασία που ακολουθείται, ώστε να εξαχθεί το μοντέλο του συστήματος ενώ παράλληλα δίνονται σημαντικές πληροφορίες για τη δομή Ασαφούς Λογικής (Fuzzy Logic) που ενσωματώνει.

Στο Κεφάλαιο 4, γίνεται λόγος στα χαρακτηριστικά και στη φιλοσοφία της στατιστικής συμπερασματολογίας βασισμένη στο λογισμό του Bayes. Παρατίθεται το θεώρημα του Bayes και ο κανόνας που απορρέει από αυτό. Επιπλέον, αναφέρεται το αναδρομικό πλαίσιο και εξηγείται η λειτουργία του.

Στο Κεφάλαιο 5, αφού έχουν οριστεί όλα τα απαραίτητα θεωρητικά μαθηματικά στοιχεία, διατυπώνεται το πρόβλημα που ερευνάται στη συγκεκριμένη μελέτη. Γίνεται ανάλυση του αναδρομικού Bayesian πλαισίου, το οποίο χρησιμοποιείται για την εύρεση της ζητήματος της πρόθεσης του χειριστή.

Στο Κεφάλαιο 6, δίνεται η απεικόνιση του μοντέλου στο περιβάλλον εξομοίωσης του ROS όπου και εξομοιώθηκε. Προβάλλονται τα διαφορετικά σενάρια εντός των οποίων

λαμβάνει υπόσταση ο αλγόριθμος και τελικά αναπαρίστανται τα πειραματικά αποτελέσματα και οι αξιολογήσεις.

2. ΣΧΕΤΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ

Εξαιτίας της διεπιστημονικότητας που παρουσιάζει η εργασία, αυτό το κεφάλαιο εστιάζει στην παροχή των απαραίτητων βασικών γνώσεων αναλύοντας ταυτόχρονα και τη σχετική βιβλιογραφία επί των στοιχείων που αναφέρονται και είναι χρήσιμα για την διεκπεραίωση της μελέτης.

2.1 Αλληλεπίδραση Ανθρώπου – Robot (Human – Robot Interaction)

Οι μελέτες στον τομέα της Αλληλεπίδρασης Ανθρώπου-Robot (HRI) παρέχουν μια πολύτιμη εικόνα για την αντιμετώπιση προβλημάτων και τον σχεδιασμό ρομποτικών συστημάτων στα οποία ο άνθρωπος αναμένεται να αλληλεπιδράσει σε κάποιο επίπεδο με το ρομπότ, όπως στην περίπτωση των τηλεχειριζόμενων ρομπότ και του μεταβλητού ελέγχου αυτονομίας (variable autonomy). Πρόκειται για έναν διεπιστημονικό τομέα μελέτης που σύμφωνα με [3] είναι αφιερωμένος στην κατανόηση, το σχεδιασμό και την αξιολόγηση ρομποτικών συστημάτων για χρήση από ή με ανθρώπους. Ο τηλεχειρισμός (ή τηλελειτουργία) και ο έλεγχος μεταβλητής αυτονομίας ανήκουν στην κατηγορία του απομακρυσμένου HRI, καθώς ο άνθρωπος χειριστής και το ρομπότ δε βρίσκονται στην ίδια τοποθεσία αλλά αλληλεπιδρούν από απόσταση. Ο τύπος αλληλεπίδρασης εξαρτάται από το επίπεδο αυτονομίας (LOA-Level Of Autonomy) που χρησιμοποιείται. Μπορεί να ποικίλει από άμεσες εντολές στην περίπτωση του καθαρού τηλεχειρισμού, σε έναν υψηλότερο που είναι η εξελιγμένη αυτονομία. Στο τελευταίο, ο άνθρωπος παρέχει εντολές υψηλού επιπέδου με τη μορφή στόχων (ο χειριστής διαλέγει ένα σημείο-στόχο στον χάρτη και το click-άρει μέσω κατάλληλου λογισμικού διεπαφής) ή το ρομπότ αναλαμβάνει την πρωτοβουλία να εκτελέσει μια εργασία ενημερώνοντας τον άνθρωπο χειριστή.

2.2 Mixed-Initiative (MI) σύστημα ελέγχου

Στην έρευνα που μελετάται εδώ το ενδιαφέρον εστιάζεται στα ρομποτικά συστήματα μικτής πρωτοβουλίας (MI). Υπενθυμίζεται ότι γι' αυτό το έργο, για τη ρομποτική και για την τεχνητή νοημοσύνη μια πολύ σημαντική ιδέα είναι αυτή του επιπέδου αυτονομίας (LOA), δηλαδή ο βαθμός στον οποίο το ρομπότ ή οποιοσδήποτε τεχνητός παράγοντας παίρνει τις δικές του αποφάσεις και ενεργεί αυτόνομα. Μπορεί να ποικίλει από το επίπεδο καθαρού τηλεχειρισμού (ο άνθρωπος έχει τον πλήρη έλεγχο του ρομπότ) μέχρι το επίπεδο της πλήρους αυτονομίας (το ρομπότ έχει τον έλεγχο κάθε

λειτουργίας του). Συνεπώς, τα πιο διαδεδομένα και χρησιμοποιούμενα επίπεδα αυτονομίας στο συγκεκριμένο σύστημα ΜΙ αποτυπώνονται σε δύο μορφές :

- a) Mode 1 → τηλεχειρισμός (teleoperation)
- b) Mode 2 → αυτονομία (autonomy)

Το θεμελιώδες πρόβλημα του ΜΙ στα πλαίσια αυτής της έρευνας είναι η εναλλαγή του LOA και από τις δύο πλευρές (είτε από την πλευρά του ανθρώπου χειριστή είτε από αυτή του ρομπότ) προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση του συστήματος όταν κάποιος παράγοντας την υποβαθμίζει. Το ρομπότ, εννοώντας το υλικό, μπορεί να θεωρηθεί ως πόρος με δύο διαφορετικούς πράκτορες (agents): έναν ανθρώπινο πράκτορα (χειριστή) και έναν τεχνητό (το αυτόνομο σύστημα ελέγχου του ρομπότ ή αλλιώς ο ελεγκτής του). Σε οποιαδήποτε δεδομένη στιγμή, το σύστημα ελέγχου μικτής πρωτοβουλίας (MI) θεωρεί ότι ο έλεγχος του ρομπότ, θα πρέπει να παρθεί από τον πιο ικανό πράκτορα. Ως εκ τούτου, ιδιαίτερη σημασία θα πρέπει να δοθεί στην ικανότητα της ορθής διάγνωσης για την αλλαγή του LOA. Η βιβλιογραφία [2] αναφέρει ότι ο κυριότερος παράγοντας για την αλλαγή του LOA είναι η μειωμένη απόδοση στη συνολική επίδοση του συστήματος. Με απλά λόγια, κατά τη διάρκεια μιας εκτελούμενης επιχείρησης διάσωσης ο χειριστής έχοντας τον έλεγχο (teleoperation) του ρομπότ και κινούμενος προς τον τελικό στόχο, κάποια χρονική στιγμή, αποκλίνει από το προκαθορισμένο βέλτιστο μονοπάτι. Δεδομένου αυτής της απόκλισης και του ρυθμού που αυτή επιτυγχάνεται ο ελεγκτής συμπεραίνει ότι ο χειριστής βρίσκεται σε “δύσκολη/ανεπιθύμητη” κατάσταση (π.χ. υψηλός φόρτος εργασίας, ψυχολογική ένταση, σωματική κόπωση) και τελικά ο τεχνητός πράκτορας του παίρνει τον έλεγχο.

Η προαναφερθείσα δομή του συστήματος ΜΙ εφαρμόζεται επιτυχώς έως σήμερα σε επιχειρήσεις που απαιτούν από τους δύο πράκτορες (χειριστή και ρομπότ) να αλληλεπιδρούν. Ωστόσο, στην περιγραφή που αναφέρθηκε παραπάνω δεν αποτυπώνεται το σπουδαιότερο ερώτημα που αντικατοπτρίζεται ως η κύρια δυσκολία/πρόκληση που οφείλει να υπερπηδηθεί. Το ερώτημα, λοιπόν, που γεννιέται είναι το εξής : Ποια θα είναι η απόκριση του συστήματος όταν ο άνθρωπος χειριστής επιλέξει αυτοβούλως να αποκλίνει από το προκαθορισμένο μονοπάτι ώστε να εξερευνήσει μία περιοχή που δεν ήταν στα αρχικά πλαίσια της εξερεύνησης? Η μοναδική απάντηση που μπορεί να δοθεί επί του παρόντος είναι ότι ο ελεγκτής, βάσει της κατασκευής του, θα ακολουθήσει την ίδια ακολουθία εξαγωγής συμπεράσματος οδηγώντας τον χειριστή στο να χάσει, λανθασμένα πλέον, τον έλεγχο από τον τεχνητό πράκτορα. Συνεπώς, βασικός στόχος της υπόλοιπης μελέτης είναι η αναθεώρηση της λειτουργικότητας του συστήματος ΜΙ και η προσθήκη ενός βοηθητικού εργαλείου που θα καταφέρει να εξαλείψει το συγκεκριμένο πρόβλημα σύγκρουσης (conflict for control) μεταξύ επιθυμίας χειριστή και λανθασμένης αντίληψης του τεχνητού πράκτορα.

2.3 Ανθρώπινη πρόθεση (Human intent)

Η εκτίμηση ή η αναγνώριση της ανθρώπινης πρόθεσης είναι ένα ουσιαστικό βήμα για την κατανόηση των ανθρώπινων ενεργειών και ως εκ τούτου είναι σημαντικό για την πραγματοποίηση μιας αποτελεσματικής Αλληλεπίδρασης Ανθρώπου-Robot (HRI) [4]. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, το ενδιαφέρον έγκειται στην εκτίμηση του στόχου στον οποίον επιθυμεί να μεταβεί ο άνθρωπος χειριστής χειριζόμενος εξ' αποστάσεως το ρομπότ. Η συνολική προσπάθεια αποσκοπεί στη βελτίωση της απόδοσης του συστήματος και της συνεργασίας.

Στην έρευνα του Goodrich [3], αποτυπώνεται ότι για να γίνει η συνεργασία μεταξύ ανθρώπου-ρομπότ πιο ισχυρή (μέσω της αντίληψης, του περιβάλλοντος και των ενεργειών των χειριστών) οι έμμεσες (implicit) πληροφορίες θα πρέπει να χρησιμοποιούνται έναντι της ρητής (explicit) επικοινωνίας από τον χρήστη. Τυπικές εφαρμογές στον τομέα της “φυσικής” (δηλαδή το ρομπότ βρίσκεται στον ίδιο χώρο με τον άνθρωπο) Αλληλεπίδρασης Ανθρώπου-Robot (HRI) περιλαμβάνουν την εκτίμηση της πρόθεσης όσον αφορά την ανθρώπινη κίνηση για την αποφυγή πιθανών συγκρούσεων [5] ή/και την πρόβλεψη του αντικειμένου που ο άνθρωπος θέλει να αλληλεπιδράσει φυσικά [6].

Στον απομακρυσμένο έλεγχο (teleoperation) κινητών ρομπότ έχουν χρησιμοποιηθεί αρκετές προσεγγίσεις (βάσει νόμων πιθανοτήτων) σε καταστάσεις στις οποίες ο στόχος πλοήγησης (navigational goal) που ο χειριστής σκοπεύει να μεταβεί δεν είναι γνωστός στον τεχνητή νόηση του ρομπότ [7]. Ορισμένες μέθοδοι εξαγωγής συμπεράσματος σχετικά με την πρόθεση χρησιμοποιούνται για την παροχή βοήθειας στην πλοήγηση (π.χ. ρομποτικό αναπηρικό αμαξίδιο) λαμβάνοντας υπόψη την αβεβαιότητα της πρόθεσης του χρήστη. Χρησιμοποιώντας αυτές τις μεθόδους, μπορεί να ληφθούν υπόψη οι εντολές που έχουν δοθεί από τον χρήστη σε συνδυασμό με πληροφορίες σχετικά με το περιβάλλον, ώστε να εκτιμηθεί η πρόθεσή του. Σε μια πάλι προσέγγιση του ίδιου προβλήματος [8] προτείνεται μια εκτίμηση της πρόθεσης του ανθρώπου χρήστη που περιγράφεται από τις τελικές ταχύτητες που αναπτύσσει η ρομποτική κατασκευή σε μία ορισμένη τελική στάση χρησιμοποιώντας τον κανόνα του Bayes. Οι αλγοριθμικές δομές που παρουσιάζονται στις έρευνες [8] και [9] συνδυάζουν τις τρέχουσες και τις προηγούμενες πληροφορίες που συγκεντρώθηκαν από τις εντολές (input commands) του χρήστη με ένα μοντέλο της οδηγικής συμπεριφοράς του και ορισμένων ιδιοτήτων του περιβάλλοντος με σκοπό να συνάγουν μια πιθανή εκτίμηση της πρόθεσης του χειριστή.

Ενώ οι παραπάνω μέθοδοι χρησιμοποιούν Bayesian εκτίμηση και υποστηρίζουν ότι ένα πιθανοτικό αλγοριθμικό πλαίσιο μπορεί να λάβει υπόψη τα ειδικά χαρακτηριστικά του χρήστη, άλλα παρεμφερή έργα έχουν επικεντρωθεί σε παρεμφερείς τεχνικές βελτιστοποίησης [10] [11]. Αυτές οι τεχνικές έχουν υιοθετηθεί για τον υπολογισμό διαφορετικών πολιτικών που ορίζουν δράσεις για κάθε πιθανή κατάσταση του περιβάλλοντος. Αν και αυτή η προσέγγιση παράγει πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα, περιέχει πλήθος απαιτητικών ζητημάτων που οδηγούν σε αυξημένη πρόκληση της μεθόδου (όπως επιλογή συνάρτησης ανταμοιβής). Επίσης, κατά τον διαμοιρασμό ελέγχου (control sharing) η διαμόρφωση και η αντιμετώπιση του προβλήματος ελέγχου

του ρομποτικού αναπηρικού αμαξιδίου ως POMDP (Partially Observable Markov Decision Process) παρουσιάζεται στα [12] [13].

Στην ερευνητική εργασία [14] οι συγγραφείς προτείνουν μια online μέθοδο για την εκμάθηση μοτίβων κίνησης από τις παρατηρήσεις και τη χρήση τους για την πρόβλεψη του συγκεκριμένου μελλοντικού στόχου (δηλαδή προσέγγιση “μάθηση και πρόβλεψη”) χρησιμοποιώντας Hidden Markov Models (HMM). Ομοίως, άλλοι ερευνητές [15] ακολουθούν μια προσέγγιση HMM που προτείνει μια μεθοδολογία μοντελοποίησης για την αναγνώριση και την πρόβλεψη ανθρώπινων συμπεριφορών όπου διαφορετικά μοντέλα δυναμικής υιοθετούνται στις αντίστοιχες συμπεριφορές. Αυτή η προσέγγιση τούς επιτρέπει να ταξινομήσουν με ακρίβεια την προβλεπόμενη ενέργεια του οδηγού, αναλύοντας την ανθρώπινη συμπεριφορά μέσω βίντεο.

Η εκτίμηση της επιθυμητής δράσης του χειριστή έχει, επίσης, διερευνηθεί στον τομέα της τηλελειτουργίας για εργασίες με ρομποτικούς βραχίονες (manipulation tasks). Σε αυτό το πλαίσιο η επιθυμητή ενέργεια δηλώνει συνήθως το συγκεκριμένο αντικείμενο που ο άνθρωπος θέλει να χειριστεί. Μια κοινή προσέγγιση είναι η χρήση στιγμιαίων παρατηρήσεων (π.χ. απόσταση από στόχο, εντολές χειριστή) για την αξιολόγηση της εμπιστοσύνης στην υποτιθέμενη πρόθεση του ανθρώπου χειριστή [16] [17] [18]. Στο [19] γίνεται η εισαγωγή μιας μεθόδου πρόβλεψης στόχου σε ρομποτικό βραχίονα που παίζει ring-pong και ταυτόχρονα η αναγνώριση δράσεων/κινήσεων του ρομποτικού ανθρωποειδούς. Ο βοηθητικός διαμοιρασμένος έλεγχος (assistive shared control) έχει βελτιωθεί με τη χρήση μεθόδων POMDP για την πρόβλεψη των στόχων του χρήστη, χρησιμοποιώντας προηγούμενη (prior) κατανόηση του τρόπου με τον οποίο συμπεριφέρονται οι άνθρωποι καθώς έχουν υπό τον έλεγχό τους ένα ρομπότ [4] [20] [21]. Επιπλέον, ορισμένες προσεγγίσεις προτείνουν τη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς του ανθρώπου χρήστη για εκτίμηση προθέσεων αναλύοντας τα φυσικά χαρακτηριστικά τους, όπως η κίνηση του βλέμματος [22] [23]. Η πλειοψηφία των μελετών αυτών σχετίζονται με το παρόν έργο υπό την έννοια ότι περιλαμβάνουν την πρόθεση του ανθρώπου είτε σε μια εργασία πλοήγησης κινούμενου ρομπότ είτε σε λειτουργία ρομποτικού βραχίονα μέσω κάποιου είδους μεταβλητής αυτονομίας (π.χ. κοινόχρηστος έλεγχος). Ωστόσο, η αξιοποίηση αυτών των ερευνών διαφέρει από την παρούσα καθώς δεν έχουν εφαρμοστεί ποτέ σε σενάρια αντιμετώπισης καταστροφών ή σε απομακρυσμένη επιθεώρηση.

Πιο σχετικοί με την εργασία που παρουσιάζεται εδώ, οι Jain και Argall [6] [24] έχουν προσδώσει μια εκτενή αξιολόγηση των συμπερασμάτων πρόθεσης, αποδεικνύοντας ότι η συγχώνευση πολλαπλών πηγών παρατήρησης σε πλαίσιο πιθανοτήτων, συμπεριλαμβανόμενης της μοντελοποίησης των εισόδων/εντολών του χρήστη χρησιμοποιώντας Bayesian λογισμό, βελτιώνει την απόδοση εξαγωγής συμπερασμάτων πρόθεσης σε κοινό έλεγχο λειτουργίας ενός ρομποτικού βραχίονα. Στην παρούσα μελέτη επιλέγεται να υιοθετηθεί ένα τροποποιημένο πλαίσιο όπως περιγράφεται στο [6] συνδυασμένο με τις πολιτικές του τομέα του συστήματος ελέγχου MI [2]. Ιδιαίτερη βάση δίνεται στην επέκταση της διατύπωσης της δουλειάς τους σε σχέση με το μοντέλο παρατήρησης (δηλαδή την ανίχνευση του περιβάλλοντος γύρω από το ρομπότ) και επιτρέποντας ρητά (explicitly) στον άνθρωπο χειριστή να επικοινωνεί ασύγχρονα την πρόθεσή του μέσω κλικ (clicked-point) στο σχετικό λογισμικό διεπαφής.

3. MIXED-INITIATIVE (MI) ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΛΕΓΧΟΥ

3.1 Γενικές πληροφορίες

Το θεμελιώδες ζήτημα του MI στα πλαίσια αυτής της εργασίας είναι η εναλλαγή του LOA είτε από τον άνθρωπο χειριστή είτε από τον τεχνητό πράκτορα (ελεγκτής του ρομπότ) προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση του συστήματος (π.χ. ξεπερνώντας έναν παράγοντα υποβάθμισης της απόδοσης (degrading factor)). Όπως διατυπώθηκε στην αρχή, το ρομπότ, στην περίπτωση αυτή σημαίνει το υλικό, μπορεί να θεωρηθεί ως πόρος με δύο διαφορετικούς πράκτορες που έχουν δικαιώματα ελέγχου. Από τη μία πλευρά βρίσκεται ο άνθρωπος χειριστής ενώ από την άλλη είναι το αυτόνομο σύστημα ελέγχου του ρομπότ (δηλαδή ο ελεγκτής του ρομπότ). Υπενθυμίζεται ότι σε οποιαδήποτε δεδομένη χρονική στιγμή ο πιο ικανός πράκτορας θα πρέπει να αναλάβει τον έλεγχο. Έτσι, ιδιαίτερη σημασία δίνεται στην ικανότητα του κάθε πράκτορα να διαγνώσει την ανάγκη αλλαγής του LOA ώστε να πάρει τον έλεγχο (ή να τον παραδώσει) με επιτυχία.

Η πραγματοποίηση των εναλλαγών του LOA από τον χειριστή βασίζονται κυρίως στην κρίση του. Όπως αποδεικνύεται από συγκεκριμένα αποτελέσματα έρευνας [25] οι άνθρωποι μπορούν να διαγνώσουν πότε πρέπει να παρέμβουν, δεδομένης της επαρκούς κατανόησης του συστήματος και της κατάστασης. Μια προσεκτικότερη ανάλυση αποκάλυψε ότι οι άνθρωποι χειριστές αλλάζουν το LOA με βάση τρεις παράγοντες:

- a) Προτιμώμενο LOA
- b) Κατάσταση και γενικότερο πλαίσιο
- c) Υποβάθμιση της απόδοσης

Το προτιμώμενο LOA αποτελεί το προεπιλεγμένο LOA των συμμετεχόντων. Για παράδειγμα, ορισμένοι χειριστές προτιμούν την αυτονομία έναντι του τηλεχειρισμού. Αυτό αντικατοπτρίζει τις ατομικές προτιμήσεις με βάση διάφορους παράγοντες (π.χ. εμπιστοσύνη στην Τεχνητή Νοημοσύνη) και προσωπικά χαρακτηριστικά (π.χ. προτίμηση στο να ελέγχει). Στα πλαίσια των εναλλαγών του LOA, οι χειριστές είναι σε θέση να αξιολογήσουν το τρέχον περίγραμμα και να συμπεράνουν εάν απαιτείται αλλαγή στο LOA. Για παράδειγμα, μπορούν να αλλάξουν τον έλεγχο προληπτικά καθώς προβλέπουν υποβάθμιση της απόδοσης σε κάποια χρονική στιγμή. Κυρίαρχη περίπτωση θα ήταν μια κατάσταση στην οποία ο θόρυβος αρχίζει να εμφανίζεται στους αισθητήρες. Έτσι, γίνεται η εναλλαγή σε τηλεχειρισμό καθώς προβλέπεται υποβάθμιση της απόδοσης.

Αντίθετα, δεν είναι προφανές πως να επιτρέπεται στον ελεγκτή του ρομπότ να εντοπίσει τυχόν υποβάθμιση στο σύστημα. Αυτή η δεξιότητα είναι απαραίτητη για να επιτρέψει στον ελεγκτή του ρομπότ να αναλάβει τον έλεγχο αυτόματα όταν χρειάζεται ή για να ανακτήσει τον έλεγχο όταν η απόδοση μειώνεται. Δηλαδή, ο ελεγκτής του

ρομπότ μπορεί να ξεκινήσει τη μετάβαση σε εναλλαγές στο LOA προσφέροντας αυξημένες αυτόνομες δυνατότητες. Αυτό μπορεί να είναι ωφέλιμο σε καταστάσεις στις οποίες ο άνθρωπος χειριστής είναι πολύ απασχολημένος με την κύρια αιτία της υποβάθμισης της απόδοσης και εθελοντικά να παραδώσει τον έλεγχο στο ρομπότ. Σε σύγκριση με έναν άνθρωπο, ο ελεγκτής ρομπότ δεν έχει προσωπικές προτιμήσεις. Επίσης, ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης ικανό να κατανοήσει και να λάβει υπόψη το περιβάλλον του μπορεί να είναι περίπλοκο και απαιτητικό στο σχεδιασμό και την υλοποίησή του. Εξαιτίας, λοιπόν, αυτής της δυσκολίας ο σχεδιασμός των MI συστημάτων εστιάζει κυρίως στις εναλλαγές των LOA βάσει της συνολικής απόδοσης.

Για τον σκοπό αυτό, η προσέγγιση στον σχεδιασμό των ελεγκτών MI έγκειται στην ακόλουθη υπόθεση: δεδομένου ενός έργου, υπάρχει ένας ειδικός ελεγκτής που μπορεί να ελέγχει το ρομπότ με σχεδόν βέλτιστο τρόπο. Με βάση αυτό τον ισχυρισμό, η βασική ιδέα είναι ότι ο ελεγκτής MI πρέπει να συγκρίνει την τρέχουσα απόδοση του συστήματος με την ιδανική. Αυτή η σύγκριση αποσκοπεί σε μια μέτρηση απόδοσης της αποτελεσματικότητας κατά τη διάρκεια μιας εργασίας. Ουσιαστικά, αυτή η μέτρηση πρέπει να εκφράζει πόσο αποτελεσματική είναι η απόδοση του συστήματος σε μια δεδομένη εργασία σε σύγκριση με τη βέλτιστη ενός ιδανικού συστήματος στην ίδια εργασία. Οποιαδήποτε πρωτοβουλία του ρομπότ σχετικά με την εναλλαγή LOA θα πρέπει να βασίζεται σε αυτή τη μέτρηση. Για παράδειγμα, εάν το σύστημα δε λειτουργεί τόσο αποτελεσματικά στην εργασία σε σύγκριση με το ιδανικό τότε ο ελεγκτής ρομπότ θα πρέπει να ξεκινήσει μια εναλλαγή LOA. Ειδικότερα, η σχεδίαση του MI ελεγκτή βασίζεται στους τρεις παρακάτω ισχυρισμούς:

- a) Οι άνθρωποι χειριστές να είναι πρόθυμοι είτε να λάβουν είτε να παραδώσουν τον έλεγχο.
- b) Ο πράκτορας στον οποίον θα δοθεί ο έλεγχος ή σε αυτόν που θα επιλέξει να αλλάξει το LOA, να είναι ικανός να αντιμετωπίσει την αιτία της υποβάθμισης της απόδοσης.
- c) Το σύστημα να είναι εξοπλισμένο με εξειδικευμένες γνώσεις ή ειδικούς ελεγκτές που θα παρέχουν πληροφορίες για τον τρόπο με τον οποίο το σύστημα θα έπρεπε να αποδίδει (δηλαδή σχεδόν βέλτιστα) σε μια δεδομένη εργασία.

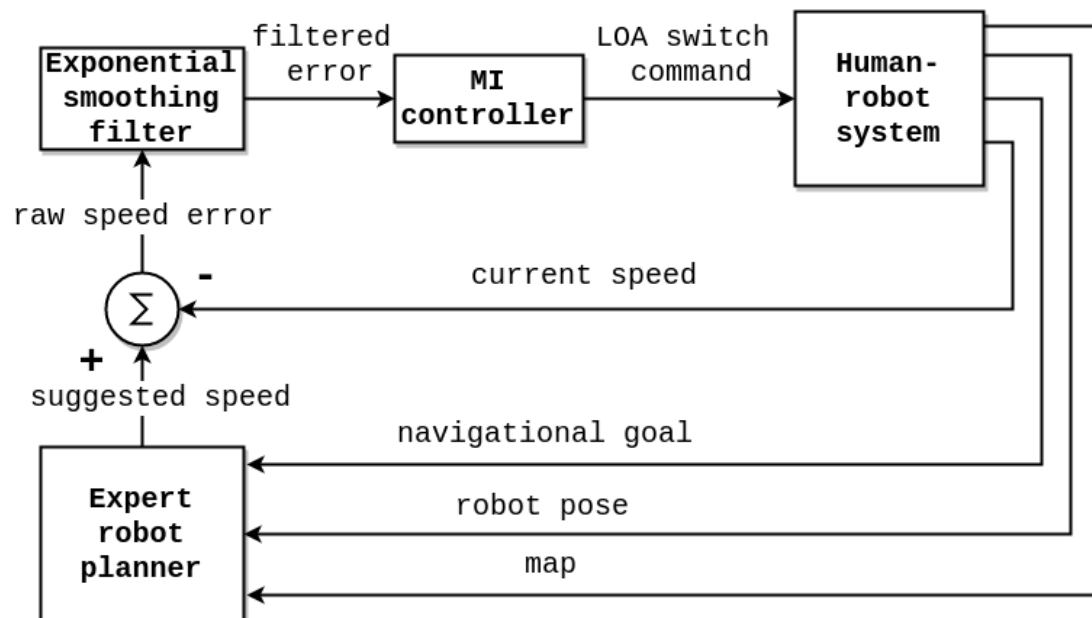
3.2 Δομή

Υπάρχει ποικιλία προσεγγίσεων για το πως μπορεί να δομηθεί/κατασκευαστεί ένας ειδικός ελεγκτής κατά το σχεδιασμό ενός συστήματος MI. Για παράδειγμα, τεχνικές μηχανικής μάθησης μπορούν να εφαρμοστούν ώστε να μάθουν μοτίβα για το πως και πότε οι ανθρώπινοι χειριστές αλλάζουν αποτελεσματικά το LOA. Τα δεδομένα για την υλοποίηση μιας τέτοιας τεχνικής θα μπορούν να συλλεχθούν κατά τη διάρκεια των πειραμάτων. Εναλλακτικά, η ειδική γνώση μπορεί να κωδικοποιηθεί σε έναν ασαφή

λογικό ελεγκτή (Fuzzy Logic Controller) ικανό να λαμβάνει αποφάσεις για την εναλλαγή LOA.

Οι ελεγκτές ΜΙ που παρουσιάζονται σε αυτή τη μελέτη, δηλαδή ο ελεγκτής ορίου (threshold controller) και ο ασαφής ελεγκτής (fuzzy controller) εστιάζονται κυρίως στις εναλλαγές LOA με βάση την υποβάθμιση της απόδοσης κατά τη διάρκεια πλοήγησης ενός αυτοκινούμενου ρομπότ. Δεδομένων των συνθηκών, η μέθοδος μέτρησης που εκτελείται κατά το πείραμα εκφράζει την αποτελεσματικότητα της κίνησης του ρομπότ προς τον στόχο. Αυτή η μέτρηση ονόματι σφάλμα κίνησης κατευθυνόμενο προς τον στόχο (goal directed motion error) ή για λόγους απλούστευσης ως σκέτο “σφάλμα” (error), είναι η μέτρηση απόδοσης της αποτελεσματικότητας της εργασίας κατά την πλοήγηση.

Η γενική ιδέα είναι ότι η μέτρηση θα πρέπει να συγκρίνει την τρέχουσα πρόοδο προς την επίτευξη ενός στόχου πλοήγησης (δηλαδή ένα σημείο στον χάρτη) με μια σχεδόν βέλτιστη πρόοδο προς την επίτευξη του ίδιου στόχου. Εδώ, χρησιμοποιείται μια προσέγγιση συστήματος ελέγχου κλειστού βρόχου για να βοηθήσει στην υλοποίηση των ελεγκτών ΜΙ. Ένα σήμα σφάλματος χρησιμοποιείται, συνήθως, για να υποδηλώσει τις αποκλίσεις στην απόδοση του συστήματος από την επιθυμητή κατάσταση. Αφού απαλασθεί το σήμα από τον θόρυβο μέσω ενός φίλτρου (exponential smoothing filter), διοχετεύεται στον ελεγκτή που με τη σειρά του θα καθορίσει την κατάσταση του συστήματος και θα λάβει τις κατάλληλες ενέργειες για να διατηρήσει την επιθυμητή απόδοση.



Εικόνα 3. 1 : Μπλοκ διάγραμμα του συστήματος ΜΙ.

Η σχεδίαση του συστήματος που περιγράφεται [1] λαμβάνει χώρα στην πλατφόρμα του ROS (Robot Operating System). Εκεί το σύστημα χρησιμοποιεί έναν εξειδικευμένο πλοηγητή (navigation planner) που βασίζεται στον αλγόριθμο Dijkstra [26] με σκοπό

να υπολογίσει τη συντομότερη εφικτή διαδρομή. Η τοπική διαδρομή και οι βέλτιστες ταχύτητες υπολογίζονται χρησιμοποιώντας έναν δυναμικό αλγόριθμο [27]. Αυτός ο ειδικός πλοηγός υπολογίζει σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή μια βέλτιστη πορεία προς τον στόχο και τη βέλτιστη ταχύτητα που το ρομπότ θα πρέπει να έχει αποκτήσει κινούμενο σε αυτό το μονοπάτι. Γνωρίζοντας την τρέχουσα κατάσταση του ρομπότ στον χώρο (pose) και την ταχύτητα πλέον απομονώνεται το γραμμικό στοιχείο του άξονα X (δηλαδή ο άξονας πάνω στον οποίο κινείται το ρομπότ και που δηλώνει την κίνησή του εμπρός/πίσω). Αυτή η γραμμική ταχύτητα υποδηλώνει την ταχύτητα με την οποία το ρομπότ πρέπει να κινείται προς τον στόχο, είτε προχωρώντας προς τα εμπρός (θετική ταχύτητα) είτε προς τα πίσω (αρνητική ταχύτητα). Για να παραχθεί το σφάλμα, η ταχύτητα από τον ειδικό πλοηγό (navigation planner) συγκρίνεται συνεχώς με την τρέχουσα γραμμική ταχύτητα του ρομπότ που κινείται προς τον στόχο. Η διαφορά τους είναι το σφάλμα κατευθυνόμενης κίνησης προς τον στόχο που χρησιμοποιείται στους ελεγκτές που παρουσιάζονται εδώ. Στην Εικόνα 3.1 αποτυπώνεται το μπλοκ διάγραμμα του συστήματος. Εκτός των γενικών υποθέσεων που αναφέρθηκαν παραπάνω ακολουθούν δύο επιπλέον παραδοχές που λαμβάνονται υπόψη σχετικά με τους ΜΙ ελεγκτές:

- a) Ο χώρος εξερεύνησης (χάρτης) γύρω από το ρομπότ είναι γνωστός
- b) Το σύστημα είναι εξοπλισμένο με έναν ειδικό πλοηγό (navigation planner) ικανό να υπολογίζει αξιόπιστα τόσο τη βέλτιστη διαδρομή προς τον επικείμενο στόχο όσο και τις βέλτιστες ταχύτητες του ρομπότ μέχρι να φθάσει σε αυτόν.

Η σχεδίαση ξεκινά με τον ελεγκτή ορίου/κατωφλιού (threshold controller) βασισμένος στη μέτρηση σφάλματος κίνησης (goal directed motion error) που χρησιμοποιείται. Συγκεκριμένα, αυτός ο ελεγκτής μοντελοποιεί τις εναλλαγές LOA που καθορίζονται από τους χειριστές και οι οποίες είναι βασισμένες στην κρίση αυτών σχετικά με την τρέχουσα απόδοση του συστήματος. Το μοντέλο προϋποθέτει την ακόλουθη διαδικασία δύο βημάτων:

- 1^ο βήμα : Παρατηρείται σε προσδιορισμένη περίοδο χρόνου ότι η απόδοση του συστήματος έχει υποστεί ύφεση (δεδομένου του κριτηρίου σφάλματος)
- 2^ο βήμα : Όταν αυτή η ύφεση φθάσει κάποιο ορισμένο κατώφλι, ξεκινά μια εναλλαγή στο LOA ανεξάρτητα από το ποιος πράκτορας έχει τον έλεγχο εκείνη τη δεδομένη χρονική στιγμή.

Βασιζόμενοι στη στρατηγική ελέγχου και στο σύστημα, θα πρέπει να ικανοποιούνται από το σήμα σφάλματος δύο βασικές αρχές. Αρχικά, οι συχνές και πολύ σύντομες εναλλαγές στο σφάλμα θα θεωρούνται θόρυβος και δεύτερον, το τελικό σήμα σφάλματος που θα χρησιμοποιηθεί πρέπει να εκφράζει το συσσωρευμένο σφάλμα κατά την πάροδο του χρόνου. Η πρώτη απαίτηση προέρχεται από το γεγονός ότι το σφάλμα

θα πρέπει να φιλτραρισθεί σε μία μορφή χωρίς θόρυβο. Η δεύτερη πηγάζει από το μοντέλο καθώς θεωρεί ότι η πτώση της απόδοσης παρατηρείται σε σύντομο χρονικό διάστημα πριν από την ανάληψη της οποιας πρωτοβουλίας.

Για να ικανοποιηθούν, λοιπόν οι απαιτήσεις, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος εκθετικά κινούμενου μέσου (Exponential Moving Average – EMA) [28] που αποτυπώνεται στην Εξίσωση 3.2. Ο αλγόριθμος αυτός εφαρμόζεται απευθείας στο σφάλμα (raw error) (Εξίσωση 3.1) και συμπεριφέρεται ως φίλτρο εξομάλυνσης (smoothing filter) του θορύβου υψηλής συχνότητας. Επίσης, έχει τη δυνατότητα να συσσωρεύει το σφάλμα για μια χρονική περίοδο. Το σφάλμα που αναφέρεται ή καλύτερα το «ακατέργαστο» σφάλμα (raw error) δίνεται :

$$e_t = s_E - s_R \quad 3.1$$

Όπου,

e_t : raw error

s_E : βέλτιστη ταχύτητα του ρομπότ προς τον στόχο (εξάγεται από τον expert planner του ROS)

s_R : τρέχουσα γραμμική ταχύτητα του ρομπότ

Τελικά, ο τύπος που δίνει το εξομαλυμένο πλέον σφάλμα και ταυτόχρονα έτοιμο προς εισαγωγή και επεξεργασία στον ελεγκτή ΜΙ είναι :

$$E_t = a \cdot e_t + (1 - a) \cdot E_{t-1} \quad 3.2$$

Όπου,

E_t : τελικό συσσωρευμένο και εξομαλυμένο σφάλμα

e_t : raw error (βλ. Εξίσωση 3.1)

a : παράγοντας εξομάλυνσης

Ο συντελεστής εξομάλυνσης a ελέγχει το βάρος της πιο πρόσφατης (δηλαδή της τρέχουσας) παρατήρησης και έτσι το χρονικό παράθυρο στο οποίο θα συσσωρευτεί το σφάλμα. Όσο μεγαλύτερη η τιμή που παίρνει, τόσο περισσότερο λαμβάνεται υπόψη η

τρέχουσα παρατήρηση σφαλμάτων και άρα μικρότερο το χρονικό παράθυρο συσσώρευσης του σφάλματος (δηλαδή, οι προηγούμενες παρατηρήσεις σφαλμάτων συμβάλλουν λιγότερο στον υπολογισμό του E_t).

Για την εκκίνηση των εναλλαγών στο LOA ο ελεγκτής ορίου/κατωφλιού (threshold controller) χρησιμοποιεί το φιλτραρισμένο σφάλμα E_t . Όταν αυτό το σφάλμα υπερβεί μια καθορισμένη τιμή (κάποιο κατώφλι) τότε ο ελεγκτής συμπεραίνει ότι ο τρέχων πράκτορας που έχει τον έλεγχο παρουσιάζει χαμηλή απόδοση. Ως εκ τούτου, ξεκινά την αλλαγή στο LOA όπως ορίζεται. Ύστερα από πειράματα που διεξήχθησαν [25] έγινε σαφές ότι η συγκεκριμένη δομή του ελεγκτή δε λειτούργησε ικανοποιητικά. Η κακή απόδοση χαρακτηρίστηκε από υπερβολικές εναλλαγές στο LOA (δηλαδή ο ελεγκτής ήταν υπερευαίσθητος στην ανίχνευση πτώσης της απόδοσης). Συνεπώς, ο ελεγκτής ήταν παρεμβατικός και μη πρακτικός. Γι' αυτόν τον λόγο στη συνέχεια θα παρουσιαστεί ο σχεδιασμός ενός νέου ελεγκτή που βασίζεται σε ασαφή λογική.

Για την αντιμετώπιση των περιορισμών του ελεγκτή ορίου/κατωφλιού σχεδιάστηκε ένας ασαφής ελεγκτής τύπου bang-bang Mamdani [29] [30]. Πρόκειται, σύμφωνα με τη θεωρία ελέγχου, για έναν ελεγκτή (γνωστός και ως ελεγκτής on-off) που εναλλάσσεται μεταξύ δύο καταστάσεων. Στη συγκεκριμένη περίπτωση οι δύο καταστάσεις είναι :

1. Αλλαγή του LOA
2. ΟΧΙ αλλαγή του LOA

Σύμφωνα με το [31], στον πυρήνα κάθε ασαφούς ελεγκτή υπάρχει ο μηχανισμός συμπερασμάτων ή συμπερασματικός μηχανισμός (inference engine) με τον οποίο συμπεραίνονται οι αποφάσεις του ελεγκτή. Ο μηχανισμός αυτός παρέχει τη δύναμη του συλλογισμού με την ικανότητά του να επεκτείνουν τα συμβατικά έμπειρα συστήματα για να ανιχνεύσουν τους κανόνες που ταιριάζουν μερικώς. Αντίθετα με τα συμβατικά έμπειρα συστήματα που στηρίζονται σε εξελιγμένες τεχνικές ανίχνευσης του δέντρου αποφάσεων, ο συμπερασματικός μηχανισμός ενός ασαφούς συστήματος πραγματοποιεί μια εξονυχιστική ανίχνευση όλων των κανόνων στη βάση γνώσης με σκοπό να υπολογίσει τον βαθμό συμμετοχής ή εκπλήρωσης. Είναι ευνόητο ότι οι κανόνες με μικρό βαθμό συμμετοχής συμβάλλουν ελάχιστα στην τελική απόφαση ενώ οι κανόνες που συμβάλλουν με μεγάλο βαθμό συμμετοχής είναι κυρίαρχοι.

Για τον έλεγχο διεργασιών με ασαφείς ελεγκτές απαιτείται ένα σύνολο γλωσσικών κανόνων. Οι κανόνες αυτοί είναι όμοιοι με αυτούς με τους οποίους εκπαιδεύονται και στη συνέχεια εφαρμόζουν οι χειριστές διεργασιών στην πράξη. Το σύνολο των κανόνων αποτελεί τη βάση γνώσης (rule base) του ελεγκτή. Φυσικό είναι να μη γίνονται γνωστοί όλοι οι κανόνες που είναι απαραίτητοι για να αντιμετωπίσουν όλες τις πιθανές καταστάσεις της ελεγχόμενης διαδικασίας. Συνεπώς, ζητείται κάποια τεχνική ικανή να συμπεράνει αποφάσεις από ελλιπή στοιχεία, όπως ακριβώς κάνει ένας άνθρωπος χειριστής. Η ασαφής λογική είναι η πιο διαδεδομένη τεχνική για την εξεύρεση αποφάσεων κάτω από αυτές τις συνθήκες. Η γνώση για τον έλεγχο μιας διεργασίας συνήθως καθορίζεται από ένα σύνολο κανόνων της μορφής :

EAN (αίτιο) TOTE (συμπέρασμα)
ή
EAN (κατάσταση διαδικασίας) TOTE (δράση ελέγχου)

Τα απαραίτητα δομικά στοιχεία ενός ασαφούς ελεγκτή είναι τα εξής :

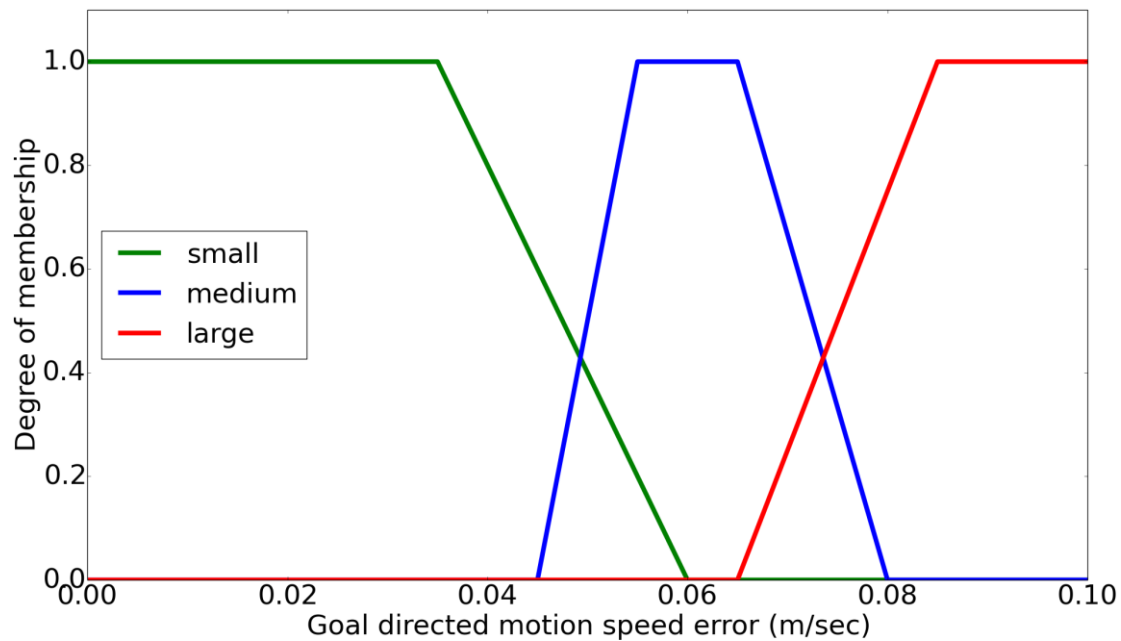
- η *βάση δεδομένων πραγματικού χρόνου* (real-time data base) όπου μετά από εξομάλυνση καταχωρούνται οι τιμές των μεταβλητών που συλλέγονται από τη φυσική διαδικασία από τις διάφορες τοπικές μονάδες ελέγχου που μπορεί να υπάρχουν καθώς και οι έξοδοι του ελεγκτή (δηλαδή οι δράσεις ελέγχου) που κατά χρονικά διαστήματα μεταφέρονται και πάλι στις τοπικές μονάδες ελέγχου της διαδικασίας μέσω του τοπικού δικτύου. Η βάση δεδομένων θεωρείται ο κρίκος μεταξύ της φυσικής διαδικασίας και του ελεγκτή,
- η *βάση γνώσης* (knowledge base) εις την οποία είναι καταχωρημένη η κωδικοποιημένη γνώση (δηλαδή οι κανόνες ελέγχου) για τον έλεγχο της διαδικασίας,
- τα *ασαφή σύνολα* (fuzzy sets) που είναι καταχωρημένα είτε σε αναλυτική είτε διακριτή μορφή σε ειδικό αρχείο. Ο συμπερασματικός μηχανισμός χρησιμοποιεί τα σύνολα αυτά για να αποδώσει τις πράξεις ελέγχου στη διαδικασία,
- το *σύστημα ανάπτυξης* (development system) με το οποίο ο μηχανικός γνώσης επικοινωνεί με το περιβάλλον του ασαφούς ελεγκτή,
- τον *ασαφοποιητή* (fuzzifier) όπου οι φυσικές μεταβλητές της διαδικασίας μετατρέπονται στη γλώσσα των ασαφών συνόλων,
- το *μηχανισμό συμπερασμάτων* (inference engine) όπου συμπεραίνονται οι αποφάσεις ελέγχου βάσει των διαθέσιμων κανόνων σε μορφή ασαφών συνόλων,
- τον *απο-ασαφοποιητή* (defuzzifier) όπου τα ασαφή σύνολα των εξόδων του ελεγκτή μετατρέπονται σε σαφείς δράσεις ελέγχου προς μετάδοση στους ενεργοποιητές της διαδικασίας.

Ο ελεγκτής αυτός αποτελεί βελτίωση συγκριτικά με τον προηγούμενο ελεγκτή ορίου. Αυτό επιτυγχάνεται με τρεις τρόπους : α) καθορίζοντας ασαφή σύνολα για το σφάλμα κατευθυνόμενης κίνησης (directed motion error) αντί μιας ορισμένης τιμής κατωφλίου, β) ενσωματώνοντας απλό πλαίσιο πληροφοριών και γ) λαμβάνοντας αποφάσεις σχετικά με το πότε θα ξεκινήσει η εναλλαγή στο LOA βάσει κανόνων ασαφούς λογικής. Ο ισχυρισμός είναι ότι ο ασαφούς λογικής ελεγκτής θα παράγει ομαλότερες μεταβάσεις μεταξύ των εναλλαγών αποφάσεων στο LOA. Συνεπώς, σε αντίθεση με τον ελεγκτή ορίου, η διαδικασία μεταξύ των εναλλαγών δε θα είναι το ίδιο αντιδραστικές/επιπόλαιες. Στην ασαφή λογική μια γλωσσική μεταβλητή, όπως αναφέρθηκε, συσχετίζει μια γλωσσική έννοια και το ασαφές σύνολο που αντιπροσωπεύει αυτή την έννοια σε μια αριθμητική τιμή. Για παράδειγμα, η γλωσσική μεταβλητή «σφάλμα» ή «error» όταν λαμβάνει γλωσσική τιμή «small» συσχετίζει την αριθμητική τιμή για το «small» με το ασαφές σύνολο που αντιπροσωπεύει την έννοια του «small», δηλαδή με τη συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου «small». Ο ελεγκτής δέχεται δύο μεταβλητές ως εισόδους. Η πρώτη γλωσσική μεταβλητή είναι το «σφάλμα» ή «error» που δηλώνει το φιλτραρισμένο σφάλμα μέσω του ΕΜΑ

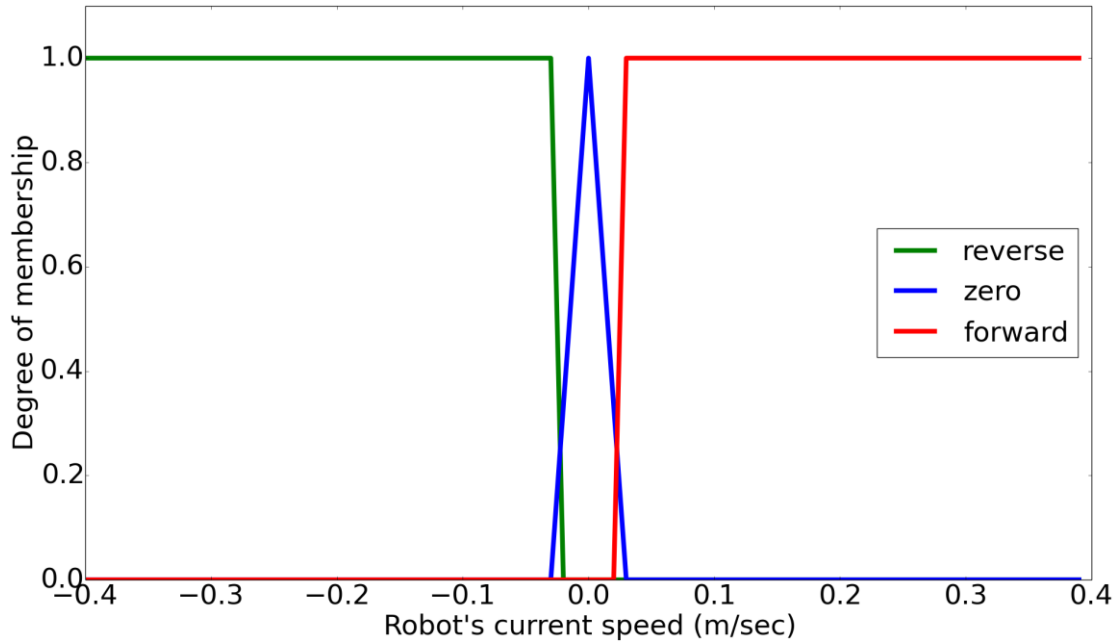
αλγορίθμου. Η δεύτερη μεταβλητή είναι η «ταχύτητα» ή «speed» που δηλώνει την τρέχουσα ταχύτητα με την οποία κινείται το ρομπότ.

Σχετικά με την πρώτη είσοδο, έστω $\chi_1 = \text{"error"}$ το πεδίο ορισμού είναι το διάστημα $X_1 = [0, 0.1] \text{ m/sec}$. Η τιμή 0 θεωρεί ότι δεν υπάρχει σφάλμα, το ρομπότ συνεχίζει να κινείται κανονικά προς τον στόχο δίχως να υφίσταται καμία πτώση στη συνολική απόδοση του συστήματος. Η τιμή 0.1 είναι το μέγιστο σφάλμα που σημαίνει ότι το ρομπότ δεν προοδεύει ως προς τον καθορισμένο στόχο. Η δεύτερη είσοδος, έστω $\chi_2 = \text{"speed"}$, ορίζεται για τιμές στο διάστημα $X_2 = [-0.4, 0.4] \text{ m/sec}$. Η τιμή 0.4 αναφέρεται στη μέγιστη ταχύτητα που μπορεί να αναπτύξει το ρομπότ ενώ η τιμή -0.4 είναι η μέγιστη ταχύτητα όταν το ρομπότ κινείται όπισθεν (κίνηση προς τα πίσω).

Η μεταβλητή εισόδου «error» (δηλαδή η χ_1) παρίσταται με τρεις γλωσσικές τιμές (τρεις συναρτήσεις συμμετοχής). Όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.2, το σύνολο A_1^i για την είσοδο χ_1 μπορεί να προσδιοριστεί ως εξής: $A_1^i = [A_1^1 = \text{small}, A_1^2 = \text{medium}, A_1^3 = \text{large}]$. Οι τιμές και οι συναρτήσεις συμμετοχής για τις γλωσσικές έννοιες «small», «medium» και «large» έχουν επιλεγεί ευρετικά (heuristically) μέσω trial-and-error διαδικασίας. Η μεταβλητή εισόδου «speed» (δηλαδή η χ_2) παρίσταται (Εικόνα 3.3) ομοίως με τρεις γλωσσικές τιμές, δηλαδή: $A_2^i = [A_2^1 = \text{reverse}, A_2^2 = \text{zero}, A_2^3 = \text{forward}]$. Προφανώς, η τιμή «reverse» δηλώνει ότι η ταχύτητα του ρομπότ είναι αρνητική (δηλαδή, το ρομπότ κινείται όπισθεν), η τιμή «zero» δηλώνει ότι το ρομπότ είναι αδρανές και δεν κινείται και η τιμή «forward» δηλώνει ότι το ρομπότ κινείται με κάποια ταχύτητα προς τα εμπρός.



Εικόνα 3. 2 : Συναρτήσεις συμμετοχής (Membership functions) για τη γλωσσική μεταβλητή εισόδου «error»



Εικόνα 3. 3 : Συναρτήσεις συμμετοχής (Membership functions) για τη γλωσσική μεταβλητή εισόδου «speed»

Η διαδικασία της ασαφοποίησης μετατρέπει τις φυσικές μεταβλητές εισόδου σε ασαφείς τιμές. Αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις συμμετοχής όπως φαίνονται στον πίνακα της Εικόνας 3.4. Τότε ένα σύνολο κανόνων (Εικόνα 3.5) εφαρμόζεται στις ασαφείς εισόδους. Εφαρμοζόμενο στις περισσότερες περιπτώσεις το πρότυπο που ακολουθείται είναι η χρησιμοποίηση του ελάχιστου τελεστή «and» για τομή και του μέγιστου τελεστή «or» για ένωση. Για την ενεργοποίηση των κανόνων έχει επιλεγθεί ο ελάχιστος τελεστής και για το άθροισμα των ασαφών συνόλων ο μέγιστος.

Linguistic value	Membership functions
error small	$\mu_{A_1^1}(x_1) = \begin{cases} 0, & 0.06 \leq x \\ 1 & 0 \leq x \leq 0.035 \\ \frac{0.06-x}{0.06-0.035} & 0.035 \leq x \leq 0.06 \end{cases}$
error medium	$\mu_{A_1^2}(x_1) = \begin{cases} 0, & x \leq 0.045, 0.08 \leq x \\ \frac{x-0.045}{0.055-0.045} & 0.045 \leq x \leq 0.055 \\ 1 & 0.055 \leq x \leq 0.065 \\ \frac{0.08-x}{0.08-0.065} & 0.065 \leq x \leq 0.08 \end{cases}$
error large	$\mu_{A_1^3}(x_1) = \begin{cases} 0, & x \leq 0.065 \\ \frac{x-0.065}{b-0.065} & 0.065 \leq x \leq 0.085 \\ 1 & 0.085 \leq x \leq 0.1 \end{cases}$
speed reverse	$\mu_{A_2^1}(x_2) = \begin{cases} 0, & -0.02 \leq x \\ 1 & x \leq -0.03 \\ \frac{-0.02-x}{-0.02-(-0.03)} & -0.03 \leq x \leq -0.02 \end{cases}$
speed zero	$\mu_{A_2^2}(x_2) = \begin{cases} 0, & x \leq -0.03, 0.03 \leq x \\ \frac{x-(-0.03)}{0-(-0.03)} & -0.03 \leq x \leq 0 \\ \frac{0.03-x}{0.03} & 0 \leq x \leq 0.03 \end{cases}$
speed forward	$\mu_{A_2^3}(x_2) = \begin{cases} 0, & 0.02 \leq x \\ \frac{x-0.02}{0.03-0.02} & 0.02 \leq x \leq 0.03 \\ 1 & 0.03 \leq x \end{cases}$

Εικόνα 3. 4: Συναρτήσεις συμμετοχής για τις γλωσσικές μεταβλητές εισόδου «σφάλμα» και «ταχύτητα» («error» και «speed»)

Για την από-ασαφοποίηση χρησιμοποιείται η μέθοδος LOM (Largest of Maxima). Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι μπορεί να δώσει απευθείας μια έξοδο με δυο καταστάσεις. Σε αυτή την περίπτωση η έξοδος αποτυπώνεται με δύο γλωσσικές τιμές: «change» (δηλαδή αλλαγή του LOA) και «no change» (δηλαδή όχι αλλαγή του LOA). Το πεδίο τιμών της εξόδου είναι $Y = [-1, 1]$ και φανερώνει μια έξοδο τύπου bang-bang. Η τιμή -1 σημαίνει ότι δε θα υπάρξει πρωτοβουλία αλλαγής του LOA. Αντίθετα για τιμή 1 θεωρείται ότι ο ελεγκτής θα προβεί σε αλλαγή του LOA.

No.	Rules
1	IF error is small OR error is medium THEN LOA is no change
2	IF error is large AND speed is not reverse THEN LOA is change
3	IF speed is reverse AND error is large THEN LOA is no change

Εικόνα 3. 5 : Σύνολο/Βάση κανόνων ασαφούς ελεγκτή

3.3 Συμπέρασμα

Το πρόβλημα που εντοπίστηκε στον ελεγκτή ορίου/κατωφλιού σχετικά με τις εναλλαγές του LOA διευκρινίζει ότι πρόκειται για μια περίπλοκη και υπό διερεύνηση δυναμική πρόκληση που δυσκολεύει την έκβαση του επιθυμητού αποτελέσματος. Έτσι, ένας ελεγκτής ασαφούς λογικής προσφέρει τελικά πολλά πλεονεκτήματα. Αρχικά, επιτρέπει την αποτελεσματική διαχείριση της ασάφειας του πραγματικού κόσμου μέσω της χρήσης ειδικών γνώσεων που προέρχονται από ανθρώπους χειριστές. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί εύκολα επεκτείνοντας τα ασαφή σύνολα και τους κανόνες με στόχο την εισαγωγή επιπρόσθετων γλωσσικών μεταβλητών εισόδου. Επίσης, αυτό μπορεί να οδηγήσει και σε έναν ελεγκτή, ο οποίος να μπορεί να είναι ενημερωμένος για το περιβάλλον του. Ακόμα, για τη διευκόλυνση ενός πιο περίπλοκου/πολύπλοκου συστήματος ο ελεγκτής θα μπορούσε να επεκταθεί ώστε να έχει περισσότερες καταστάσεις εξόδου βασιζόμενοι στο γεγονός ότι η ασαφής λογική επιτρέπει την ομαλότερη μετάβαση μεταξύ των καταστάσεων.

4. ΘΕΩΡΗΜΑ BAYES

Η νόηση και η ευφυής συμπεριφορά είναι πλήρως συνδεδεμένες σαν έννοιες με την ικανότητα επιβίωσης σε ένα αβέβαιο και συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον [32]. Η μόνη πρόσβαση στην αποτύπωση της γνώσης για τον κόσμο είναι μέσω των αισθήσεων, οι οποίες παρέχουν πληροφορίες που συνήθως διαστρεβλώνονται από τυχαίες διακυμάνσεις (θόρυβος). Αυτό μπορεί να επιφέρει, τελικά, διαφορούμενες πληροφορίες σχετικά με τις πιθανές καταστάσεις του περιβάλλοντος. Η συνδυασμένη αισθητήρια και κινητική μεταβλητότητα περιορίζει την ακρίβεια με την οποία εδραιώνεται η αντίληψη και η δράση στον κόσμο. Εδώ, θα εξεταστεί το πλαίσιο της θεωρίας Bayes για τη λήψη αποφάσεων, η οποία έχει αναδυθεί ως βασική προσέγγιση για τον χειρισμό αβέβαιων πληροφοριών σε μια προσπάθεια προς την τέλεια απεικόνιση των αισθητήριων, κινητικών και γνωστικών διαδικασιών.

4.1 Ιστορική Αναδρομή

Η Bayesian θεωρία πήρε το όνομά της από τον Thomas Bayes (Εικόνα 4.1), ο οποίος ήταν υπουργός Πρεσβυτερίων της Αγγλίας του 18^{ου} αιώνα. Είναι γνωστό ότι έχει δημοσιεύσει μόνο δύο έργα κατά τη διάρκεια της ζωής του, εκ των οποίων μόνο ένα ασχολήθηκε με τα μαθηματικά στο οποίο υπερασπίστηκε τη λογική θεμελίωση των μεθόδων του Isaac Newton ενάντια στην τότε σύγχρονη κριτική.



Εικόνα 4. 1 : Thomas Bayes (1702-1761)

Μετά τον θάνατο του Bayes, ο φίλος του Richard Price βρήκε μια ενδιαφέρουσα μαθηματική απόδειξη ανάμεσα στα χαρτιά του Bayes και έστειλε το έγγραφο στον συντάκτη των Φιλοσοφικών Συναλλαγών της Βασιλικής Εταιρείας με την ένδειξη «Σας στέλνω τώρα ένα δοκίμιο που βρήκα μεταξύ των εγγράφων του αποθανόντος φίλου μου, κ. Bayes, που κατά τη γνώμη μου έχουν μεγάλη αξία ...». Το έγγραφο στη συνέχεια δημοσιεύτηκε το 1764 ως «Essay towards solving a problem in the doctrine

of chances». Στο τελευταίο μισό του 20^{ου} αιώνα οι Bayesian προσεγγίσεις έχουν γίνει ο βασικός άξονας της στατιστικής και πλέον έχει αναδειχθεί ένα ευρύτερο πλαίσιο, που ονομάζεται Bayesian θεωρία αποφάσεων (Bayesian Decision Theory – BDT).

Το θεώρημα του Bayes ανήκει στην μεγάλη οικογένεια της «Θεωρίας των Πιθανοτήτων». Δεν είναι όμως ένα απλό μέλος της. Ο Harold Jeffreys, ένας από τους σπουδαιότερους Άγγλους μαθηματικούς, που ασχολήθηκε με τις «Bayesian» πιθανότητες και εισήγαγε την έννοια του αλγορίθμου Bayes, είχε δηλώσει πως ο συγκεκριμένος τύπος «είναι στη Θεωρία Πιθανοτήτων όπως αντίστοιχα το Πυθαγόρειο Θεώρημα στη Γεωμετρία».

4.2 Στατιστική κατά Bayes

Η στατιστική κατά Bayes είναι ένα πλαίσιο για την εξαγωγή συμπερασμάτων βάσει αβέβαιων πληροφοριών. Η θεμελιώδης ιδέα είναι ότι οι πιθανότητες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναπαράσταση του βαθμού πεποίθησης (belief) σε διαφορετικές προτάσεις και επομένως τους κανόνες πιθανότητας που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ενημέρωση των πεποιθήσεων βάσει νέων πληροφοριών. Η ισχύς της πεποίθησης μπορεί να προσδιοριστεί από έναν αριθμό μεταξύ 0 και 1. Η συγκεκριμένη τιμή αντιπροσωπεύει την πιθανότητα που αποδίδεται στην πεποίθηση. Για παράδειγμα, έστω ότι ένας ιατρός εξετάζει έναν ασθενή που ίσως πάσχει από κάποια ασθένεια. Η πιθανότητα του γεγονότος A, δηλαδή ότι η πιθανότητα ο ασθενής να έχει την ασθένεια είναι αληθής, δηλώνεται ως η εκ των προτέρων πεποίθηση $P(A)$. Τώρα, έστω, ότι λαμβάνεται μια νέα πληροφορία με τη μορφή ενός θετικού αιματολογικού τεστ. Ο νέος όρος B ορίζεται ως ότι το γεγονός του αιματολογικού τεστ είναι αληθές. Δεδομένης της πληροφορίας, η πεποίθηση σχετικά με το A ενημερώνεται, δηλαδή υπολογίζεται η πεποίθηση στην πρόταση ότι ο ασθενής έχει τη νόσο γνωρίζοντας ότι έχει θετική εξέταση αίματος. Η τελευταία πρόταση μπορεί να γραφτεί ως $P(A|B)$ όπου η κάθετη γραμμή είναι συντομογραφία της έννοιας «δεδομένου». Το θεώρημα του Bayes ορίζεται μαθηματικά ως η ακόλουθη εξίσωση:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad 4.1$$

Όπου,

$P(A)$ και $P(B)$ είναι οι πιθανότητες των γεγονότων A και B που είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους.

$P(A|B)$, η υπό συνθήκη πιθανότητα, η εκ των υστέρων πιθανότητα που είναι η πιθανότητα του A δεδομένου του B να είναι αληθής.

$P(B|A)$, είναι η πιθανότητα του B δεδομένου A να είναι αληθής ή πιθανοφάνεια.

Γενικότερα, ο κανόνας του Bayes (Εξίσωση 4.1) είναι απλώς μια σχέση συνοχής μεταξύ πιθανοτήτων που μπορούν να εξαχθούν άμεσα. Για οποιαδήποτε δύο γεγονότα A και B μπορεί να προκύψει η ερώτηση για το ποια είναι η πιθανότητα ότι και τα δύο συμβαίνουν, το οποίο γράφεται ως $P(A, B)$ όπου το κόμμα είναι συντομογραφία για το «και». Αυτό μπορεί να γραφτεί και σε δύο εναλλακτικές μορφές, δηλαδή η πιθανότητα να συμβεί ένα εκ των γεγονότων, π.χ. $P(A)$, πολλαπλασιασμένο επί την πιθανότητα του δεύτερου γεγονότος δεδομένου ότι το πρώτο έχει ήδη συμβεί ($P(B|A)$). Αυτό συνεπάγεται τρεις πανομοιότυπες εκφράσεις: $P(A, B) = P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$. Αφού απορριφθεί ο αριστερός όρος και διαιρεθούν οι άλλοι με το $P(B)$ προκύπτει ο κανόνας του Bayes που διατυπώθηκε παραπάνω.

$$\underbrace{P(\text{state}|\text{sensory input})}_{\text{Posterior}} = \frac{\overbrace{P(\text{sensory input}|\text{state})}^{\text{Likelihood}} \overbrace{P(\text{state})}^{\text{Prior}}}{P(\text{sensory input})} \quad 4.2$$

Κάτι που οφείλει να εκτιμηθεί όπως η θέση των άκρων μας, η ταυτότητα ενός αντικειμένου ή η πιθανότητα του να μπλοφάρει ο αντίπαλος στο πόκερ αντιπροσωπεύεται από την κατάσταση του περιβάλλοντος. Οι αισθήσεις προσδίδουν την είσοδο στο σύστημα. Είναι σαφές ότι υπάρχει προθυμία για την εκτίμηση της πιθανότητας διαφορετικών καταστάσεων που έχουν δοθεί ως αισθητήρια εισόδους (αριστερή πλευρά εξίσωσης 4.2). Χρησιμοποιώντας τον κανόνα του Bayes το τελευταίο μπορεί να γραφτεί πιο διαισθητικά (δεξιά πλευρά εξίσωσης 4.2). Η προηγούμενη πεποίθηση σε συγκεκριμένες καταστάσεις πριν ληφθούν οι πληροφορίες από τα αισθητήρια αντικατοπτρίζεται ως $P(\text{state})$. Τέτοιες, εκ των προτέρων πεποιθήσεις, θα μπορούσαν να μαθευτούν μέσω της εμπειρίας. Ωστόσο, από τη στιγμή που θα ληφθούν τα δεδομένα από την είσοδο, χρησιμοποιούνται για την ενημέρωση των πεποιθήσεων. Για να συμβεί αυτό, ο κανόνας του Bayes δηλώνει ότι πρέπει να υπολογιστεί η πιθανοφάνεια, δηλαδή, η πιθανότητα της αισθητήριας εισόδου δεδομένης της υποθετικής κατάστασης $P(\text{sensory input} | \text{state})$. Πολλαπλασιάζοντας την εκ των προτέρων πεποίθηση (prior) με την πιθανοφάνεια (likelihood) και κανονικοποιώντας (ώστε όλες οι πιθανότητες να βρίσκονται εντός του διαστήματος $[0,1]$) εκτιμάται η πιθανότητα κάθε κατάστασης δεδομένης της αισθητήριας εισόδου που ονομάζεται εκ των υστέρων πιθανότητα (posterior). Πλέον, η εκ των υστέρων κατανομή πιθανοτήτων (posterior probability distribution) γίνεται η νέα εκ των προτέρων πεποίθηση, το νέο prior δηλαδή, και μπορεί να ενημερωθεί εκ νέου με βάση την καινούρια είσοδο από τα αισθητήρια.

4.3 Φιλτράρισμα κατά Bayes

Το γενικό πρόβλημα, σύμφωνα με τη βιβλιογραφία [33], μπορεί εκφραστεί ως η εύρεση μιας εκτίμησης της κατάστασης οριζόμενο από το διάνυσμα x_k χρησιμοποιώντας πληροφορίες από το σύνολο των αισθητήρων. Ο δείκτης k δηλώνει τον στιγμιαίο διακριτό χρόνο που αντιστοιχεί στον συνεχή χρόνο t_k . Με τη βοήθεια των αισθητήρων, λοιπόν, από χρόνο 1 έως k συλλέγονται οι πληροφορίες που σχετίζονται με το x_k . Το σύνολο των δεδομένων/πληροφοριών δηλώνεται ως:

$$\mathbf{Z}_{1:k} = \{z_1, z_2, \dots, z_k\} \quad 4.3$$

Όπου, το z_i είναι ένα διάνυσμα που περιέχει τις παρατηρήσεις που έγιναν τη χρονική στιγμή i . Οι σχέσεις μεταξύ των καταστάσεων σε διαφορετικές χρονικές στιγμές και των δεδομένων/πληροφοριών απεικονίζονται στην Εξίσωση 4.2. Οι δύο βασικές παραδοχές που παρατηρούνται είναι οι εξής. Πρώτον, η εξέλιξη του διανύσματος κατάστασης πληροί τον ισχυρισμό του Markov (Εικόνα 4.2), δηλαδή πληροί το κριτήριο ότι μια μελλοντική κατάσταση εξαρτάται μόνον από την τρέχουσα κατάσταση έτσι ώστε:

$$p(x_k | x_{k-1}, \dots, x_0) = p(x_k | x_{k-1}) \quad 4.4$$

Δεύτερον, μια μέτρηση τη διακριτή χρονική στιγμή k εξαρτάται μόνο από την τρέχουσα κατάσταση, x_k , υπονοώντας ότι:

$$p(z_k | x_k, \dots, x_0) = p(z_k | x_k) \quad 4.5$$

Ο στόχος σε ένα πλαίσιο Bayesian φιλτραρίσματος διατυπώνεται ως αναδρομική εύρεση της εκ των υστέρων συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας (probability density function – pdf), μαθηματικά γραφόμενη ως $p(x_k | \mathbf{Z}_{1:k})$. Η πυκνότητα αυτή συνοψίζει τις γνώσεις για την κατάσταση, δεδομένων όλων των πληροφοριών και του χρόνου k .

Η πιθανότερη τιμή εντός του διανύσματος της κατάστασης x_k προκύπτει ως η μέγιστη εκ των υστέρων εκτίμηση (maximum a posteriori – MAP) και προσδιορίζεται ως εξής:

$$\hat{x}_{k|k}^{MAP} = \arg \max_x p(x_k | Z_{1:k}) \quad 4.6$$

Εναλλακτικά, αν ο σκοπός είναι η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος τότε η ίδια εκτίμηση μπορεί να οριστεί:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k|k}^{MMSE} &= \arg \min_x \mathbb{E}\{(x_k - \hat{x}_k)^T (x_k - \hat{x}_k) | Z_{1:k}\} \\ &= \mathbb{E}\{x_k | Z_{1:k}\} \\ &= \int x_k p(x_k | Z_{1:k}) dx_k \end{aligned} \quad 4.7$$

Συνεπώς, εφόσον γνωστοποιήθηκαν τα παραπάνω μπορούν να προκύψουν οι εξισώσεις που απαιτούνται για μια επανάληψη του φίλτρου. Συγκεκριμένα, αποτυπώνεται πως η εκ των υστέρων πιθανότητα τη χρονική στιγμή $k - 1$, $p(x_{k-1} | Z_{k-1})$, μπορεί να χρησιμοποιηθεί παράλληλα με τις παρατηρήσεις/πληροφορίες/δεδομένα τη χρονική στιγμή k ώστε να υπολογιστεί η εκ των υστέρων πιθανότητα τη χρονική στιγμή k , $p(x_k | Z_{1:k})$. Χωρίζοντας το σύνολο των μετρήσεων σε δεδομένα από την τρέχουσα στιγμή και από προηγούμενες, η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας είναι:

$$p(x_k | Z_{1:k}) = p(x_k | z_k, Z_{1:k-1}) \quad 4.8$$

Τότε, με τη χρήση του κανόνα Bayes προκύπτει,

$$\begin{aligned}
p(x_k | z_k, Z_{1:k-1}) &= \frac{p(z_k | x_k, Z_{1:k-1})p(x_k | Z_{1:k-1})}{p(z_k | Z_{1:k-1})} \\
&= \frac{p(z_k | x_k)p(x_k | Z_{1:k-1})}{p(z_k | Z_{1:k-1})}
\end{aligned} \tag{4.9}$$

Όπου η δεύτερη ισότητα προκύπτει εξαιτίας της παραδοχής που έγινε παραπάνω, δηλαδή ότι οι νέες παρατηρήσεις δεν εξαρτώνται από προηγούμενες μετρήσεις. Στην αμέσως προηγούμενη εξίσωση (Εξίσωση 4.9) ο όρος $p(z_k | x_k)$ ονομάζεται πιθανοφάνεια (likelihood) και ο όρος $p(x_k | Z_{1:k-1})$ είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα (prior). Ο παρονομαστής είναι ένας παράγοντας κανονικοποίησης που διασφαλίζει ότι η εκτίμηση πιθανότητας θα βρίσκεται εντός του διαστήματος $[0, 1]$. Τότε, σε γλωσσική μορφή, η κανονικοποιημένη (normalized) ζητούμενη εκ των υστέρων πιθανότητα (posterior) βρίσκεται:

$$\text{Posterior} \propto \text{Likelihood} \times \text{Prior} \tag{4.10}$$

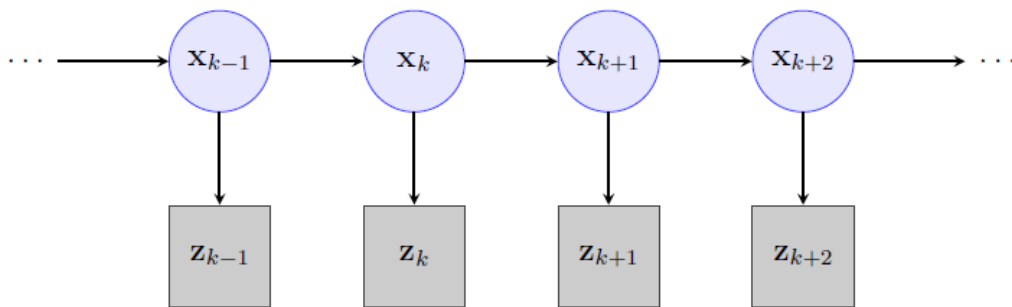
Διαπιστώνεται, τελικά, ότι η εκ των υστέρων πιθανότητα υπολογίζεται συνδυάζοντας τη γνώση της εκ των προτέρων πιθανότητας με την εισαγωγή των νέων πληροφοριών που παρέχονται μέσω των μετρήσεων. Η προβλεπόμενη κατανομή πιθανότητας βρίσκεται με περιθωριοποίηση (marginalizing) της κατάστασης στην προηγούμενη χρονική στιγμή, δηλαδή:

$$\begin{aligned}
p(x_k | Z_{1:k-1}) &= \int p(x_k, x_{k-1} | Z_{1:k-1}) dx_{k-1} \\
&= \int p(x_k, x_{k-1} | Z_{1:k-1}) p(x_{k-1} | Z_{1:k-1}) dx_{k-1} \\
&= \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Z_{1:k-1}) dx_{k-1}
\end{aligned} \tag{4.11}$$

η οποία ονομάζεται εξίσωση Chapman-Kolmogorov. Αξίζει να σημειωθεί ότι η τελευταία ισότητα είναι συνέπεια του ισχυρισμού ότι η εξέλιξη της κατάστασης με την πάροδο του χρόνου πρέπει να ικανοποιεί τη διατύπωση Markov. Οπότε, αναλύοντας

την εξίσωση ο όρος $p(x_{k-1}|Z_{1:k-1})$ προσδιορίζεται ως η εκ των υστέρων πιθανότητα σε χρόνο $k - 1$ (ή αλλιώς η εκ των προτέρων πιθανότητα τη χρονική στιγμή k). Ο όρος $p(x_k|x_{k-1})$ δηλώνει την εξέλιξη της κατάστασης με την πάροδο του χρόνου.

Πορευόμενοι, λοιπόν, για το επόμενο κεφάλαιο και κατ' επέκταση στην αναλυτική παρουσίαση του αλγορίθμου εκτίμησης, από εδώ και στο εξής η κατάσταση που μέχρι πρότινος περιεγράφηκε ως x , πλέον θα ορίζεται ως g (goal) αναφερόμενη στο κρίσιμο ζήτημα που είναι η πρόθεση του χειριστή (ο πιο πιθανός στόχος). Επίσης, θεωρείται ότι ο χρόνος θα απεικονίζεται ως t .



Εικόνα 4. 2 : Ισχυρισμός κατά Markov, δηλαδή ότι το μέλλον, δεδομένου του παρόντος, δεν εξαρτάται από το παρελθόν

5. ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΠΡΟΘΕΣΗΣ ΜΕΣΩ ΤΟΥ ΚΑΝΟΝΑ BAYES

Σε πολλές εφαρμογές ο σκοπός είναι η αναδρομική εκτίμηση ορισμένων παραμέτρων ενδιαφέροντος βάσει μετρήσεων από έναν ή περισσότερους αισθητήρες [33]. Για παράδειγμα, μπορεί να είναι η θέση και η ταχύτητα ενός αεροσκάφους που παρατηρείται μέσω ραντάρ ή οι θέσεις των πυροσβεστών σε ένα κτίριο που χρησιμοποιούν αισθητήρες αδράνειας τοποθετημένους στα πόδια τους. Στο φιλτράρισμα κατά Bayes, συλλέγονται οι παράμετροι ενδιαφέροντος με τη μορφή διανύσματος και μέσω φιλτραρίσματος των παρατηρήσεων, υπολογίζεται η εκ των υστέρων κατανομή πιθανότητας (posterior) ή η πεποίθηση της κατάστασης (belief) που έχει οριστεί. Σε αυτό το κεφάλαιο προσδιορίζεται το πρόβλημα που χρήζει αντιμετώπισης μέσω λογισμού Bayes και εξάγεται η λύση.

5.1 Διατύπωση προβλήματος κα σενάριο εφαρμογής

Η μέθοδος εκτίμησης πρόθεσης (intent inference) εφαρμόζεται σε ένα σενάριο αντιμετώπισης καταστροφών στο οποίο η ομάδα που συνεργάζεται και απαρτίζεται από τον άνθρωπο χειριστή και το ρομπότ έχει την ευθύνη να εξερευνήσει και να επιθεωρήσει συγκεκριμένα σημεία ενδιαφέροντος (points of interest). Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας, η μέθοδος ελέγχου που χρησιμοποιείται είναι καθαρός τηλεχειρισμός και δεν αλλάζει. Ο χάρτης της περιοχής και τα σημεία ενδιαφέροντος εντός αυτής θεωρούνται γνωστά εκ των προτέρων. Στον πραγματικό κόσμο μια περιοχή μπορεί να χαρτογραφηθεί από ένα μη επανδρωμένο όχημα (UAV), το οποίο πετώντας πάνω από την περιοχή ενδιαφέροντος (π.χ. ραδιενεργή περιοχή, γκρεμισμένο κτίριο λόγω σεισμού) είναι σε θέση να εντοπίσει τα σημεία που πρέπει να ελεγχθούν πιο στενά από το ρομπότ. Αυτά τα σημεία ενδιαφέροντος υποδηλώνουν τους πιθανούς στόχους πλοήγησης (navigational goals), δηλαδή το σύνολο των συντεταγμένων τους, που ο χειριστής οφείλει να εξερευνήσει περαιτέρω μέσω του ρομπότ.

Ένα διακριτό σύνολο που περιέχει όλους τους πιθανούς στόχους πλοήγησης g^i ίσους σε αριθμό με το σύνολο των σημείων ενδιαφέροντος προσδιορίζεται ως εξής:

$$\mathbf{G} = \{g_t^1, g_t^2, \dots, g_t^N\} \quad 5.1$$

Όπου,

i : δείκτης που απαριθμεί τον στόχο ($i=1:N$)

t : ο τρέχων χρόνος

N : ο συνολικός αριθμός στόχων

Το πρόβλημα έγκειται στον προσδιορισμό της πρόθεσης του χειριστή (δηλαδή σε ποιον στόχο θέλει να μεταβεί ο ίδιος) μέσω του καθορισμού του πιο πιθανού στόχου πλοήγησης (most probable navigational goal), ο οποίος δηλώνεται ως $g^* \in \mathbf{G}$. Για την εκτίμηση του πιο πιθανού στόχου χρησιμοποιείται ένα αναδρομικό πλαίσιο συμπερασμάτων μέσω Bayesian λογισμού (recursive Bayesian estimation). Αυτό επιτυγχάνεται αξιοποιώντας την ικανότητά του να χειρίζεται συνεχείς ενημερώσεις καθώς γίνονται διαθέσιμα περισσότερα στοιχεία (evidence) ή πληροφορίες από πολλαπλές πηγές παρατήρησης (observation sources). Ένα φίλτρο Bayes εφαρμόζεται, το οποίο ενημερώνει συνεχώς μια πεποίθηση (belief) για όλους τους πιθανούς στόχους του χειριστή με βάση τα πιο πρόσφατα δεδομένα (παρατηρήσεις-observations) και την προηγούμενη πεποίθηση (prior belief).

5.2 Μαθηματική μοντελοποίηση της εκτίμησης

Θεωρείται ότι η πραγματική κατάσταση $g \in \mathbf{G}$ είναι μία μη παρατηρήσιμη Μαρκοβιανή αλυσίδα (unobserved Markov chain) και η $z \in \mathbf{Z}$ είναι οι παρατηρήσεις ενός κρυμμένου Μοντέλου Markov (Hidden Markov Model – HMM) που δίνουν πληροφορίες σχετικά με τη μεταβλητή που κρίνεται σημαντική, g . Εξαιτίας του ισχυρισμού του Markov [34], η πιθανότητα της τρέχουσας κατάστασης g_t δεδομένης της αμέσως προηγούμενης g_{t-1} είναι υπό όρους ανεξάρτητη από τις άλλες προηγούμενες καταστάσεις. Για τον καθορισμό της κρυμμένης κατάστασης g , η αναδρομική Bayesian εκτίμηση υποθέτει ότι το σύστημα παρουσιάζεται ως ένα HMM. Έτσι, αυτό το σύστημα πρέπει να διαμορφωθεί ως μείγμα ενός μοντέλου που σχετίζει τις παρατηρήσεις με την κατάσταση (μοντέλο παρατήρησης – observation model) και με ένα μοντέλο που να δείχνει τη χρονική εξέλιξη αυτής της κατάστασης (μοντέλο μετάβασης – transition model).

Τα μοντέλα παρατήρησης και μετάβασης περιγράφονται από συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας (probability density functions):

$$\text{observation model} \rightarrow \mathbf{y}(\mathbf{z}_t | \mathbf{g}_t) \quad 5.2$$

Και

transition model $\rightarrow f(\mathbf{g}_t | \mathbf{g}_{t-1})$

5.3

αντίστοιχα, εξαιτίας των στοχαστικών ιδιοτήτων που εμφανίζουν.

Επίσης, σε αυτή τη μελέτη γίνεται προσθήκη ενός ακόμα μοντέλου που σημειώνεται ως:

click based model $\rightarrow h(\mathbf{g}_t | \text{Decay})$

5.4

επιτρέποντας την λήψη, άμεσα και ασύγχρονα, τέλειας γνώσης της πρόθεσης του χειριστή (δηλαδή τον στόχο στον οποίο σκοπεύει να κατευθυνθεί) όταν και αν είναι διαθέσιμη. Σε αυτή την εφαρμογή, αυτή η γνώση καταγράφεται μέσω εισόδου που δίνεται από τις επιλογές του χειριστή χρησιμοποιώντας ποντίκι υπολογιστή, παρόλα αυτά και άλλοι τύποι θα μπορούσαν να ενσωματωθούν. Με τη συγχώνευση αυτών των μοντέλων, η Bayesian εκτίμηση επιτρέπει σε κάποιον να βρει την εκ των υστέρων κατανομή (posterior distribution) ή την κατανομή πεποίθησης της κρυμμένης πραγματικής κατάστασης g . Έτσι, εφαρμόζοντας τον κανόνα του Bayes (Bayes Rule) η κανονικοποιημένη εκ των υστέρων κατανομή όλων των στόχων ενημερώνεται ως εξής:

$$P(\mathbf{g}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \propto y(\mathbf{z}_t | \mathbf{g}_t) \times f(\mathbf{g}_t | \mathbf{g}_{t-1}) \times h(\mathbf{g}_t | \text{Decay}) \quad 5.5$$

5.2.1 Μοντέλο παρατήρησης (Observation model)

Αναλυτικότερα, για τον προσδιορισμό του μοντέλου παρατήρησης (δηλαδή $y(\mathbf{z}_t | \mathbf{g}_t)$) θεωρούνται δύο οι πηγές παρατήρησης:

- η γωνία φ μεταξύ του προσανατολισμού του ρομπότ με τον κάθε στόχο (1^η πηγή παρατήρησης)
- το μήκος της διαδρομής l (δίνεται από ειδικό λογισμικό) μεταξύ της θέσης του ρομπότ με τον κάθε στόχο (2^η πηγή παρατήρησης)

Αυτές οι παρατηρήσεις, όπως αναφέρθηκε παραπάνω, θεωρούνται ανεξάρτητες μεταξύ τους βάσει της υπόθεσης του Markov και συνοψίζονται σε ένα σύνολο ανά ζεύγη, δηλαδή :

$$\mathbf{Z} = \{[\varphi_t^1, l_t^1], \dots, [\varphi_t^N, l_t^N]\} \quad 5.6$$

Η χρήση του μήκους της διαδρομής l αντί της ευκλείδειας απόστασης ως στοιχείο παρατήρησης για τον προσδιορισμό της απόστασης που βρίσκεται το ρομπότ από έναν στόχο κρίνεται ως επωφελής και πλεονεκτική παρά την μεγαλύτερη υπολογιστική ισχύ που απαιτεί. Αυτό συμβαίνει εξαιτίας του γεγονότος ότι στην πλειοψηφία των περιπτώσεων το ρομπότ πρέπει να πλοηγείται γύρω από εμπόδια και κατά μήκος περίπλοκων διαδρομών καθιστώντας την ευκλείδεια απόσταση αρκετά μικρότερη από το πραγματικό μήκος της διαδρομής. Ουσιαστικά, το μήκος της διαδρομής είναι πιο ενημερωτικό ως κρίσιμη μέτρηση που λαμβάνει υπόψη το γεωγραφικό πλαίσιο της κατανομής των εμποδίων εντός του περιβάλλοντος. Η γωνία φ κωδικοποιεί την κίνηση του ρομπότ προς την κατεύθυνση του στόχου λαμβάνοντας υπόψη αν το ρομπότ αντικρύζει τον στόχο ή όχι.

Το εφαρμοζόμενο μοντέλο παρατήρησης μπορεί να εκφραστεί ως η πιθανοφάνεια (likelihood), δηλαδή η συνάρτηση των στοιχείων παρατήρησης, όπως αυτή δηλώνεται από τη μορφή του θεωρήματος του Bayes (βλέπε Κεφάλαιο 4). Η πιθανοφάνεια δεδομένων δύο ή περισσότερων ανεξάρτητων γεγονότων αντιστοιχεί στο γινόμενο των πιθανοφανειών καθενός από τα μεμονωμένα γεγονότα και παρουσιάζεται με τον ακόλουθο τρόπο:

$$y(z_t | g_t) \rightarrow P(z_t | g_t) = \prod_{z \in Z} P(z_t | g_t) \quad 5.7$$

Η μέθοδος που περιγράφεται στην παραπάνω εξίσωση υπονοεί ότι υπάρχουν δύο τύποι πληροφοριών που εισάγονται στο σύστημα: το μοντέλο πιθανοφάνειας για τη γωνία φ και το μοντέλο πιθανοφάνειας για το μήκος της απόστασης l . Αυτοί οι δύο παράγοντες συνθέτουν το σύνολο παρατήρησης \mathbf{Z} όπως αναφέρθηκε προηγουμένως. Τα μοντέλα πιθανοφάνειας και για τις δύο πηγές παρατήρησης ορίζονται ως μια σταθμισμένη εκθετική εξομάλυνση, δηλαδή:

$$P(z \equiv \varphi_t | g_t) = W_1 \cdot e^{-\varphi_t} \quad 5.8$$

και

$$P(z \equiv l_t | g_t) = W_2 \cdot e^{-l_t} \quad 5.9$$

Η εκθετική μορφή σημαίνει ότι όσο μικρότερη η τιμή του στοιχείου παρατήρησης τόσο υψηλότερη θα είναι η τιμή της πιθανοφάνειας. Τα βάρη W_1 και W_2 αθροίζονται πάντα στη μονάδα και καθορίζουν ποσοστιαία το πόσο θα λαμβάνεται υπόψη η κάθε πηγή παρατήρησης. Στην ουσία, τα βάρη μπορούν εύκολα να προσαρμοστούν ώστε να αντικατοπτρίζουν τον τρόπο με τον οποίο υποτίθεται διαφορετικοί τύποι στοιχείων παρατήρησης μεταφέρουν λιγότερες ή περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την πρόθεση του χειριστή. Προκειμένου τα δύο βάρη να έχουν ουσιαστικό αντίκτυπο, όλες οι τιμές από τις δύο πηγές παρατήρησης κανονικοποιούνται στο διάστημα $[0, 1]$ πριν εισαχθούν στο σύνολο τιμών \mathbf{Z} . Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι το εύρος τιμών που λαμβάνουν οι δύο πηγές είναι εντελώς διαφορετικό. Η ιδέα των βαρών, επίσης, επηρεάζει και την απόκριση του μοντέλου. Αν και η επιλογή μιας «σκέτης» (δηλαδή, χωρίς βάρη) εκθετικής μεθόδου θα παρείχε ταχύτερη απόκριση (δηλαδή πιο απότομη κλίση – gradient), η σταθμισμένη φόρμουλα που χρησιμοποιείται προσφέρει περισσότερη ευρωστία χωρίς περιττές/λανθασμένες αλλαγές μεταξύ των στόχων. Στη συγκεκριμένη εργασία, τα βάρη έχουν επιλεγεί ευρετικά να είναι $W_1 = 0.65$, $W_2 = 0.35$ ήτοι 65% και 35% αντίστοιχα. Αυτό συνεπάγεται ότι η εμπιστοσύνη για τον ακριβή καθορισμό του πιθανότερου στόχου έγκειται περισσότερο στην παρατήρηση της γωνίας προσανατολισμού.

5.2.2 Μοντέλο μετάβασης (Transition model)

Το ενσωματωμένο μετάβασης που χρησιμοποιείται μέσω της εξίσωσης Chapman-Kolmogorov [35] καθορίζεται όπως φαίνεται παρακάτω:

$$f(g_t | g_{t-1}) \rightarrow P(g_t | z_{1:t-1}) = \sum_{g_{t-1}} P(g_t | g_{t-1}) P(g_{t-1} | z_{1:t-1}) \quad 5.10$$

Ο πρώτος όρος της Εξίσωσης 5.10, ήτοι $\sum_{g_{t-1}} P(g_t | g_{t-1})$, δηλώνει τη δεσμευμένη πιθανότητα (conditional probability), η οποία δείχνει τον σκοπό που έχει το ρομπότ να οδηγηθεί στο στόχο g σε χρόνο t δεδομένου ότι ο στόχος ήταν ο ίδιος g την προηγούμενη χρονική στιγμή $t - 1$. Ο δεύτερος όρος, $P(g_{t-1} | z_{1:t-1})$, υποδηλώνει την προηγούμενη πεποίθηση (prior belief) υποθέτοντας την κατάσταση όπου δεν έχουν εισαχθεί ακόμα οι μετρήσεις από τις πηγές παρατήρησης.

Ενώ ο πρώτος όρος παραμένει αμετάβλητος καθ' όλη τη διάρκεια του πειράματος, ο δεύτερος ενημερώνεται αναδρομικά διαρκώς ως η προηγούμενη πεποίθηση, δηλαδή ως η εκ των υστέρων πιθανότητα που συνέβη την αμέσως προηγούμενη χρονική στιγμή. Η Bayesian διατύπωση του προβλήματος αξιοποιεί μια ευέλικτη επιλογή για την εκ των προτέρων κατανομή (prior) στους στόχους που αντικατοπτρίζουν μια αρχική πεποίθηση για όλους τους στόχους χωρίς ενσωματωμένες ακόμη τις πληροφορίες από τις πηγές παρατήρησης. Με απλά λόγια, δίνεται η δυνατότητα, πριν την εκκίνηση του πειράματος, η εκ των προτέρων πιθανότητα κάθε στόχου να λαμβάνει τιμή που έχει καθοριστεί από τον προγραμματιστή δηλώνοντας έτσι την αρχική εκτίμηση για τον κάθε στόχο. Αυτή η συνθήκη, εδώ, αντιπροσωπεύεται από μια ομοιόμορφη κατανομή (uniform distribution) σε N υποθέσεις (δηλαδή όσες και ο αριθμός των πιθανών στόχων). Για παράδειγμα, υποθέτοντας ότι υπάρχουν $N = 3$ στόχοι τη χρονική στιγμή $t=0$, προτείνεται ότι το σύνολο G θα απαρτίζεται από τρεις στόχους (δηλαδή g_t^1, g_t^2, g_t^3). Καθώς υπάρχει ο ισχυρισμός ότι η εκ των προτέρων κατανομή θα είναι ομοιόμορφη αποδεικνύεται τελικά ότι $P(g_t^1) = P(g_t^2) = P(g_t^3) = 0.33 = 33.3\%$.

5.2.3 Μοντέλο βασισμένο στο click (click-based model)

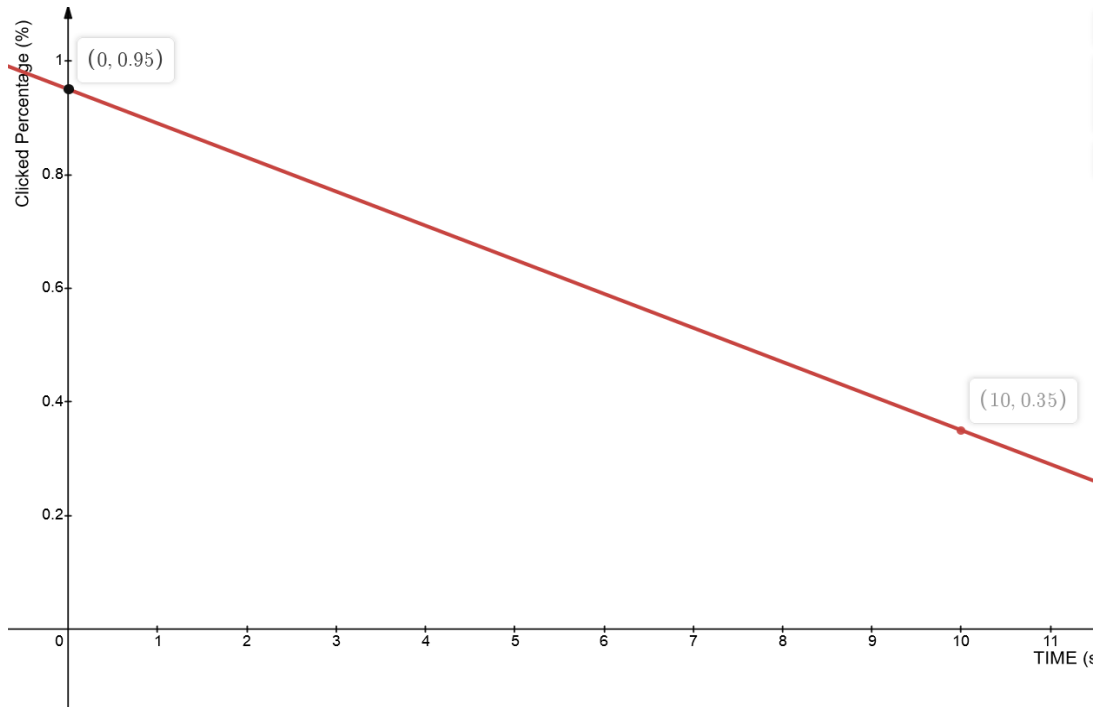
Στα περισσότερα σενάρια αναζήτησης και διάσωσης και ειδικά στην περίπτωση ΜΙ ελέγχου υπάρχει πληθώρα ρητών εντολών από τον χειριστή. Παρόλο που το πλαίσιο επικεντρώνεται κυρίως σε έμμεσα/άρρητα (implicit) συμπεράσματα είναι σημαντικό να μπορούν οι χειριστές να χρησιμοποιούν και άμεσες/ρητές (explicit) πληροφορίες όταν παρέχεται η δυνατότητα αυτή. Σε αυτό το μοντέλο ενσωματώνεται η ρητή έκφραση πρόθεσης του χειριστή (μέσω click) στο Bayesian δομημένο σύστημα, προσαρμόζοντας έτσι την κατανομή πιθανότητας πάνω στους στόχους. Τέτοιου είδους δυνατότητα θα μπορούσε να αποδειχθεί χρήσιμη σε περίπτωση ξαφνικής αλλαγής προθέσεων του χειριστή, ή όταν υπάρχουν πολλαπλοί και αλληλεπικαλυπτόμενοι στόχοι ή σε περιπτώσεις όπου η εκτίμηση πρόθεσης γίνεται δύσκολη. Επομένως, αυτή η ιδέα οδηγεί σε μια πρόταση ενός μοντέλου «ενημερωμένης πρόθεσης», όπου οι χειριστές επιλέγοντας ένα σημείο, ενημερώνουν τον αλγόριθμο και κατ' επέκταση το σύστημα για τον επόμενο στόχο τους, παρεμβαίνοντας στη λειτουργικότητα του συστήματος για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο (χρονικό παράθυρο – time window $\sim w$). Το μοντέλο που περιγράφεται μπορεί να οριστεί μαθηματικά ως εξής:

$$h(g_t|Decay) \rightarrow P(g_t|D) = \begin{cases} -R \cdot t + \lambda, & t = \text{click: window} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad 5.11$$

Όπως φαίνεται, όταν το βασισμένο σε click μοντέλο εκτελείται η κατανομή πιθανότητας υπόκειται σε γραμμική μείωση (Εικόνα 5.1) καθώς φθίνει με ρυθμό R (Rate) που μπορεί να υπολογιστεί βάσει του χρονικού περιθωρίου w (window), της πεποίθησης που έχει δημιουργηθεί εξαιτίας του click λ (clicked Belief) και της οριακής πεποίθησης tB (threshold Belief) που έχουν προκαθοριστεί με τιμές προσαρμοσμένες στις ανάγκες του πειράματος. Έπειτα, σε περίπτωση που το click είναι ενεργό, η κατανομή πιθανότητας $P(g_t = click | D)$ στο αρχικό χρονικό βήμα ισούται με τον δεύτερο όρο της Εξίσωσης μετάβασης που είναι η αρχική πεποίθηση $P(g_t = click)$ και υπολογίζεται ως:

$$P(g_{t=click}^i) = \begin{cases} \lambda, & \text{if } i = \text{clicked point} \\ \frac{1 - \lambda}{N - 1}, & \text{if } i \neq \text{clicked point} \end{cases} \quad 5.12$$

όπου $\lambda = 0.95$ είναι μια προκαθορισμένη σταθερά, η οποία αποτυπώνει την πιθανότητα που δίνεται στο σημείο που έχει επιλεγεί μέσω του click (δηλαδή το clicked Belief). Έτσι, η εξίσωση δηλώνει ότι πιθανότητα του επιλεγμένου στόχου θα είναι η πιο μεγάλη, ενώ η πιθανότητα των υπολοίπων στόχων θα είναι ομοιόμορφα κατανεμημένοι.



Εικόνα 5. 1 : Αποτύπωση του «click μοντέλου» ως γραμμικά φθίνουσα εξίσωση με ρυθμό $R = \frac{\lambda - tB}{w}$

5.2.4 Bayesian εκτίμηση πρόθεσης

Μόλις ανακτηθούν τα μοντέλα παρατήρησης (observation), μετάβασης (transition) και βασισμένου στο click (click-based) τίθεται σε εφαρμογή ο κανόνας του Bayes που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση του πιθανότερου στόχου από το ευρύτερο σύνολο των στόχων. Κατά συνέπεια η Εξίσωση 5.5 που υπολογίζει την εκ των υστέρων κατανομή (posterior) μπορεί να επεκταθεί στην Εξίσωση 5.13 όπως φαίνεται παρακάτω. Η Εξίσωση 5.13 απεικονίζει τον πυρήνα του φίλτρου βασισμένο στο λογισμό του Bayes. Σε κάθε χρονική στιγμή t το αποτέλεσμα υπολογίζεται παρέχοντας N κατανομές πιθανότητας όσες και ο συνολικός αριθμός των στόχων (Εικόνα 5.2).

$$\begin{aligned}
 \text{Posterior} &= P(g_t | z_{1:t}) \\
 &\propto \prod_{z \in Z} P(z_t | g_t) \times \sum_{g_{t-1}} P(g_t | g_{t-1}) P(g_{t-1}) \times P(g_t | D)
 \end{aligned} \tag{5.13}$$

Ο στόχος με την υψηλότερη τιμή στην εκ των υστέρων κατανομή αντιπροσωπεύει τον πιο πιθανό στόχο g^* και κατά συνέπεια την πρόθεση του χειριστή. Σε μαθηματικά πλαίσια αυτό παρουσιάζεται:

$$g_t^* = \underset{g_t \in \mathcal{G}}{\operatorname{argmax}} P(g_t | z_{1:t}) \quad 5.14$$

Algorithm 1 Bayesian Estimation

Require:

known environment, $goals \in G$, time window, clicked Belief (cB), threshold Belief (tB),

```
1: procedure BAYESIAN ESTIMATION
2:   Initialize uniform prior distribution  $P(g_{t=0})$ 
3:   Define  $Belief_{t=0}(g) = P(g_{t=0})$ 
4:    $click \sim$  click-based model
5:   while EXPERIMENT do           ▶ experiment has started
6:     Make observations  $z \in Z$  (angle & path)
7:     if  $click = True$  then
8:       Define linear decay function
9:       Initialize distribution  $P(g_{t=click})$  ▶ based on linear
      decay function
10:      Define  $P(g_{t=0}) = P(g_{t=click})$            ▶ time window
      interval starts
11:      for all  $g$  do
12:        Compute  $Belief \leftarrow (8)$ 
13:      end for
14:    else
15:      Define  $P(g_t|D) = 1$                        ▶ no need
16:      for all  $g$  do
17:        Compute  $Belief \leftarrow (8)$ 
18:      end for
19:    end if
20:    Normalize result
21:    Update operator intent  $g_t^* \leftarrow (9)$ 
22:  end while
23: end procedure
```

Εικόνα 5. 2 : Συνοπτικά βήματα του αλγορίθμου εκτίμησης πρόθεσης μέσω Bayesian λογισμού

6. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

Μια σειρά από πειράματα πραγματοποιήθηκαν με σκοπό την αξιολόγηση της απόδοσης του αλγορίθμου ως προς την επιτυχή ή μη εύρεση της πρόθεσης του ανθρώπου χειριστή (δηλαδή τον πιο πιθανό στόχο g^*). Είναι σημαντικό να επικυρωθεί ο αλγόριθμος εκτίμησης πρόθεσης (intent inference algorithm) χρησιμοποιώντας το πλαίσιο που ορίστηκε παραπάνω, επιτρέποντας με αυτό τον τρόπο την άμεση προσκόλλησή του στο συνολικό σύστημα ελέγχου ΜΙ μελλοντικά. Απώτερος σκοπός του τελικού συστήματος αποτελεί η εξάλειψη του φαινομένου σύγκρουσης (conflict for control) όπως αυτό αναπτύχθηκε στην αρχή της εργασίας. Στα πειράματα που παρουσιάζονται εδώ, οι άνθρωποι χειριστές πραγματοποίησαν τον εξ αποστάσεως έλεγχο στο προσομοιωμένο ρομπότ μέσω τηλεχειρισμού. Τους ανατέθηκε η πλοήγηση μεταξύ διαφορετικών σημείων σε περιοχές οι οποίες διαφέρουν στη διάταξη.

Σημειώνεται ότι κατά τη διάρκεια των πειραμάτων και υπό ορισμένες συνθήκες (έντονα ξαφνική αλλαγή στην πρόθεση του χειριστή) οι χειριστές δύνανται να επιλέξουν και να χρησιμοποιήσουν τη λειτουργία του μοντέλου βασισμένο στο click (click-based) που εξηγείται αναλυτικά στο 5.2.3.

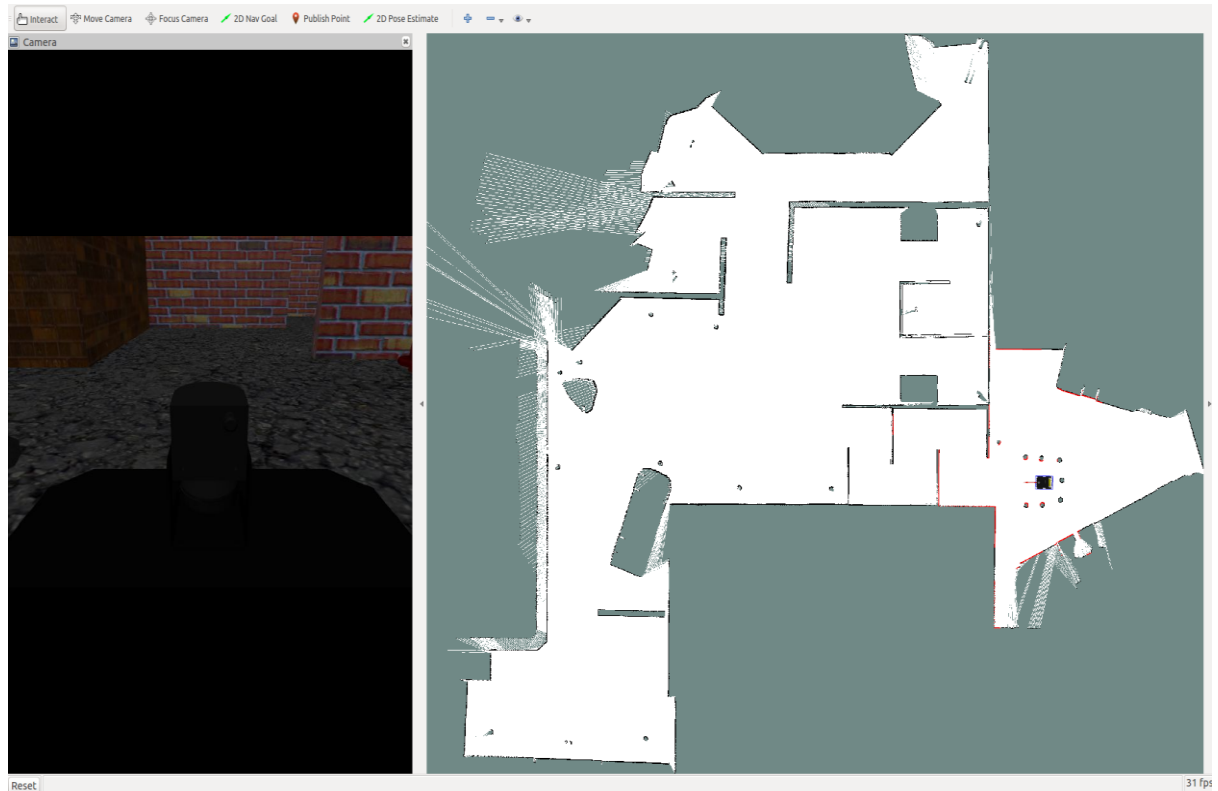
6.1 Πειραματικός εξοπλισμός

Το πλαίσιο πιθανοτήτων που περιγράφεται σε αυτή τη μελέτη επικυρώθηκε σε προσομοίωση εκτελώντας πειράματα σε έναν ρεαλιστικό ρομποτικό προσομοιωτή με το όνομα Gazebo. Το λογισμικό αναπτύχθηκε στο ROS (Robot Operating System) και το προσομοιωμένο ρομπότ ήταν ένα μοντέλο Husky εξοπλισμένο με κάμερα για να παρέχει τροφοδοσία βίντεο και έναν σαρωτή laser ως μέσο αντίληψης του περιβάλλοντός του. Η διαδικασία ελέγχεται από τη μονάδα ελέγχου του χειριστή (Operator Control Unit – OCU) όπως φαίνεται στην Εικόνα 6.1.



Εικόνα 6. 1 : Μονάδα ελέγχου χειριστή – OCU (Operator Control Unit)

Η μονάδα ελέγχου αποτελείται από ένα ποντίκι υπολογιστή, ένα χειριστήριο, έναν φορητό υπολογιστή που εκτελεί τις λειτουργίες του λογισμικού, μια οθόνη που δείχνει το γραφικό περιβάλλον εργασίας του χρήστη (Graphical User Interface - GUI). Όπως φαίνεται στην Εικόνα 6.2, το περιβάλλον προσομοίωσης δημιουργεί πολύ ρεαλιστικές καταστάσεις και ερεθίσματα για τους χειριστές όπως θα βίωναν κατά την οδήγηση ενός πραγματικού ρομπότ. Η επιστημονική αξία της αξιολόγησης του συστήματος επεκτείνεται πέρα από το προσομοιωμένο περιβάλλον, δεδομένου ότι στις περισσότερες πραγματικές εφαρμογές υλοποίησης το OCU είναι ίδιο με αυτό που χρησιμοποιείται στην προσομοίωση.



Εικόνα 6. 2 : Αλληλεπίδραση ανθρώπου χειριστή με το προσομοιωμένο ρομπότ μέσω του GUI (Graphical User Interface)

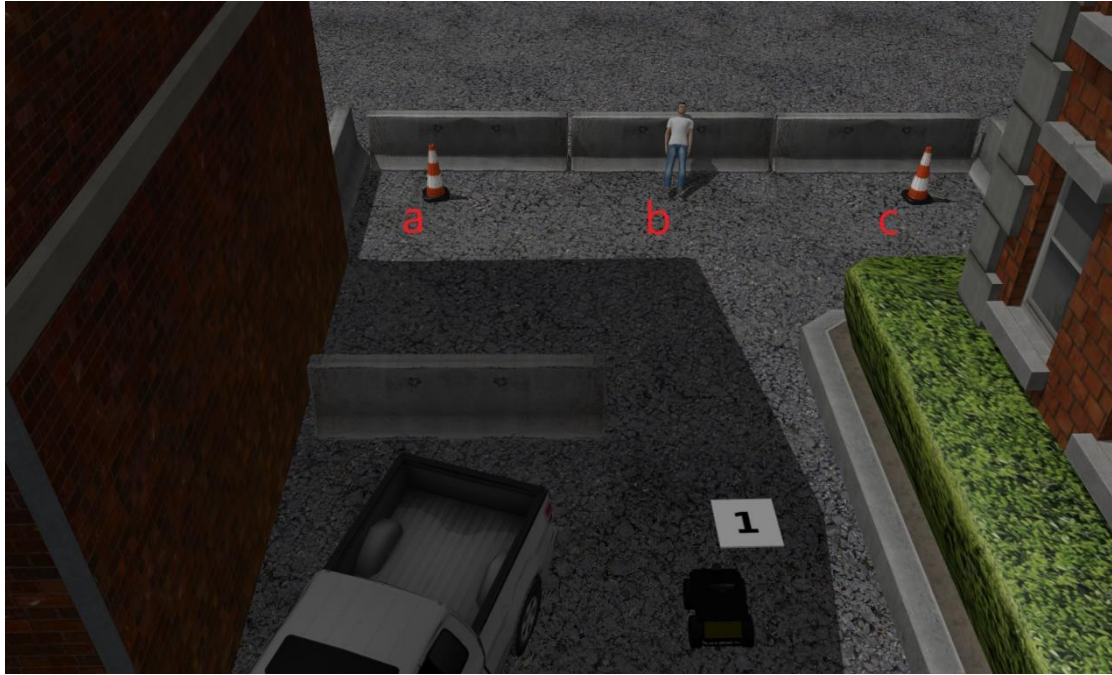
6.2 Σενάρια πειράματος και διαδικασία

Η πειραματική αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε από τρεις ειδήμονες χειριστές. Και οι τρεις είχαν εκτεταμένη εμπειρία στη λειτουργία ρομπότ σε παρόμοια σενάρια (όπως συνηθίζεται να υπάρχουν επαγγελματίες σε τέτοιου είδους αποστολές) και είχαν άριστη δεξιότητα στη χρήση του GUI και των συσκευών εισαγωγής εντολών. Κάθε χειριστής έκανε πέντε δοκιμές σε καθένα από τα σενάρια. Τέσσερα διαφορετικά σενάρια τέθηκαν σε ισχύ για την αξιολόγηση των ακόλουθων πτυχών:

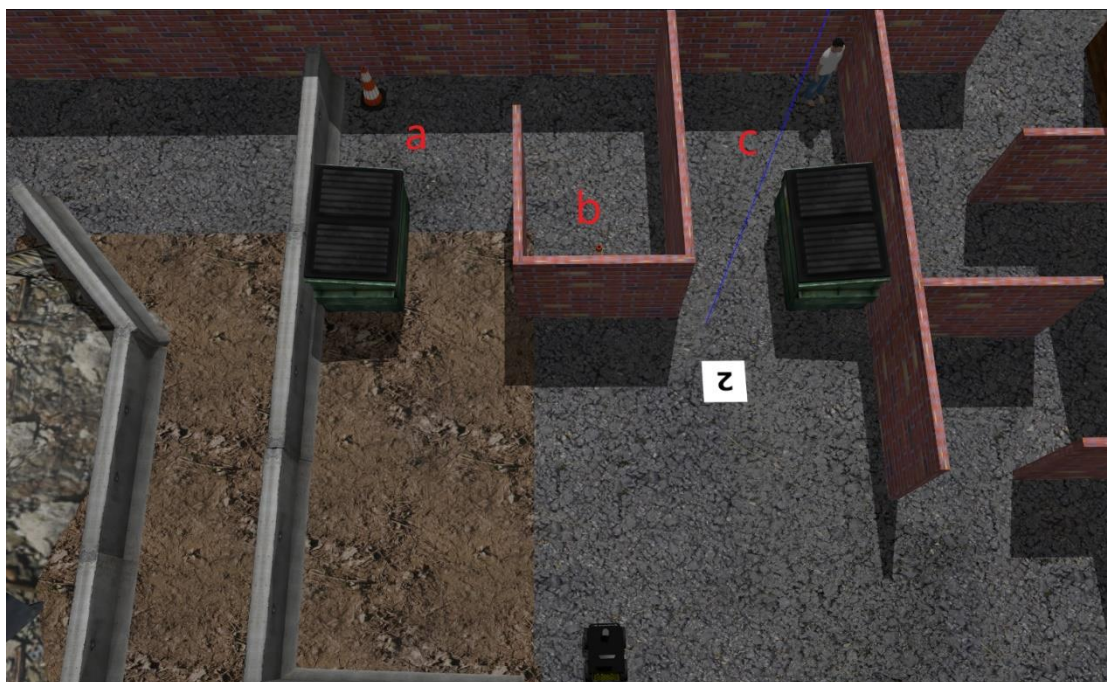
- a) την ακρίβεια στην πρόβλεψη του επιδιωκόμενου στόχου
- b) την επεκτασιμότητα στον αριθμό των πιθανών στόχων
- c) τη λειτουργικότητα με γνώμονα την πρόθεση
- d) την απόδοση σε σενάριο πολλαπλών διαδοχικών στόχων

Οι Εικόνες 6.3, 6.4, 6.5, 6.6 δείχνουν τις διάφορες περιοχές (1, 2, 3, 4 αντίστοιχα) όπου πραγματοποιήθηκαν τα πειράματα. Τα δεδομένα/αποτελέσματα που προέκυψαν από

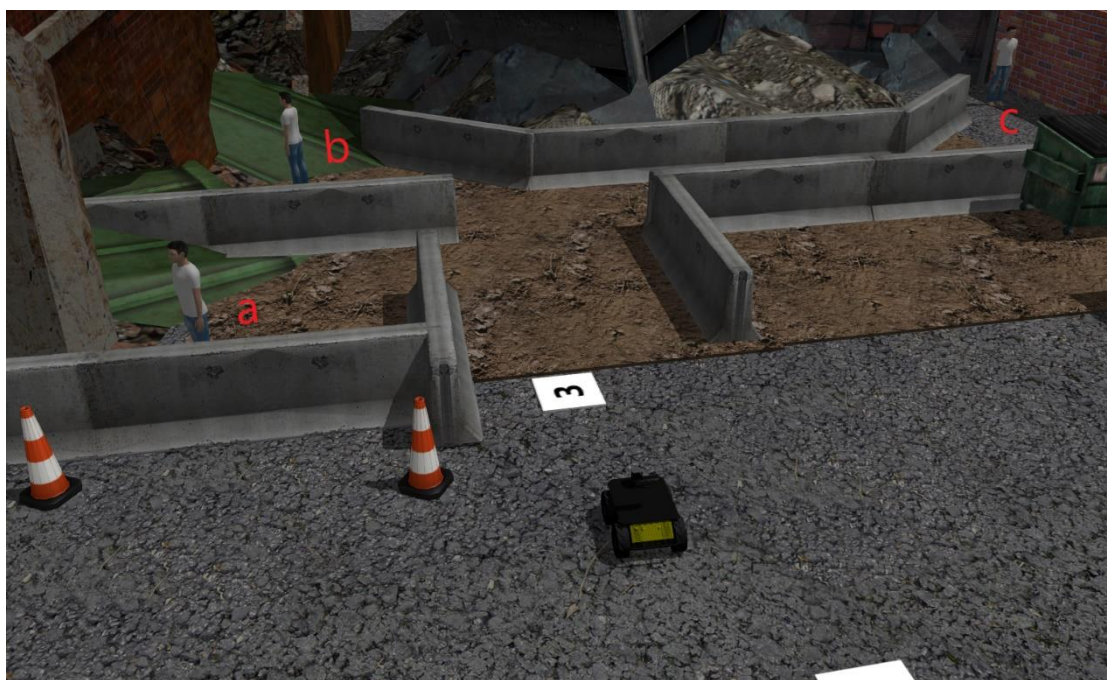
τον αλγόριθμο κατά τα πειράματα συνοψίζονται στον πίνακα της Εικόνας 6.7. Να τονιστεί ότι όπου τα δεδομένα βρέθηκαν να ακολουθούν και να συμμορφώνονται με μια κανονική κατανομή χρησιμοποιήθηκε το δοκιμαστικό δείγμα t-test για τη σύγκριση των μέσων. Σε περιπτώσεις όπου αυτό δε συνέβη, χρησιμοποιήθηκε το τεστ κατάταξης Wilcoxon. Θεωρείται ότι ένα αποτέλεσμα είναι σημαντικό όταν αποδίδει τιμή $p < 0.05$.



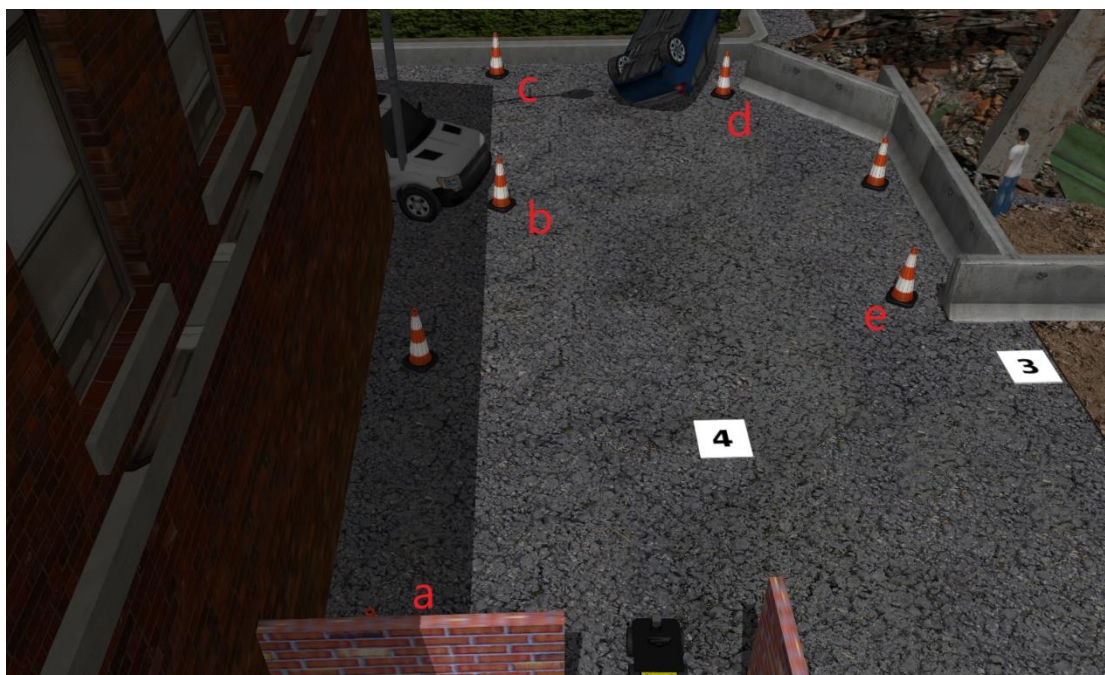
Εικόνα 6. 3 : : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 1



Εικόνα 6. 4 : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 2



Εικόνα 6. 5 : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 3



Εικόνα 6. 6 : Περιοχή εξερεύνησης υπ' αριθμόν 4

ΣΕΝΑΡΙΟ 1 :

Το Σενάριο 1, που αντιστοιχεί στην περιοχή 1 (Εικόνα 6.3), χρησιμοποιήθηκε με δυο τρόπους. Πρώτα πραγματοποιήθηκε το σενάριο 1α. Πρόκειται για μια απλή αποστολή σκοπεύοντας να αποδείξει ότι ο αλγόριθμος λειτουργεί όπως αναμενόταν. Ζητήθηκε από τους χειριστές να πορεύονται κινούμενοι προς τον ίδιο στόχο (στόχος Β) καθ' όλη τη διάρκεια του πειράματος. Στη συνέχεια, στην ίδια περιοχή πραγματοποιήθηκε το σενάριο 1β. Οι χειριστές ακολουθώντας το ίδιο μοτίβο όπως προηγουμένως και ενώ πλησίαζαν τον ίδιο στόχο (στόχος Β), έπρεπε κάποια στιγμή να αλλάξουν την πρόθεσή τους, δηλαδή να επιδιώξουν και να μεταβούν στον στόχο Α.

ΣΕΝΑΡΙΟ 2 :

Σε αυτό το σενάριο, ο στόχος ήταν να εκτιμηθεί η απόδοση του αλγορίθμου σε μια πιο περίπλοκη διάταξη του χώρου. Οι τοποθεσίες των στόχων τοποθετήθηκαν πίσω από εμπόδια που ανάγκασαν τον χειριστή να περιηγηθεί γύρω τους για να πετύχει τελικά τον επιθυμητό. Αυτό το σενάριο χρησιμοποιήθηκε για να καθοριστεί η επίδραση μιας πιο σύνθετης γεωμετρίας του χώρου, που οδηγεί σε περίπλοκες διαδρομές εξερεύνησης, στη συνολική απόδοση του αλγορίθμου. Κατά τη διάρκεια του πειράματος η πρόθεση των χειριστών παρέμεινε αμετάβλητη και η επιθυμία ήταν να μεταβούν στον στόχο C.

ΣΕΝΑΡΙΟ 3 :

Για να μπορούν να μελετηθούν οι περιορισμοί του συστήματος και να εντοπιστούν οι πιθανοί παράγοντες που θα μπορούσαν να επηρεάσουν αρνητικά τη συνολική απόδοση, εφαρμόστηκε το Σενάριο 3. Αυτή η περιοχή αποτελείται από τρεις επιμέρους περιοχές ενδιαφέροντος στις οποίες οι χειριστές πρέπει να μεταβούν διαδοχικά. Αρχικά, στο σενάριο 3α, ζητήθηκε από τους χειριστές να πλοηγηθούν προς τον στόχο Α. Καθώς έφταναν στον στόχο αυτόν θα άλλαζαν την πρόθεσή τους προχωρώντας στον επόμενο (στόχο Β). Ομοίως, μόλις πλησίαζαν στον στόχο Β έπρεπε να αλλάξουν για άλλη μια φορά την επιθυμία τους πορευόμενοι για τον τελικό στόχο (στόχος C).

Στο σενάριο 3β, ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία με τη διαφορά τώρα ότι για να αλλάξουν οι χειριστές την πρόθεσή τους έπρεπε να δηλώσουν τον επιθυμητό στόχο στον οποίο ήθελαν να κινηθούν ενεργοποιώντας τη λειτουργία του click (click-based model).

ΣΕΝΑΡΙΟ 4 :

Αυτό το σενάριο στοχεύει στην αξιολόγηση της επεκτασιμότητας του συστήματος. Για τον σκοπό αυτόν, σχεδιάστηκε η περιοχή 4 και η αποστολή, για την αποτελεσματικότητα της απόδοσης κατά την εισαγωγή πολλαπλών πιθανών στόχων. Οι χειριστές ήταν επιφορτισμένοι με την πλοήγηση μεταξύ δύο στόχων που επιλέχθηκαν τυχαία στην αρχή κάθε δοκιμής. Συνολικά υπήρξαν πέντε στόχοι διασκορπισμένοι στη μεγάλη περιοχή 4. Αυτό έγινε για να διασφαλιστεί η διακύμανση και η προσομοίωση των περιπτώσεων που ο χειριστής ίσως χρειαστεί να εξερευνήσει με λιγότερο αποτελεσματικό και πιο ποικίλο τρόπο (ίσως χρειαστεί να επιστρέψει στην είσοδο της περιοχής ή να περάσει από ήδη εξερευνημένες περιοχές). Στην αποστολή του σεναρίου 4β ζητήθηκε από τους χειριστές να εκφράσουν την αλλαγή της πρόθεσής τους παρόμοια με την αποστολή του σεναρίου 3β βασιζόμενοι στο click.

6.3 Αποτελέσματα

ΣΕΝΑΡΙΟ 1 :

Η ακρίβεια στο σενάριο 1α ήταν (Mean=100.00, Standard Deviation=0.00). Στην περίπτωση του σεναρίου 1β καταγράφηκε η απόδοση του αλγορίθμου κατά την εναλλαγή στόχου. Η απόδοση περιλαμβάνει δύο στοιχεία, την ακρίβεια σε ποσοστό τοις εκατό και την καθυστέρηση (σε δευτερόλεπτα) έως ότου ο αλγόριθμος εντοπίσει τον σωστό/επιθυμητό στόχο. Η ακρίβεια του συστήματος μετρήθηκε (M=83.97, SD=3.51) και η καθυστέρηση ήταν (M=3.20, SD=0.6).

ΣΕΝΑΡΙΟ 2 :

Εδώ, η απόδοση του συστήματος εμφάνισε παρόμοια ακρίβεια ($M=83.25$, $SD=7.12$) και καθυστέρηση ($M=4.47$, $SD=2.07$) με τη δεύτερη αποστολή του πρώτου σεναρίου (σενάριο 1β), αλλά η πιο περίπλοκη διαδρομή συνέβαλε σε αυξημένη τυπική απόκλιση (SD).

ΣΕΝΑΡΙΟ 3 :

Στο σενάριο 3α, ο αλγόριθμος έδειξε την ακόλουθη ακρίβεια ($M=64.31$, $SD=1.67$) και καθυστέρηση ($M=36.47$, $SD=1.41$). Αυτή η πτώση είχε προβλεφθεί εξαιτίας της διαμόρφωσης του χώρου που κρίνεται ως περίπλοκος όχι μόνον για τη νοημοσύνη ενός μηχανήματος αλλά και για την ανθρώπινη. Στο σενάριο 3β, στο οποίο ο χειριστής είχε τη δυνατότητα να δώσει πληροφορίες σχετικά με την πρόθεσή του στον αλγόριθμο (click-based model) τα δείγματα t-test ($t(14)=-48.93$, $p<.001$) έδειξαν σημαντική βελτίωση στατιστικά στην ακρίβεια ($M=93.71$, $SD=1.97$) και καθυστέρηση ($M=8.33$, $SD=2.29$).

ΣΕΝΑΡΙΟ 4 :

Η ακρίβεια του σεναρίου 4α ήταν ($M=72.23$, $SD=15.41$) και η καθυστέρηση ($M=11.60$, $SD=9.23$), ενώ στο σενάριο 4β εφόσον παραχωρήθηκε στον χειριστή η ικανότητα να δηλώσει άμεσα την επιθυμία του, παρατηρήθηκε μια στατιστικά σημαντική βελτίωση στην ακρίβεια ($M=90.49$, $SD=9.2$) και καθυστέρηση ($M=4.27$, $SD=4.17$) όπως ορίστηκε από το Wilcoxon Signed Ranks Test ($Z=-3.408$, $p=0.001$).

Metrics	Statistics
<i>Scenario 1</i>	
Task A Accuracy:	$M = 100 \%, SD = 0.00$
Task B Accuracy:	$M = 83.97 \%, SD = 3.51$
Task B Delay:	$M = 3.20 \text{ sec}, SD = 0.68$
<i>Scenario 2</i>	
Accuracy:	$M = 83.25 \%, SD = 7.12$
Delay:	$M = 4.47 \text{ sec}, SD = 2.07$
<i>Scenario 3</i>	
Task A Accuracy:	$M = 64.31 \%, SD = 1.67$
Task A Delay:	$M = 36.47 \text{ sec}, SD = 1.41$
Task B Accuracy:	$M = 93.71 \%, SD = 1.97$
Task B Delay:	$M = 8.33 \text{ sec}, SD = 2.29$
<i>Scenario 4</i>	
Task A Accuracy:	$M = 72.23 \%, SD = 15.41$
Task A Delay:	$M = 11.60 \text{ sec}, SD = 9.23$
Task B Accuracy:	$M = 90.49 \%, SD = 9.2$
Task B Delay:	$M = 4.27 \text{ sec}, SD = 4.17$

Εικόνα 6. 7 : Πειραματικά αποτελέσματα

6.4 Συζήτηση

Η υψηλή ακρίβεια στο σενάριο 1α επιβεβαιώνει τη αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου εξαγωγής πρόθεσης στην απλούστερη των περιπτώσεων (απλούστερη διάταξη που μπορεί να πάρει ο χώρος). Τόσο στο σενάριο 1β όσο και στο πιο περίπλοκο σενάριο 2β καταγράφηκε η απόδοση του συστήματος στην περίπτωση αλλαγής πρόθεσης. Ο υποβαθμιστικός παράγοντας φαίνεται ότι απέφερε σχεδόν ίδια αποτελέσματα και στα δύο πειράματα υποδηλώνοντας την ευρωστία του αλγορίθμου σε καταστάσεις πιο περίπλοκης γεωγραφικής διάταξης (σενάριο 2β). Σίγουρα, τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι καθώς οι εργασίες/αποστολές γίνονται πιο σύνθετες, η ακρίβεια του αλγορίθμου μειώνεται. Αυτό αναμενόταν ειδικά στα σενάρια 3 και 4

που προσδίδουν ισχυρές ενδείξεις ότι η αύξηση της πολυπλοκότητας μιας περιοχής μειώνει την απόδοση. Το τελευταίο, κυρίως, έγκειται στο γεγονός ότι οι περιοχές εξερεύνησης αποτελούνται από μια ποικιλία αντικειμένων και δομών που αποφέρουν περιπτώσεις με δυσχερή μετακίνηση προς τους στόχους. Επίσης, στα περισσότερα σενάρια που δοκιμάστηκαν, η απόκλιση του ανθρώπου χειριστή από τον πιο πιθανό στόχο προκαλείται από την αλλαγή του επιδιωκόμενου στόχου. Όλα τα πειραματικά σενάρια εκτός του δευτέρου απαιτούσαν ότι κατά τη διάρκεια της διαδικασίας πλοήγησης οι χειριστές έπρεπε να αλλάξουν την αρχική πρόθεσή τους μία ή περισσότερες φορές.

Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι η προτεινόμενη μέθοδος που αναλύθηκε βελτιώνει την τεχνητή νοημοσύνη του συστήματος παρέχοντας τη δυνατότητα πρόβλεψης της πρόθεσης του ανθρώπου χειριστή επιτυχώς. Ως συνέπεια, μπορεί να οδηγήσει σε μια βελτιωμένη συνεργασία μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ. Η γενική ιδέα είναι ότι πρέπει να εφαρμοστεί ένας αλγόριθμος επιτυγχάνοντας την καλύτερη δυνατή απόδοση και ικανός να αντιμετωπίσει την αιτία της υποβάθμισης του συστήματος ενόψει διαφορετικών καταστάσεων. Η υλοποίηση αυτού του αλγορίθμου στα πλαίσια της παρούσας εργασίας απέδειξε ότι ένας σταθμισμένος (με βάρη) εκθετικός αλγόριθμος που βασίζεται στο θεώρημα του Bayes βελτιώνει την ευρωστία του συστήματος όταν πρόκειται για την πρόβλεψη στόχου. Ουσιαστικά, ο αλγόριθμος είναι ικανός να ξεπερνά καταστάσεις στις οποίες η συνεχής εναλλαγή μεταξύ των στόχων γίνεται έντονη. Όπως εικάζεται και αποδεικνύεται οι δύο παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση περισσότερο είναι η γεωγραφική πολυπλοκότητα που παρουσιάζουν οι περιοχές προς εξερεύνηση καθώς και οι αλληλεπικαλυπτόμενοι στόχοι. Αυτό σημαίνει ότι υπάρχουν περιπτώσεις (το φαινόμενο φάνηκε σε άλλους δύο state-of-the-art αλγόριθμους που δοκιμάστηκαν στα ίδια σενάρια) που ο αλγόριθμος ενώ έχει καθιερώσει τον επιδιωκόμενο στόχο ως τον πιο πιθανό, εναλλάσσει τελικά την πρόβλεψη του με άλλους στόχους. Αυτός ο αρνητικός παράγοντας (δηλαδή μια συνεχής απόκλιση από τον πραγματικό στόχο) μπορεί να αποκαλεστεί και ως jitter.

Όσον αφορά στην πρώτη state-of-the-art μέθοδο RBII1 της μελέτης [6], αυτό το φαινόμενο μπορεί να οφείλεται στην έλλειψη πηγών παρατήρησης. Ίσως και να οφείλεται και στη δομή του αλγορίθμου που οδηγεί το σύστημα σε μια πιο γρήγορη αλλά ταυτόχρονα ασταθή απόκριση. Αν και η δεύτερη state-of-the-art μέθοδος [36] χρησιμοποιεί τον ίδιο αριθμό παρατηρήσεων με αυτόν που παρουσιάζεται σε αυτή τη μελέτη, φαίνεται ότι υστερεί σε απόδοση εξαιτίας της μη αναδρομικότητας που έχει. Από την οπτική του HRI, μια τέτοια κατάσταση μπορεί να δημιουργήσει προβλήματα σχετικά με την αποτελεσματικότητα και την προσαρμογή του αλγορίθμου σε ένα ευρύτερο σύστημα. Η απαίτηση είναι ο αλγόριθμος πρόθεσης, τελικά, να ενσωματωθεί στο συνολικό σύστημα MI αποφέροντας έτσι την εξάλειψη του «conflict for control». Παρόλο που η παρούσα έρευνα δεν πραγματεύεται την άμεση σύγκριση με άλλους αλγορίθμους που βρίσκονται στη βιβλιογραφία, οφείλει να τονιστεί ότι ο αλγόριθμος που παρουσιάστηκε εδώ δείχνει καλύτερη και πιο σταθερή απόδοση συγκρινόμενος με τους δυο που αναφέρθηκαν.

Επιπλέον, η έρευνα προτείνει έναν επιπλέον τρόπο βελτίωσης της απόδοσης του αλγορίθμου που παρουσιάζεται εδώ και ειδικότερα σε περιπτώσεις που αντικειμενικά ορίζονται ως περίπλοκες ακόμα και για τον ανθρώπινο νου. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί

επιτρέποντας στους χειριστές να εισαγάγουν στο μοντέλο πιθανοτήτων πληροφορίες σχετικές με την πρόθεσή τους. Κατ' αυτόν τον τρόπο, επιτρέπεται η διατήρηση της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου όταν εναπόκειται μια αυθόρμητη/ξαφνική αλλαγή στην πρόθεση του χειριστή. Το πλαίσιο που περιγράφεται εδώ, τελικά, δείχνει το πως μπορεί να ενσωματωθούν ή να συνδυαστούν η εκ των προτέρων γνώση και κατάσταση σχετικά με τους στόχους (μοντέλο μετάβασης) με τις παρατηρήσεις του ρομπότ καθώς αυτό κινείται εντός μια περιοχής ενδιαφέροντος (μοντέλο παρατήρησης) και μαζί με ένα συμπληρωματικό εργαλείο που επιτρέπει την ρητή εισαγωγή της πρόθεσης (μοντέλο βασισμένο στο click).

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ

Η εργασία αυτή εισάγει ένα πλαίσιο που επιτρέπει σε έναν τεχνητό πράκτορα (τεχνητή νοημοσύνη του ρομπότ) να αντιλαμβάνεται την πρόθεση ενός ανθρώπου χειριστή στο πλαίσιο του HRI και ειδικά σε περιβάλλον αντιμετώπισης καταστροφών. Η προσέγγιση και κατ' επέκταση το πλαίσιο εξαγωγής συμπεράσματος σχετικά με την πρόθεση, στηρίζεται σε προηγούμενες μελέτες από τη θεωρία Bayesian λογισμού. Η μέθοδος που παρουσιάστηκε στην παρούσα εργασία, που υλοποιήθηκε και μελετήθηκε πειραματικά, επικυρώνεται από δεδομένα ενός κινούμενου ρομπότ που διασχίζει το προκαθορισμένο περιβάλλον σε προσομοίωση.

Επόμενα βήματα με βάση την αυτή την έρευνα θα έχουν σκοπό την υπέρβαση των περιορισμών - ισχυρισμών που υφίστανται εδώ (π.χ. υπάρχουσα γνώση για το περιβάλλον στο οποίο θα κινηθεί το ρομπότ, στόχοι που έχουν ήδη αναγνωριστεί). Επιπλέον, αν και ο αλγόριθμος μπορεί να συμπεράνει την πρόθεση ενός ειδήμονα χειριστή, δε λαμβάνει υπόψη την οδηγική συμπεριφορά (αναφέρεται σε μη εξειδικευμένους χειριστές).

Στόχος, μελλοντικά, είναι κυρίως η συγχώνευση της παρούσας μελέτης με τη δουλειά που παρουσιάζεται στο [37] υπό το πρίσμα της βελτίωσης των πολιτικών (policies) του MI. Ακόμα, σκοπός είναι να αναπτυχθούν αλγόριθμοι που να μπορούν να ανταπεξέλθουν στους παραπάνω περιορισμούς, και επίσης, να βελτιώσουν την ποιότητα των συμπερασμάτων επεκτείνοντας τη λειτουργία τους σε σημείο που να επιτρέπεται η εξαγωγή ακόμα και των κρυφών προθέσεων του ανθρώπου. Συνεπώς, το επόμενο βήμα είναι η διερεύνηση άλλων τύπων (πιο μοντέρνων) προθέσεων, η μοντελοποίησή τους όπως και αυτή της αλληλεπίδρασης μεταξύ ανθρώπου-ρομπότ, η εξέταση της πλήρους αβεβαιότητας των παρατηρήσεων και αντιμετώπιση του προβλήματος δίχως τη γνώση των συντεταγμένων του χάρτη.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – ΑΝΑΦΟΡΕΣ - ΠΗΓΕΣ

Βιβλιογραφία

- [1] M. Chiou, «PhD Thesis : Flexible robotic control via co-operation between an operator and an AI-based control system,» Birmingham, 2017.
- [2] M. Chiou, «Mixed-Initiative variable autonomy for remotely operated mobile robots,» pp. 1-32, 2019.
- [3] M. A. Goodrich, «Seven principles of efficient human robot interaction,» pp. 3943-3948, 2003.
- [4] S. Javdani, «Shared autonomy via hindsight optimization for teleoperation and teaming,» *International Journal of Robotics Research* , 2018.
- [5] S. Narang, «Inferring User Intent using Bayesian Theory of Mind in Shared Avatar-Agent Virtual Environments,» *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, pp. 2113-2122, 2019.
- [6] S. Jain, «Recursive Bayesian Human Intent Recognition in Shared-Control Robotics,» *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 3905-3912, 2018.
- [7] G. Best, «Bayesian intention inference for trajectory prediction with an unknown goal destination,» *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 5817-5823, 2015.
- [8] E. Demeester, «Assessing the User's Intent Using Bayes' Rule: Application to Wheelchair Control,» *In Proceedings of the 1st International workshop on Advances in service robotics*, pp. 117-124, 2003.
- [9] D. Vanhooydonck, «Shared control for intelligent wheelchairs: an implicit estimation of the user intention,» *International Workshop on Advances in Service Robotics (ASER)*, pp. 176-182, 2003.
- [10] C. L. Baker, «Goal Inference as Inverse Planning,» pp. 779-784, 2007.
- [11] B. D. Ziebart, «Planning-based prediction for pedestrians,» *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 3931-3936, 2009.
- [12] E. Demeester, «User-adapted plan recognition and user-adapted shared control: A Bayesian approach to semi-autonomous wheelchair driving,» *Autonomous Robots*, pp. 193-211, 2008.

- [13] T. Taha, «POMDP-based long-term user intention prediction for wheelchair navigation,» *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3920-3925, 2008.
- [14] D. Alejandro, «Intentional Motion On-line Learning and Prediction,» 2008.
- [15] A. Pentland, «Modeling and prediction of human behavior,» *Neural Computation*, pp. 229-242, 1999.
- [16] B. D. Argall, «Modular and adaptive wheelchair automation,» *Springer Tracts in Advanced Robotics*, pp. 835-848, 2016.
- [17] A. D. Dragan, «A policy-blending formalism for shared control,» *International Journal of Robotics Research*, pp. 790-805, 2013.
- [18] D. Gopinath, «Human-in-the-loop optimization of shared autonomy in assistive robotics,» *Robotics and Automation Letters*, pp. 247-254, 2017.
- [19] Z. Wang, «Probabilistic movement modeling for intention inference in human-robot interaction,» *International Journal of Robotics Research*, pp. 841-858, 2013.
- [20] S. Javdani, «Shared autonomy via hindsight optimization,» *Robotics: Science and Systems*, 2015.
- [21] C. L. R. McGhan, «Human Intent Prediction using Markov Decision Processes,» *Journal of Aerospace Information Systems*, pp. 393-397, 2015.
- [22] H. Kimura, «Task-Model Based Human Robot Cooperation Using Vision,» pp. 701-706, 1999.
- [23] K. Sakita, «Flexible cooperation between human and robot by interpreting human intention from gaze information,» pp. 846-851, 2005.
- [24] S. Jain, «Probabilistic Human Intent Recognition for Shared Autonomy in Assistive Robotics,» *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*, pp. 1-23, 2019.
- [25] C. M., «Experimental analysis of a variable autonomy framework for controlling a remotely operating mobile robot,» *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 3581-3588, 2016.
- [26] D. E. W., «A note on two problems in connection with graphs,» *Numerische Mathematik*, pp. 269-271, 1959.
- [27] F. D., «The dynamic window approach to collision avoidance,» *Robotics & Automation Magazine*, pp. 22-33, 1997.
- [28] B. R. G., «Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series,» 1963.
- [29] M. E., «An experimental in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller,» *International Journal of Man-Machine Studies*, pp. 1-13, 1975.

- [30] N. F., «A new integrated fuzzy bang-bang relay control system,» *Mechatronics*, pp. 748-760, 2009.
- [31] P. - E. Κινγκ, ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΤΟΝ ΕΛΕΓΧΟ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ, ΤΡΑΥΛΟΣ, 1998.
- [32] D. M. Wolpert, «Bayes rule in perception, action and cognition». *Oxford companion to consciousness*.
- [33] M. Lundgren, «PhD thesis: Bayesian Filtering for Automotive Applications,» CHALMERS UNIVERSITY OF TECHNOLOGY, 2015.
- [34] «Wikipedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available:
https://en.wikipedia.org/wiki/Markov_property.
- [35] «Wikipedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available:
https://en.wikipedia.org/wiki/Chapman%E2%80%93Kolmogorov_equation.
- [36] T. Carston, «Human-wheelchair collaboration through prediction of intention and adaptive assistance,» *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3926-3931, 2008.
- [37] G. Petousakis, «Human operator cognitive availability aware Mixed-Initiative control,» *International Conference on Human-Machine Systems*, 2020.