

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Центр _____ Післядипломної освіти
(повна назва)

Кафедра _____ Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ другий (магістерський)

Розробка та дослідження моделі інтелектуального управління
автономними об'єктами
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи _____ СШЗдм-19-1
Іванюк О.І.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системи штучного інтелекту
(повна назва спеціалізації)

Керівник _____ доц. Шевченко О.Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

В.О. Філатов
(прізвище, ініціали)

2021 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Центр _____ Післядипломної освіти _____
(повна назва)
Кафедра _____ Штучного інтелекту _____
(повна назва)
Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)
Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма _____ Системи штучного інтелекту (СШІ) _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри _____
(підпис)
«_____» _____ 20 __ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Іванюку Олександровичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розробка та дослідження моделі інтелектуального управління автономними об'єктами _____

затверджена наказом університету від 29 березня 2021 р. № 36Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____ 20 __ р.

3. Вихідні дані до роботи _____ Інтернет-джерела та література з вказаної теми _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

- 1) Аналіз предметної галузі
- 2) Моделі та методи управління переміщенням автономних об'єктів
- 3) Розробка та дослідження моделі управління переміщенням автономного об'єкту, що заснована на інтелектуальній обробці апріорних знаннях та поточних сенсорних даних
- 4) План проведення експериментів із розробленою моделлю
- 5) Аналіз результатів експериментальних досліджень моделі

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) Діаграма Ейлера представлення понять «автономні системи», «роботи» та їх взаємозв'язків; Процес управління переміщенням автономного об'єкту; Схема системи управління переміщенням автономного об'єкту; Зміна контекстного поля під час фізичного переміщення автономного об'єкту за маршрутом; Уніфікована структура лінгвістичних змінних, що використовуються в моделі; Стратифікація бази знань моделі за рівнями абстрактного подання управління переміщенням автономного об'єкту; Приклад роботи алгоритму вертикальної клітинної декомпозиції; Типи розгалужень; Типи доріг; Алгоритм формування керівних впливів за допомогою модифікованої моделі Такагі-Сугено-Канга; Приклад виведення за допомогою модифікованої моделі Такагі-Сугено-Канга; Оточення для експериментів.

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Основна частина	доц. Шевченко О.Ю.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	29.03.2021	виконано
2	Аналіз літератури та Інтернет-джерел	30.03.2021–04.04.2021	виконано
3	Постановка завдання розробки моделі управління, узгодження із керівником	05.04.2021–12.04.2021	виконано
4	Розробка моделі управління та її програмна реалізація	13.04.2021–20.04.2021	виконано
5	Розробка штучного оточення та плану проведення експериментів із моделлю	21.04.2021–28.04.2021	виконано
6	Аналіз результатів експериментів	29.04.2021–08.05.2021	виконано
7	Оформлення пояснювальної записки	10.05.2021–12.05.2021	виконано
8	Подання роботи на рецензію	13.05.2021	виконано
9	Попередній захист	14.05.2021	виконано
10	Захист роботи		

Дата видачі завдання 29 березня 2021 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис) _____
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 79 с., 12 рис., 2 дод., 71 джерело.

АВТОНОМНИЙ ОБ'ЄКТ, АВТОНОМНІСТЬ, ЗНАННЯ, КЛЮЧОВА ТОЧКА, МАРШРУТ, НАВІГАЦІЯ, НЕЧІТКІСТЬ, ПЕРЕМІЩЕННЯ, РОБОТОТЕХНІКА, УПРАВЛІННЯ.

Об'єктом дослідження є процес управління переміщенням автономних об'єктів.

Метою роботи є розробка моделі управління переміщенням автономних об'єктів на основі інтелектуальної обробки апіорних знань та сенсорних даних про оточення.

Методи дослідження: аналіз літератури та інтернет-джерел.

У даній роботі розглянуто проблеми та рішення в галузі управління переміщенням автономних об'єктів. Проведено аналіз існуючих моделей та методів вирішення завдання навігації. Запропоновано модель управління переміщеннями автономного мобільного об'єкту, що заснована на інтелектуальній обробці апіорних знань та поточних сенсорних даних автономного об'єкту про оточення. Проведено комп'ютерні експерименти із запропонованою моделлю, результати яких довели її ефективність.

РЕФЕРАТ

Пояснительная записка: 79 с., 12 рис., 2 прил., 71 источник.

АВТОНОМНОСТЬ, АВТОНОМНЫЙ ОБЪЕКТ, ЗНАНИЯ, КЛЮЧЕВАЯ ТОЧКА, МАРШРУТ, НАВИГАЦИЯ, НЕЧЕТКОСТЬ, ПЕРЕМЕЩЕНИЕ, РОБОТОТЕХНИКА, УПРАВЛЕНИЕ.

Объектом исследования является процесс управления перемещением автономных объектов.

Целью работы является разработка модели управления перемещением автономных объектов на основе интеллектуальной обработки априорных знаний и сенсорных данных об окружении.

Методы исследования: анализ литературы и интернет-источников.

В данной работе рассмотрены проблемы и решения в области управления перемещением автономных объектов. Проведен анализ существующих моделей и методов решения задачи навигации. Предложена модель управления перемещениями автономного мобильного объекта, основанная на интеллектуальной обработке априорных знаний и текущих сенсорных данных автономного объекта об окружении. Проведены компьютерные эксперименты с предложенной моделью, результаты которых показали ее эффективность.

ABSTRACT

Explanatory note: 79 p., 12 fig., 2 ann., 71 sources.

AUTONOMOUS OBJECT, AUTONOMY, CONTROL, FUZZY, KNOWLEDGE, LANDMARK, MOVEMENT, NAVIGATION, ROBOTICS, ROUTE.

The object of research is the process of controlling the movement of autonomous objects.

The aim of the work is to develop a model for controlling the movement of autonomous objects based on intelligent processing of a priori knowledge and sensory data about the environment.

Research methods: analysis of literature and Internet sources.

This paper discusses the problems and solutions in the field of motion control of autonomous objects. The analysis of existing models and methods for solving the navigation problem is carried out. A model for controlling the movements of an autonomous mobile object is proposed, based on intelligent processing of a priori knowledge and current sensor data of an autonomous object about the environment. Computer experiments have been carried out with the proposed model, the results of which have shown its effectiveness.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	9
Вступ.....	10
1 Аналіз завдання управління переміщенням автономних об'єктів.....	12
1.1 Сфери застосування та функції АО	12
1.2 Підходи до вирішення завдання управління переміщенням АО у просторі.....	14
1.2.1 Методи вирішення завдання сприйняття інформації про оточення.....	19
1.2.2 Методи вирішення завдання локалізації та картографування.....	21
1.2.3 Методи вирішення завдання планування маршруту руху	24
1.2.4 Методи вирішення завдання керування рухом	30
2 Модель управління переміщенням автономного об'єкту уздовж заданого маршруту.....	32
2.1 Постанова завдання управління переміщенням АО уздовж маршруту з перешкодами.....	32
2.2 Адаптація моделі сприйняття з механізмом відстеження контексту до завдання управління переміщенням АО.....	36
2.3 Модель подання знань.....	38
2.3.1 Багат шарова ієрархічна структура знань	38
2.3.2 Факти, супутники фактів	41
2.3.3 Правила подання цілей, маршруту	41
2.3.4 Картографічні знання, правила подання стратегій руху	43
2.4 Управління переміщенням АО на основі модифікованої моделі Такагі-Сугено-Канга	48
3 Дослідження моделі управління переміщенням автономного об'єкту	51
3.1 Модель штучного оточення	51

3.2 Подання знань	52
3.3 Переміщення вздовж одного маршруту без перешкод. Обмеження та можливості подання маршруту	58
3.4 Декілька маршрутів у пам'яті. Переключення з одного маршруту на інший	60
3.5 Переміщення вздовж одного маршруту з перешкодами	60
3.6 Дослідження впливу контексту на впевненість локалізації АО	62
Висновки	64
Перелік джерел посилання	66
Додаток А Скрипт, що реалізує запропоновану модель управління переміщенням	74
Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....	79

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- АМР – автономний мобільний робот;
- АМС – автономна мобільна система;
- АО – автономний об'єкт;
- АС – автономна система;
- БЗ – база знань;
- БІНС – бортова інерціальна система;
- ГСК – глобальна система координат;
- ІМОП – інтелектуальний механізм обробки правил;
- КТРП – ключова точка робочого простору;
- МСП(Н) – модель сприйняття, заснована на правилах (в навігації);
- МТСК – модифікована нечітка модель Такагі-Сугено-Канга;
- НХ – нечітка характеристика;
- ПІД контролер – пропорційно-інтегрально-диференціальний контролер;
- SLAM – Simultaneous Localization and Mapping (одночасна локалізація та картографування).

ВСТУП

Концепція автономних систем (АС) набуває все більшого поширення у створенні таких різноманітних систем, як: великомасштабні, розподілені в просторі системи моніторингу стану будь-якого оточення; розумне місто і розумний дім; індустріальний та побутовий інтернет речей із сукупністю компонентів, що реалізують в автономному режимі певну функцію, для виконання якої потрібна різноманітна інформація. Індустріальні АС компонується з автоматичних ліній, верстатів із числовим програмним керуванням, транспортних систем, роботів. Залізнична і автомобільна галузі в перспективних планах передбачають створення АС на базі розумних автомобілів і розумних поїздів. АС, що виконують функції моніторингу ситуацій, містять мобільні пристрої (роботи, безпілотні літальні апарати) для спостереження й отримання інформації. У проєктах розумних міст, як і у всіх вищеперерахованих системах, основним компонентом АС є розумна автономна машина, що переміщується у просторі. Одним із головних завдань таких автономних об'єктів (АО) є навігація (автономне переміщення), що в умовах упорядкованого оточення вирішується традиційними методами планування та управління. Але це пов'язано з великими витратами на упорядкування оточення, з одного боку, й унеможливорює використання АО у гнучких виробничих системах. Крім цього, бурхливий розвиток робототехніки обумовлений надією на застосування роботів у недетермінованому оточенні, коли у заздалегідь передбачених ситуаціях мобільні роботи мають надавати сервіси чи реалізувати виробничу функцію. Наявність непередбачених перешкод порушує плани переміщення АО і потребує або розробки нового плану переміщень, або часткового перегляду попереднього плану. Завдання управління переміщенням АО розглядається у чотирьох аспектах: сприйняття інформації про оточення, локалізація ділянки маршруту, де знаходиться АО, і відображення місцезнаходження АО на карті оточення, планування маршруту переміщення та керування рухом. Для

автономного переміщення АО важливе одночасне вирішення перелічених завдань. Такий підхід, відомий як SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), базується на методах і моделях штучного інтелекту. Однак залишається невирішеним завдання автономного переміщення АО у просторі, де можливі збурення. Проблема полягає в тому, що різноманітні збурення, які виникають у процесі руху робота, не дозволяють реалізувати переміщення вздовж заздалегідь запланованого маршруту і вимагають поточного перепланування відповідно до отриманої від сенсорів ситуації. Для АС проблема посилюється необхідністю автоматичного формування моделі поточної ситуації на основі даних від сенсорів й інтегрування цієї моделі ситуації з моделями планування й управління у реальному часі.

Пошуку шляхів вирішення завдання автономного переміщення присвячено наукові праці таких авторів: G. Bekey, H. Choset, O. Khatib, S. LaValle, C. Lee, A. Savkin, R. Siegwart, M. Spong, S. Thrun, S. Tzafestas, S. Yang.

Отже, актуальним є завдання з розробки моделі управління переміщенням автономних об'єктів на основі обробки апріорних знань та сенсорних даних про оточення.

Мета і завдання дослідження.

Метою дослідження є розробка моделі управління переміщенням автономних об'єктів на основі інтелектуальної обробки апріорних знань та сенсорних даних про оточення.

Об'єктом дослідження є процес управління переміщенням автономних об'єктів.

Предмет дослідження – моделі управління переміщенням автономних об'єктів в оточенні.

1 АНАЛІЗ ЗАВДАННЯ УПРАВЛІННЯ ПЕРЕМІЩЕННЯМ АВТОНОМНИХ ОБ'ЄКТІВ

1.1 Сфери застосування та функції АО

Термін «автономна система» має декілька значень у різних галузях людського знання. У математиці АС є синонімом терміна «автономне диференціальне рівняння» та позначає «систему звичайних диференціальних рівнянь, яка не залежить явно від незалежної змінної» [1]. У галузі комп'ютерних мереж АС визначається як «зв'язана група з одного або декількох наборів префіксів IP-адрес у віданні одного або декількох операторів Інтернет-мережі, яка має чітко визначені політики маршрутизації» [2]. Спільним у наведених визначеннях є те, що АС характеризується певною незалежністю.

У сучасному контексті в галузі інформаційних технологій та комп'ютерних наук під терміном «автономна система» частіше за все розуміють систему, що заснована на моделях та методах штучного інтелекту, здатну вирішувати певне завдання або групу завдань зі значним ступенем незалежності від зовнішніх джерел інформації (окрім тієї інформації, що доступна сенсорним системам, якими обладнана система) та управління.

Дотичним до поняття АС є поняття «робот». Цей термін уведений Карелом Чапеком у науково-фантастичній п'єсі «Росумські універсальні роботи» (*чеськ.* Rossumovi univerzální roboti). У сучасному сенсі поняття «робот» має таке визначення: «машина, керована комп'ютером, яка використовується для автоматичного виконання завдань» [3]. Робот може бути як автономною, так і неавтономною системою.

Автономний робот – інтелектуальні машина, здатна виконувати покладені на неї завдання в оточенні самостійно, без явного зовнішнього управління над власними діями [4].

Мобільний робот – робот, що для виконання поставленого завдання здатен змінювати власне положення в оточенні.

Стаціонарний робот – робот, що зафіксований відносно певної точки та функціонує в обмеженому просторі. Стаціонарні роботи найширше представлені промисловими маніпуляторами, що застосовуються для автоматизації процесів виробництва.

Автономна мобільна система (АМС) – різновид автономних систем, наділених можливістю зміни власного положення в оточенні.

Поняття «автономний мобільний робот» (АМР) є, певною мірою, синонімічним поняттю АМС, але, слід відзначити, що термін АМС має більш виражене підкреслення інформаційної складової, тоді, як термін АРМ одночасно передбачає апаратну, програмну та інформаційну підтримку.

На рисунку 1.1 за допомогою діаграми Ейлера зображено взаємозв'язки між описаними поняттями.

На рисунку 1.1 наведені такі приклади:

– *a*: AlphaGo (DeepMind) – автономна система, створена засобами машинного навчання для гри в го [5];

– *b*: Musa (Microsure) – стаціонарний телекерований робот, призначений для виконання високоточних мікрохірургічних операцій [6];

– *c*: TAROS (VOP CZ) – мобільний телекерований колісний робот воєнного призначення, створений для виконання розвідувальних та спеціальних операцій, логістичного забезпечення [7];

– *d*: WorkSense W-01 (EPSON) – стаціонарний автономний робот багатоцільового призначення, застосовується для створення масштабованих гнучких автоматичних виробничих ліній [8];

– *e*: Moxi (Diligent Robotics) – автономний мобільний робот, призначений для взаємодії та допомоги медичному персоналу лікарень шляхом виконання рутинних завдань, таких, як доставка витратних матеріалів [9].

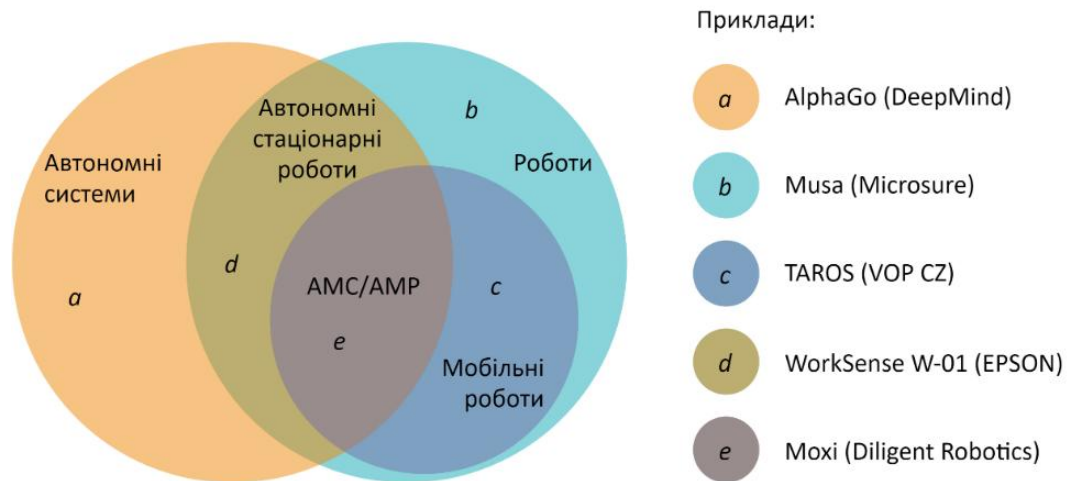


Рисунок 1.1 – Діаграма Ейлера представлення понять «автономні системи», «роботи» та їх взаємозв'язків

Існують автономні системи, що одночасно складаються зі стаціонарної та мобільної компонент. Прикладами таких АС є системи моніторингу, що складаються із множини територіально розподілених інтелектуальних сенсорів та множини АМР [10].

1.2 Підходи до вирішення завдання управління переміщенням АО у просторі

Робототехніка є інтегральною галуззю знань, що охоплює механіку, електричну інженерію, комп'ютерну інженерію, комп'ютерні науки, теорію прийняття рішень, штучний інтелект тощо. Перелічені напрями виступають теоретичною основою різних етапів проектування та створення роботів, так перші чотири напрями забезпечують розробку та інтеграцію апаратних компонентів робототехнічних систем. Зі свого боку теорія прийняття рішень та штучний інтелект є основою для побудови високорівневних алгоритмів управління, зокрема й інтелектуальних та когнітивних.

Завданням мобільної робототехніки на когнітивному рівні є вирішення завдання управління переміщенням, що полягає у забезпеченні АО здатністю

до орієнтування на місцевості, точної побудови та проходження маршрутів, створення карти оточення та локалізації об'єктів на ній, патрулювання територій тощо.

У праці [11] управління переміщенням АО визначається таким чином: «маючи часткові або цілісні знання про оточення та ціль руху, управління переміщенням забезпечує здатність робота діяти на основі власних знань та сенсорних даних таким чином, щоб досягти цілі руху у найбільш ефективний та надійний спосіб».

Управління переміщенням АО може відбуватися за різних початкових знань про оточення та мету руху. Можна виділити такі ситуації:

- оточення є заздалегідь відомим та не змінюється в процесі руху (відоме статичне оточення);
- оточення є заздалегідь відомим, але може зазнавати змін – випадково можуть виникати перешкоди на маршруті руху (відоме динамічне оточення);
- оточення є невідомим та незмінним (невідоме статичне оточення); 4)
- оточення є невідомим та може змінюватись (невідоме динамічне оточення).

Управління переміщенням АО може мати різні цілі:

- досягнення цільової точки (переміщення вздовж маршруту, start-to-goal navigation);
- покриття траєкторією руху усієї площі карти (coverage navigation);
- дослідження оточення;
- патрулювання.

У праці [11] процес управління переміщенням АО у загальному вигляді наведено й описано у вигляді циклу (рис. 1.2).



Рисунок 1.2 – Процес управління переміщенням АО (адаптовано з [11])

Як видно з рисунку 1.2, процес управління переміщенням АО має такі складові: сприйняття інформації про оточення (perception), локалізація та побудова карти оточення (localization and mapping), планування маршруту руху (path planning іноді motion planning) та керування рухом (motion control).

Сприйняття інформації про оточення – завдання, що полягає у зчитуванні, обробці, узагальненні та інтерпретації даних, отриманих від сенсорних систем АО.

Локалізація та побудова карти про оточення – два взаємопов’язаних завдання, що забезпечують прив’язку об’єктів до карти оточення (заздалегідь відомої або самостійно побудованої). Найбільш важливий випадок локалізації – самолокалізація – визначення АО власного положення в оточенні.

Планування маршруту руху – завдання, що полягає у побудові оптимального за певним критерієм маршруту руху АО від вихідної точки до

цільової. Залежно від обсягу початкових знань розрізняють глобальне та локальне планування маршруту руху. Глобальне планування маршруту можливе в ситуаціях із відомим оточенням. Завдання локального планування маршруту руху вирішується у разі невідомого оточення і потребує потоку сенсорних даних про оточення (sensor-based).

Керування рухом – завдання, що полягає у забезпеченні проходження маршруту руху без відхилень, забезпечуючи контроль швидкості на напрямку руху АО.

Як окрему складову можна виділити високорівневе управління і прийняття рішень. Завдання цієї складової полягає в інтеграції рішень, що виникають у результаті застосування відомих методів до інших завдань циклу управління переміщенням. Вирішення завдання, як правило, являє собою багаторівневу систему, що архітектурно відповідає рисунку 1.2 [12].

У праці [13] представлена типова функціональна схема системи управління переміщенням АО. Схема включає завдання циклу управління переміщенням, розташовані ієрархічно, відповідно до рівня прийняття рішень (рис. 1.3). Так, виділено три рівні управління: стратегічний, тактичний та виконавчий. Стратегічному рівню відповідають завдання сприйняття й локалізації та картографування, тактичному – планування маршруту, виконавчому – керування рухом. Втручання оператора можливе на будь-якому рівні, але система управління вважається тим більш автономною, чим більше завдань вирішується безпосередньо АО.

Крім того, в праці [13] запропонована класифікація систем управління переміщенням АО за ступенем автономності. Виділено такі системи управління: ручні, автоматизовані та автоматичні. Ручні системи управління передбачають вирішення завдань управління переміщенням операторам у дистанційному режимі; в автоматизованих системах управління відбувається розподіл функцій між оператором та безпосередньо АО, яка виконує, як правило, низькорівневі операції керування рухом. Автоматичні системи управління забезпечують вирішення завдань управління переміщенням АО в

автономному режимі. Такі системи поділено на програмні, адаптивні та інтелектуальні.

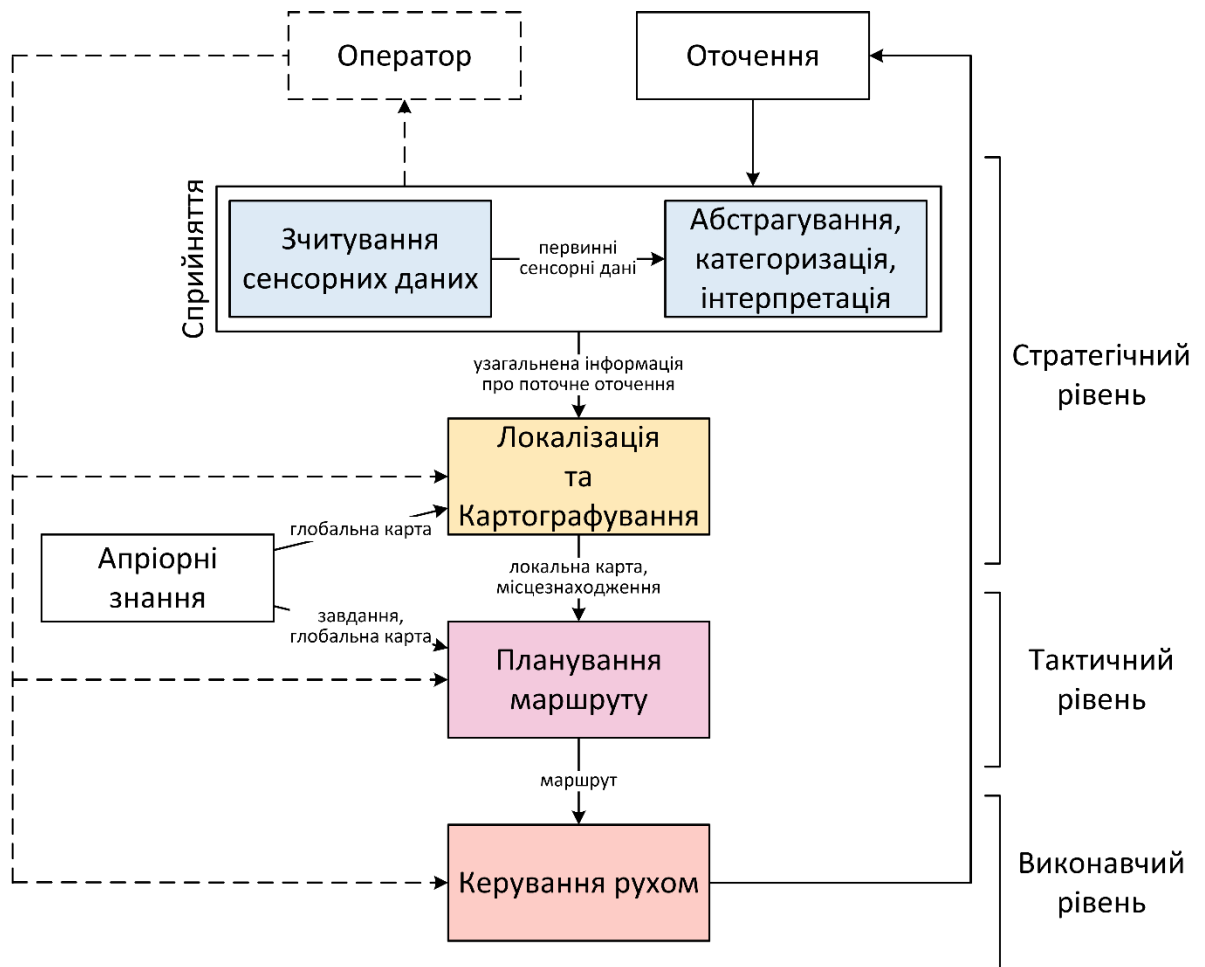


Рисунок 1.3 – Схема системи управління переміщеннями АО (адаптовано з [13])

Програмні автоматичні системи управління АО фактично не забезпечують автономного функціонування у складних стохастичних умовах, а придатні для детермінованих або навіть незмінних оточень. Такі системи виконують дії відповідно до жорстко закладеного алгоритму і не реагують на зміни оточення (можуть бути взагалі позбавленими сенсорних систем) [13].

Адаптивні автоматичні системи управління АО, використовуючи сенсори, забезпечують динамічне коригування власних параметрів залежно від ситуації в оточенні. Таке коригування може бути здійснено шляхом

вибору адекватної поточній ситуації стратегії управління з безлічі інших, що є заздалегідь закладеними до системи управління [14].

Інтелектуальні автоматичні системи управління АО засновані на підходах штучного інтелекту, використовують моделі, методи та алгоритми машинного навчання, штучних нейронних мереж, експертних систем, нечіткої логіки еволюційних обчислень тощо [13].

Робота присвячена дослідженню АО, що вирішує в автономному режимі завдання сприйняття, локалізації, планування маршруту та керування рухом.

1.2.1 Методи вирішення завдання сприйняття інформації про оточення

Апаратною основою сприйняття інформації АО про оточення є сенсори – пристрої, що призначені для виявлення подій або змін певних параметрів оточення і передачі даних про це іншим пристроям, як правило, контролерам або комп'ютерам, які здійснюють подальшу обробку інформації. Сенсори класифікують за декількома ознаками [11]:

1) за відношенням вимірюваної інформації до АО:

– пропріоцептивні – вимірювана інформація характеризує параметри АО (швидкість АО, положення рухомих актуаторів тощо);

– екстероцептивні – вимірювана інформація характеризує оточення (колір поверхні, рівень освітленості, рівень звукового тиску тощо);

2) за способом вимірювання інформації:

– активні – сенсор здійснює електромагнітне або інше випромінювання в оточення та вимірює його відбиття (ультразвукові далекоміри випромінюють ультразвук, сенсори відбиття – інфрачервоні промені, лідари – лазерний промінь тощо);

– пасивні – сенсор здійснює вимірювання наявного в оточенні випромінювання (мікрофони, відеокамери, сенсори освітленості, сенсори температури тощо).

Класичні методи сприйняття засновані на фільтрації [15], статистичній [16] та нечіткій [17] обробці потоків сенсорних даних.

Сучасні дослідження завдання сприйняття використовують методи класичного машинного навчання та глибинних нейронних мереж [18]. Як сенсорні дані використовуються потоки зображень із камер форматів RGB або RGB-D (канал D кодує відстань від камери до перешкоди). У межах такого підходу завдання сприйняття формалізується у вигляді завдання інстанс- [19] або семантичної [20] сегментації, відстежування [21] та детектування об'єктів [22] тощо.

Перспективним підходом до вирішення завдання сприйняття є використання методики навчання представлень для автоматичного виявлення ознак (вкладень, embedding). Цей метод дозволяє отримати функцію, що перетворює простір первинних сенсорних даних у простір вкладень (embedding space), в якому однакові ситуації (подані з різних ракурсів або зашумлені) є високорельованими. Таке перетворення дозволяє розпізнавати ситуації незалежно від наявності перешкод та положень АО [23].

Тобто, системі сприйняття інформації АО характерна обробка великої кількості даних від різноманітних сенсорів. Це створює труднощі на шляху їх використання на стратегічному рівні, коли приймається рішення з урахуванням просторово-часових сегментів цих даних. Одним із напрямів подолання згаданих труднощів є попереднє узагальнення даних від сенсорів із подальшим поданням їх за допомогою однорідної моделі у вигляді сенсу слів. Такий підхід запропонований у працях [24], які пропонують технологію інтелектуального механізму обробки правил (ІМОП), що дозволяє зменшити розмірність завдання. На першому етапі роботи ІМОП шляхом застосування механізмів абстрагування та узагальнення формується опис первинних сенсорних даних у вигляді невеликої множини високорівнених слів природної мови. Отримані слова мають нечіткі характеристики, що

використовуються як вхідні змінні нечіткої моделі виведення на другому етапі роботи ІМОП.

Дослідження використовує описаний підхід. Подання та планування маршруту на основі даних від сенсорів у розділах 2 і 3 виконується на базі фактів, що являють собою сенс сегментів даних від сенсорів.

1.2.2 Методи вирішення завдання локалізації та картографування

Роль локалізації та побудови карти в циклі управління переміщенням може бути різною залежно від обсягу початкових знань та характеру доступної сенсорної інформації.

Найбільш загальним і складним є випадок, коли карта оточення є повністю невідомою, перед АО постає завдання одночасної побудови карти оточення та самолокалізації на ній – SLAM [25]. У таких умовах побудова карти може бути самоціллю, тобто вирішується завдання дослідження без визначеної цілі руху. Для вирішення завдання SLAM застосовують різні сенсорні системи, зокрема бортові інерціальні системи (БІНС) – сенсорні комплекси на основі акселерометрів та гіроскопів, які часто доповнюються цифровими компасами та одометричними сенсорами. БІНС дозволяють визначати поточне положення на основі вихідного за умови високої точності сенсорів. У реальних умовах похибки вимірювання БІНС стрімко накопичуються, що призводить до розбіжності між справжнім положенням АО і тим, що визначається АО як справжнє. Завдання SLAM пов'язано з боротьбою з накопиченням у процесі руху помилок, обумовлених обмеженою точністю сенсорних систем. Для його вирішення застосовуються різні техніки, більшість з яких заснована на боротьбі із шумом: фільтрація Калмана (KF), розширена фільтрація Калмана (EKF SLAM) та багаточастинкова фільтрація (FastSLAM) [26].

Сучасним підходом до вирішення завдання SLAM із застосуванням методів комп'ютерного зору є Visual SLAM (VSLAM, візуальний SLAM).

Відомим представником алгоритмів Visual SLAM є ORB-SLAM (Oriented FAST and Rotated BRIEF, орієнтовані швидкі ознаки).

На противагу загальному випадку постанови завдання локалізації та картографування можливі випадки більш спрощеного формулювання, коли АО має певну апіорну інформацію про оточення або доступ до глобальної системи координат (ГСК), наприклад, до GPS (Global Positioning System, глобальна система позиціонування) системи супутникової навігації. Слід зазначити, що застосування ГСК накладає значні обмеження на автономність функціонування АО.

В ситуації невідомого оточення та доступу до ГСК постає завдання побудови карти. У такому разі завдання є спрощеним та пов'язаним із простими алгоритмами боротьби із шумом у сенсорних даних. Для вирішення завдання застосовують сенсорні системи, що базуються на лазерах, лідарах (Light Identification, Detection and Ranging, LiDAR) та сонарах [27].

У разі повністю відомого оточення та відсутності доступу до ГСК ключову роль відіграє вирішення завдання самолокалізації – визначення АО власного положення на відомій карті за обробкою даних від сенсорів.

Потреба у побудові карти може бути відсутня, а локалізація значно спрощена, коли оточення є заздалегідь відомим і доступне звернення за допомогою сенсорних систем до ГСК.

Може виникати необхідність оновлення карти у відомому оточенні або доповнення у частково відомому оточенні. Тут також можуть застосовуватись підходи вирішення завдання SLAM.

Поширеним є підхід до вирішення завдання локалізації, заснований на використанні ключових точок робочого простору (КТРП, landmark). КТРП відіграють роль орієнтирів, які містять певну інформацію, що стає доступною АО за допомогою сприйняття. Така інформація може бути координатами відповідної точки простору або власне інформацією про те, що КТРП знаходиться в певному місці. КТРП можуть бути штучними або природними.

Штучні КТРП – це об'єкти, що розміщені у робочому просторі спеціально для забезпечення функціонування АО і можуть кодувати корисну інформацію своєю формою, кольором, розміром тощо. Приклади штучних КТРП: шаблонні маркери, штрих-коди, коди швидкого відгуку (QR-коди), маркери-зображення, світлові та шумові сигнали, радіочастотні ідентифікатори тощо [28]. Природні КТРП – довільні точки простору, основне функціонування яких не пов'язане із забезпеченням функціонування АО. Приклади природних КТРП: перехрестя та повороти доріг або коридорів, глухі кути, двері, дорожня розмітка, природні орієнтири тощо [29]. Очевидною вимогою до природних КТРП має бути їх постійність і незмінність [30].

Розпізнавання КТРП може здійснюватися за допомогою різних сенсорних систем. У разі використання штучних КТРП можуть бути передбачені спеціалізовані сенсори (зчитувачі штрих- або QR-кодів, зчитувачі міток радіочастотної ідентифікації тощо). Часто [31] для розпізнавання природних КТРП застосовують аналіз потоків зображень із використанням методик знаходження особливих точок зображень КТРП та розрахунку їх дескрипторів (вектор чисел) за допомогою алгоритмів SURF (Speeded Up Robust Features, пришвидшені стійкі ознаки) [32], SIFT (Scale-Invariant Feature Transform, масштабонезалежне перетворення ознак) [33], ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF, орієнтовані швидкі ознаки) [34]. У процесі руху АО здійснюється пошук відповідності між дескрипторами відомих КТРП та дескрипторами особливих точок, що виявлені на поточному знімку з камери, шляхом мінімізації відстані між ними у L_1 -, L_2 -метриці або у метриці Хемінга. З аналогічною метою можна використовувати техніки глибокого навчання [35].

У дослідженні розглядається підхід до вирішення завдання локалізації, заснований на використанні КТРП. Цей підхід набуває перевагу, якщо в ролі дескрипторів КТРП використовувати факти, що у вербальному вигляді являють собою сенс даних від сенсорів. Тобто, постає завдання інтеграції

моделі сприйняття, що виконує узагальнення даних, з моделлю локалізації АО, у якій дескриптори КТРП можуть бути подані фактами.

1.2.3 Методи вирішення завдання планування маршруту руху

Для вирішення завдання планування маршруту руху визначається множина точок робочого простору W , в якому існують АО і перешкоди. Точки $q \in W$, зайняті перешкодами, формують множину O . Очевидно, що беручи до уваги форму, фізичні розміри та кінематичні характери АО, множина точок, в яких може перебувати АО, є меншою, ніж $W \setminus O$. З метою визначення усіх точок простору, в яких може знаходитись АО, не стикаючись із перешкодами, вводиться поняття конфігураційного простору C . Множина усіх точок $q \in C$, в яких АО може знаходитись, не перетинаючись із перешкодами, є вільним простором C_{free} , решта конфігураційного простору $C_{obst} = C \setminus C_{free}$ є простором, зайнятим перешкодами.

Якщо метою управління переміщенням є досягнення цільової точки q_{goal} від вихідної точки q_{init} , то математично завдання полягає у знаходженні послідовності проміжних точок $q \in C_{free}$, що з'єднують q_{init} з q_{goal} таким чином, щоб для будь-якої пари сусідніх точок з послідовності виконувалась умова $(q_i, q_{i+1}) \in C_{free}$.

Класичні методи планування маршруту руху АО, що вирішують завдання глобального планування, поділяють на чотири групи [36]:

- методи побудови дорожніх карт (скелетонізація);
- методи клітинної декомпозиції;
- методи штучних потенційних полів;
- вибіркові методи.

Серед класичних методів, що не належать до жодної з наведених груп, можна віднести сімейство Bug алгоритмів.

Методи з перших двох груп зводять завдання планування маршруту руху до дискретного завдання пошуку на графі. [25]. Для вирішення завдання пошуку на графі застосовують алгоритм Дейкстри та його евристичні покращання: A^* (A star), D^* , (D star), Focused D^* , D^* Lite тощо.

Методи дорожніх карт зводяться до формування графа маршрутів руху (дорожньої карти) $G = (V, E)$ на основі карти оточення і вирішення завдання пошуку маршруту на отриманому графі [37]. До цієї групи методів відносять графі видимості [38] та діаграми Вороного [39].

Дорожні карти на основі графів видимості. Метод формує дорожню карту таким чином: вершинами графа є точка старту q_{init} , цільова точка руху q_{goal} та кути перешкод q_{obst} . Вершини $q_i \in V$ та $q_j \in V$ з'єднуються ребром, якщо $(q_i, q_j) \in C_{free}$. Цей метод забезпечує побудову оптимального за довжиною маршруту руху між точкою старту та цільовою точкою, але має суттєві недоліки: по-перше, розмір графа росте надто швидко у разі збільшення числа перешкод, що обумовлює низьку швидкодію у складних оточеннях; по-друге, отриманий маршрут проходить надто близько до перешкод (у граничному випадку сегментами маршруту виступатимуть бічні грані перешкод) [11], [40].

Дорожні карти на основі діаграм Вороного. На відміну від графів видимості, метод на основі діаграм Вороного формує дорожню карту G таким чином, щоб максимізувати відстань до перешкод: кожна точка q отриманої дорожньої карти є рівновіддаленою від найближчих до неї перешкод. Метод спричиняє невиправдане збільшення довжини маршруту для відкритих просторів та може бути складним в обчисленні для оточень зі складною формою перешкод [25].

Методи клітинної декомпозиції розбивають карту оточення на множину зон (клітин), що не перетинаються, для кожної з яких обирається характеристична точка. На основі характеристичних точок формується граф,

що описує оточення [37]. Розрізняють точну та наближену клітинну декомпозицію [41].

До точної декомпозиції належить такі методи: трапецеїдальна декомпозиція (інколи має назву вертикальної декомпозиції) [42], декомпозиція бустрофедоном [43] та декомпозиція Морса [44].

Трапецеїдальна декомпозиція. Тут декомпозиція на зони виконується шляхом проведення паралельних прямих через вершини перешкод. Ці прямі виступають бічними межами зон, іншими межами виступають або межі карти, або сторони перешкод. Отримані зони є трапеціями (або трикутниками у виродженому випадку), характеристичними точками зон обираються середини середніх ліній трапецій (трикутників). Трапецеїдальна декомпозиція вимагає полігональності перешкод, що є її недоліком.

Декомпозиція бустрофедоном. Метод є подальшим розвитком трапецеїдальної декомпозиції. Тут як межі зон обираються лише ті вертикальні лінії, які можуть бути продовжені по обидва боки від вершини перешкоди, через яку вона проведена, таким чином зменшується підсумкова кількість отриманих зон. Характеристичними точками можуть обиратися центроїди відповідних зон.

Декомпозиція Морса. Є узагальненням декомпозиції бустрофедоном на випадок неоплігональних перешкод. Межі зон формуються на основі критичних точок, отриманих за допомогою функції Морса.

До наближеної клітинної декомпозиції відносять методи сітчастої декомпозиції [45], декомпозиції деревом квадрантів [46] і ймовірнісної декомпозиції [47].

Сітчаста декомпозиція. Метод передбачає накладання на карту оточення рівномірної квадратної (трикутної, шестикутної) сітки. Кожній клітинці сітки ставиться у відповідність значення, що позначає наявність або відсутність перешкоди у цій клітинці. Точність сітчастої декомпозиції залежить від дискретності сітки. Недоліком методу є надто швидкий ріст

обсягу пам'яті, що необхідна для зберігання сіток із високим рівнем деталізації карти.

Декомпозиція деревом квадрантів. Ітеративний метод, що є розвитком сітчастої декомпозиції: карта оточення поділяється на чотири рівних прямокутних сегменти, потім кожен сегмент, що містить перешкоду (або її частину), знову поділяється на чотири рівні підсегменти і так далі доти, доки усі сегменти не досягнуть мінімального (наперед заданого) розміру або не міститимуть перешкод. Метод може бути застосований тільки у відомому статичному оточенні.

Методи штучних потенційних полів будують на основі карти оточення функцію, що описує простір за допомогою силового поля: цільова точка руху має низький потенціал, а перешкоди – високий потенціал. АО моделюється як частка, що має масу (якщо вважати штучне поле гравітаційним) або позитивний заряд (якщо вважати штучне поле електростатичним) і таким чином здійснює переміщення від точки з високим до точки з низьким потенціалом [37]. Оригінальний метод [48] має суттєвий недолік, що полягає у наявності у штучному потенційному полі зон локальних оптимумів, які заважають АО дістатися цільової точки руху. Існують подальші розвитку методу штучних потенційних полів, що усувають зазначений недолік, наприклад, на основі рівняння Лапласа [49]. Більш сучасні варіанти методу забезпечують рух АО в умовах перешкод, що рухаються: на основі еволюційних алгоритмів [50] і на основі нечітких штучних потенційних полів [51].

Вибіркові методи є найбільш сучасними із класичних алгоритмів, вони використовують метод Монте-Карло для вирішення завдання побудови маршруту. До цієї групи методів відносять ймовірнісні дорожні карти (PRM) [52], швидкодосліджуючі випадкові дерева (RRT) [53].

Ймовірнісні дорожні карти. Метод будує дорожню карту $G = (V, E)$ шляхом випадкової генерації координат n точок $q_{rand} \in C$. Кожна точка, що належить вільному простору $q_{rand} \in C_{free}$, додається до графа G . Точки $q \in V$

з'єднуються ребрами із своїми сусідами q_{near} у межах заданого радіуса r (якщо таке поєднання не перетинає перешкод $(q, q_{near}) \notin C_{obst}$). Недоліком методу є те, що для забезпечення достатньої точності дорожньої карти кількість точок q_{rand} має бути великою. Особливо цей недолік виявляється в оточеннях, що мають вузькі проходи, оскільки ймовірність потрапляння випадкової точки в таке місце низька [47].

Швидкодосліджуючі випадкові дерева. Метод ітеративно будує дорожню карту $G = (V, E)$. На нульовій ітерації дерево містить одну вершину (випадкову точку вільного простору $q_{rand} \in C_{free}$ або точку старту $q_{init} \in C_{free}$). На наступних ітераціях із вільного простору обираються випадкові точки $q_{rand} \in C_{free}$. На прямій, що поєднує точку q_{rand} із найближчою до неї вершиною дерева $q_{near} \in V$, на заданій відстані r відкладається нова точка q_{new} . Якщо $(q_{near}, q_{new}) \in C_{free}$, то вершина q_{new} і ребро (q_{near}, q_{new}) додаються до дерева G [36]. Існує значна кількість покращань швидкодосліджуючих випадкових дерев: RRG – забезпечує знаходження оптимального маршруту [54]; RRT* – деревоподібна версія алгоритму RRG [54]; RT-RRT* – варіант RRT, пристосований до динамічного оточення за рахунок перебудови дерева з точки, в якій знаходиться АО в реальному часі [55].

Сьогодні подальшого розвитку набувають реактивні методи планування, насамперед за рахунок використання різноманітних підходів штучного інтелекту. Відомими є алгоритми, що вирішують завдання планування маршруту, засновані на моделях обчислювального інтелекту [56]. У межах цього класу виділяють методи, засновані на нечіткій логіці, нейронних мережах, стайних алгоритмах.

Також мають розвиток методи, що використовують гібридні підходи, шляхом комбінування класичних підходів глобального планування із реактивними підходами локального планування, за сенсорними даними.

Такий підхід дає добрі результати для умов відомого, але динамічного оточення. Прикладами систем, що реалізують гібридні алгоритми, є: [57] – глобальне планування здійснюється на графі, що формується на основі заздалегідь заданих характеристичних точках оточення, локальне – на основі нечіткого контролера; [58] – вибіркові методи, поєднані зі штучними потенційними полями за допомогою нечіткого контролера; [59] – поєднуються алгоритм імітації відпалу і нечіткий контролер типу Такагі-Сугено.

Багато існуючих алгоритмів підтримують можливість перепланування, але для цього вимагають оновлення глобальної інформації про оточення в кожен момент часу. Більш адекватною до реальних завдань є ситуація, коли роботу доступна глобальна інформація про оточення на початку виконання завдання, а в ході виконання ця інформація доповнюється лише локально за рахунок сенсорних даних.

Автономність функціонування АО у реальному часі накладає основні обмеження на вибір моделі планування. Планування дій має відбуватися в нерозривному зв'язку з реалізацією плану шляхом прийняття управлінських рішень, що забезпечують виконання етапів плану. Це є передумовою того, щоб технологію автоматичного планування інтегрувати із системою управління. Класичні методи планування, розглянуті в цьому розділі, в основному зосереджені на створенні алгоритмів для детермінованого, повністю спостережуваного оточення. [25]. Більшість з них зосереджена на техніці пошуку оптимального (або субоптимального) плану з припущенням, що планувальник має повні знання про поточний стан оточення і причинно-наслідкові зв'язки, які керують змінами в цьому оточенні. [25], [60]. Імплементация цих технологій для АО ускладнена, бо ці методи не дозволяють домогтися досить високої швидкодії і не передбачають для недетермінованого оточення перепланування від досягнутого. Якщо проблема швидкодії генерації плану долається за допомогою низки технік (ієрархія планів, реактивне планування, планування, засноване на

правилах [25], [61]), то питання перепланування від досягнутого залишаються відкритими. Істотні результати з планування в реальному часі для недетермінованого оточення отримані для мобільних роботів і АО. Як альтернатива переплануванню розглядаються механізми, в яких пропонується відмовитися від складного планування на користь поверхневого планування з використанням технологій навчання на основі пояснень (explanation-based learning) [62] і машинного навчання. [63]. Планування на основі прецедентів (case-based planning) [25], [64] відкриває можливості для швидкого перепланування від досягнутого за рахунок і використання готових фрагментів плану (прецедентів). Уникнути перепланування «від нуля» у використанні технології планування на основі прецедентів можна за умови, що фрагменти виконаного плану будуть використані для пошуку фрагмента плану, що залишився для виконання. Цей важливий висновок для вибору моделі планування посилює необхідність узгодження технології автоматичного планування з моделями локалізації та управління АО.

1.2.4 Методи вирішення завдання керування рухом

Для вирішення завдання керування рухом важливим параметром є кінематична модель АО [11]. Класифікація АО за типами кінематичної моделі [12]:

- голономні – незалежно від власної орієнтації в просторі мають однакові можливості для руху в будь-якому напрямку;
- неголономні моноциклічні – мають обмеження на можливості руху залежно від кутової орієнтації в просторі та швидкості її зміни;
- неголономні біциклічні – мають обмеження на мінімальну кривизну траєкторії руху.

Накладання обмеження неголономності вимагає для забезпечення проходження АО траєкторії, отриманої на етапі планування маршруту,

врахування орієнтації АО у просторі та її положення відносно оточення. Загальним підходом до вирішення завдання керування рухом є поділ траєкторії руху на сегменти (як правило, прямі лінії та сегменти окружності). За таких обмежень використовують суто програмні методи керування, які не орієнтовані на застосування у недетермінованих умовах.

Для вирішення завдання керування рухом по відомому маршруту в умовах часткової недетермінованості застосовуються системи керування з лінійними регуляторами (пропорційно-інтегрально-диференціальні (ПІД) контролери [65]), нечіткі контролери [66], нейромережеві контролери [67].

У роботі запропоновано використання нечіткої логічної системи до вирішення завдання керування проходженням траєкторії руху.

2 МОДЕЛЬ УПРАВЛІННЯ ПЕРЕМІЩЕННЯМ АВТОНОМНОГО ОБ'ЄКТУ УЗДОВЖ ЗАДАНОГО МАРШРУТУ

2.1 Постанова завдання управління переміщенням АО уздовж маршруту з перешкодами

Завданням АО є досягнення поставленої перед ним цілі, шляхом реалізації керівних впливів на основі інтерпретації даних про своє оточення, отриманих від сенсорів. У загальному випадку оточення є таким, що динамічно змінюється, містить стохастичні збурення. Окрім того, дані, отримані від сенсорів, можуть бути неповними і помилковими. За таких умов доцільне застосування моделей обробки (сприйняття) сенсорної інформації АО, які дозволяють інтерпретувати первинні дані й отримувати узагальнений опис ситуації в оточенні.

У межах когнітивної робототехніки виділяють декілька підходів до управління АО: програмне управління, програмне управління зі зворотними зв'язками, ситуаційне управління, нечітке ситуаційне управління. Перелічені підходи наведені у порядку зростання адаптивності моделей, що пропонуються ними. Так, нечітке ситуаційне управління є найбільш універсальним інструментом і може бути застосованим для вирішення завдання управління переміщенням АО у складних динамічних оточеннях.

У контексті нечіткого ситуаційного управління моделі сприйняття засновані на правилах та наводять вирішення завдання управління переміщенням АО уздовж маршруту у вигляді циклічного виконання послідовності з трьох етапів: сприйняття інформації від сенсорів, планування маршруту руху та актуалізацію виконавчих органів для реалізації переміщення. Перший етап спирається на первинні дані від сенсорів, два наступні – на знання, отримані в результаті обробки інформації з попереднього етапу. Знання про маршрут руху в таких моделях подаються у вигляді послідовностей з ключових точок робочого простору, кожна з яких

характеризується набором сенсорних ознак $\langle f_1, f_2, \dots, f_n \rangle$. У правилах дескриптор i -ї КТРП наводиться у вигляді факту \mathbf{f}_{L_i} , який є вектором сенсорних ознак $\mathbf{f}_{L_i} = \langle f_1, f_2, \dots, f_n \rangle$ [24].

Хоча нечіткі системи сприйняття, що засновані на правилах, мають низку суттєвих переваг (однорідність подання знань, масштабованість), під час вирішення реальних завдань у складних динамічних оточеннях вони стикаються з двома суттєвими проблемами:

1) експоненціальний ріст розміру бази знань системи за лінійного росту розміру завдання;

2) низька стійкість до збурень в оточенні: апарат нечіткої логіки дозволяє обійти проблему неповноти та зашумленості сенсорних ознак ключових точок, але, наприклад, зникнення наступної за планом КТРП або наявність перед нею перешкоди, яку неможливо локально усунути, призводить до зупинки процесу просування по маршруту.

У працях [24], [68] запропонована модифікована модель сприйняття, заснована на правилах (МСП), доповнена механізмом відстеження контексту.

Контекст у цю модель вводиться за допомогою спеціальних контекстних супутників факту \mathbf{f}_{L_i} (фактів-супутників) – $^{sat}\mathbf{f}_{L_i}$, які є парними до основних фактів та виконують роль комірок пам'яті, що фіксують знання щодо процесу просування по маршруту. Набір активних фактів-супутників формує контекстне поле, що має адекватно описувати поточний стан та положення АО в оточенні.

Факти \mathbf{f}_{L_i} , у моделі [24, 68], описуються нечіткою характеристикою (НХ), на основі якої визначається фактор упевненості (cf). Фактори упевненості фактів $cf_{\mathbf{f}_{L_i}}$, що описують КТРП, залежать від сенсорних ознак цих КТРП. Фактори упевненості фактів-супутників $cf_{^{sat}\mathbf{f}_{L_i}}$ залежать від факторів упевненості інших фактів-супутників відповідно до логіки вирішення поставленого завдання. Таким чином класична МСП, що

містить механізм виведення у реальному часі на основі знань про поточну присутність або відсутність АО у КТРП, доповнюється механізмом відстеження контексту що спирається на факти-супутники, використовуючи подієву модель часу.

У праці [69] запропоновано визначати фактор упевненості $cf_{\mathbf{f}_{L_i}}$ за допомогою не чіткої характеристики, яка є нечітким L-R числом:

$$cf_{\mathbf{f}_{L_i}} = \{cf \mid m(cf), \forall cf \in [-1;1]\};$$

$$m(cf) = e^{-\frac{(cf-a)^2}{2b^2}}, \quad (2.1)$$

де $a(\mathbf{f}_{L_i}, \mathbf{f}') \in [-1;1]$ – значення, що виражає ступінь збігу прототипу факту \mathbf{f}_{L_i} з вектором поточних сенсорних ознак \mathbf{f}' ;

b – фактор старіння вимірних сенсорних значень.

Загалом визначення фактора упевненості може здійснюватися іншим чином і не враховувати старіння інформації.

Крім того, модель [24], [68] містить явне посилання на подію появи КТРП – у полях **IF** правил міститься конструкція $event(\mathbf{f}_{L_i})$. Це забезпечує зіставлення правила лише тоді, коли на момент виведення є актуальним факт $event(\mathbf{f}_{L_i})$ та збігаються інші факти прототипу поля **IF** з відповідним сегментом бази знань (БЗ). Така особливість забезпечує динамічне розрізнення правил (замість попарного розрізнення), що забезпечує зменшення бази знань моделі.

Механізм відстеження контексту в моделі [24, 68] проілюстровано на рисунку 2.1 (КТРП на рисунку впорядковані відповідно до маршруту).

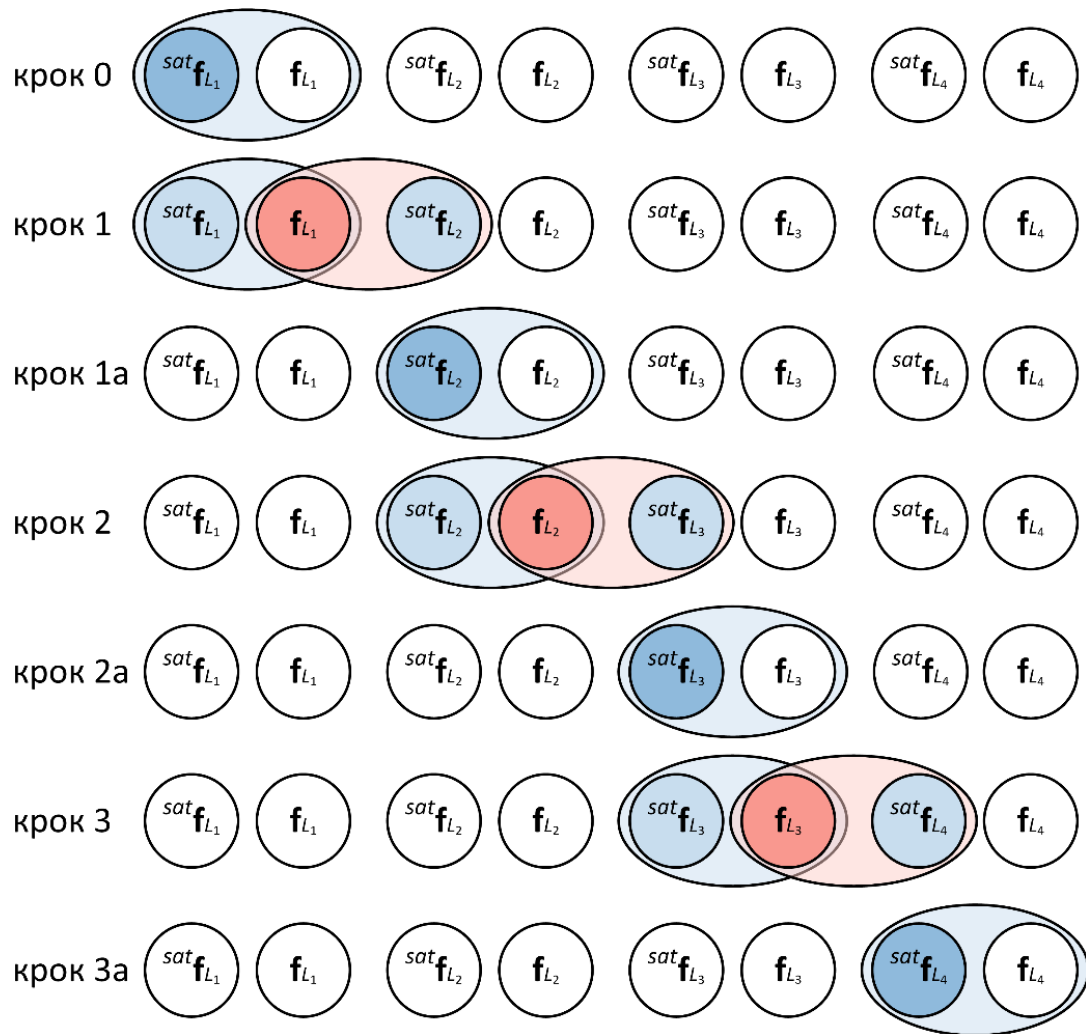


Рисунок 2.1 – Зміна контекстного поля під час фізичного переміщення АО за маршрутом (адаптовано з [68])

На рисунку 2.1 факти та їх супутники зображено кружечками. Червоні кружечки позначають актуалізовані факти (факти із високим значенням sf , отриманим у результаті сприйняття), сині кружечки – актуалізовані факти-супутники, прозорі кружечки – деактуалізовані факти та факти-супутники. Овалами позначається контекстне поле. Блакитні овали поєднують факти із відповідними їм фактами супутниками (наприклад, на кроках 0, 1а, 2а, 3а). Фізично це означає, що локальною ціллю переміщення АО є КТРП, якій відповідає актуалізований факт-супутник, і ціль буде досягнута у разі виявлення сенсорних ознак цієї КТРП (тобто буде зареєстрована подія появи високого значення фактора упевненості факту, що відповідає цій КТРП). У

межах цього контекстного поля знижується поріг чутливості реєстрації сенсорних ознак очікуваної КТРП. У момент досягнення локальної цілі відбувається процес зміщення контекстного поля відповідно до заданого маршруту руху. На рисунку цей процес позначено овалом рожевого кольору: у разі досягнення поточної локальної цілі відбувається деактуалізація поточно актуалізованого факту-супутника й актуалізація факту-супутника, що відповідає наступній за маршрутом КТРП (наприклад, на кроках 1, 2, 3) [68].

На кроці 0 АО знаходиться у певному стартовому положенні та очікує появи сенсорних ознак КТРП L_1 , про що свідчить актуалізованість факту-супутника ${}^{sat}\mathbf{f}_{L_1}$ ($cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{L_1} \approx 1$).

На кроці 1 відбувається подія появи сенсорних ознак КТРП L_1 , про що свідчить актуалізованість факту \mathbf{f}_{L_1} ($cf_{}^{\mathbf{f}}_{L_1} \approx 1$). Після цього відбувається деактуалізація факту-супутника ${}^{sat}\mathbf{f}_{L_1}$ ($cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{L_1} \approx 0$) й актуалізація факту-супутника наступної за маршрутом КТРП L_2 . ${}^{sat}\mathbf{f}_{L_2}$ ($cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{L_2} \approx 1$).

Кроки 1а, 2а, 3а демонструють ситуації, аналогічні тій, що спостерігалася на кроці 0, а кроки 1 та 2 – ситуації, аналогічні тій, що спостерігалася на кроці 1.

Отже, сутність моделі з механізмом відстеження контексту [24, 68] полягає тому, що обмежена підмножина фактів, які локалізовані в контекстному полі, за певних подій (актуалізація певними сенсорними даними факту) переміщається уздовж заданої послідовності контекстних фактів-супутників. Контекстне поле підтримується в часі фактом-супутником, навколо якого воно зосереджено. Переміщення контекстного поля ініціюється подією – появою ознак КТРП, що описуються сенсорними даними.

2.2 Адаптація моделі сприйняття з механізмом відстеження контексту до завдання управління переміщенням АО

Адаптація моделі МСП у навігації (МСПН) базується на припущенні, що в просторі, в якому функціонує АО, довільним чином розподілено множину ключових точок робочого простору $L = \{L_1, \dots, L_m\}$. КТРП можуть являти собою штучно додані до робочого простору мітки (наприклад, радіомаяки або візуальні маркери із закодованою інформацією) або природні особливості робочого простору. L_i характеризується набором унікальних ознак $\langle f_1, f_2, \dots, f_n \rangle$. На множині КТРП L може бути задана множина маршрутів $R = \{R_j\}$. Наприклад, j -й маршрут переміщення АО задається у вигляді впорядкованої послідовності КТРП $R_j = \langle L_{j,1}, \dots, L_{j,p} \rangle$, де p – довжина маршруту. Під час переміщення АО по маршруту можуть виникати перешкоди таким чином, що рух між $L_{j,i}$, $L_{j,i+1}$ неможливий. Перешкоди можна розділити на два види: перешкода, що усувається шляхом «локального об'їзду» та $L_{j,i+1}$ у кінцевому підсумку досягається; перешкода, що усувається шляхом зміни фрагмента маршруту таким чином, щоб досягнути наступної доступної КТРП по маршруту за $L_{j,i+1}$, наприклад, $L_{j,i+2}$ або $L_{j,i+3}$. Останній тип перешкоди унеможливорює досягнення точки маршруту $L_{j,i+1}$ і вимагає відхилення від маршруту з подальшим поверненням до маршруту в точці $L_{j,i+n}$ ($n > 1$).

За таких припущень МСПН, яка використовується для управління переміщенням АО уздовж маршруту, базується на таких знаннях:

- цілі й плани переміщень та усунення перешкод;
- факти, що подають на основі даних від сенсорів можливі ситуації в оточенні АО;
- правила, що подають знання про маршрути, робочий простір АО та стратегії руху;

– базові алгоритми керування АО у типових ситуаціях.

2.3 Модель подання знань

2.3.1 Багатошарова ієрархічна структура знань

Знання АО про ціль, план і маршрут переміщення, про стратегію і конкретні керівні впливи, необхідні для досягнення цілі, подані на різних рівнях абстрагування у вигляді нечітких правил із використанням фактів різних рівнів узагальнення. Загалом, правила мають однакову форму, що відповідає модифікованій нечіткій моделі Такагі-Сугено-Канга (МТСК) (2.2) для всіх рівнів.

$$R_i^{(1)}: \quad \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_i^1) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_i^1 \text{ is high and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_j^{1+1} \text{ is high} \\ \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_k^1 = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_i^1 = -1, \quad [cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_j^{1+1} = -1], \quad (2.2)$$

де $CF_{-} \mathbf{f}_i^1$ – ім'я лінгвістичної змінної, яка нечітко за допомогою трьох термів (high, low, zero) подає числове значення фактора упевненості $cf_{-} \mathbf{f}_i^1$ факту \mathbf{f}_i^1 1-го рівня [70, 71].

У (2.2) наведено правило 1-го рівня абстрагування, до якого включені: \mathbf{f}_i^1 – факт 1-го рівня абстрагування даних від сенсорів; $^{sat} \mathbf{f}_i^1$ – супутник факту \mathbf{f}_i^1 , що використовується для вказівки на поточну ціль 1-го рівня, та актуальний контекст, що супроводжує процес досягнення цілі; $^{sat} \mathbf{f}_i^{1+1}$ – супутник факту 1+1-го рівня абстрагування. Правило активізується подією $\text{event}(\mathbf{f}_i^1)$, що породжується появою даних від сенсорів про ознаки i -ї КТРП, якщо поточна підціль переміщення досягнута, про що свідчить активність супутника цього факту $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_i^1 \text{ is high}$. Умова $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_j^{1+1} \text{ is high}$ у правилі (2.2) вказує на актуальну підціль 1+1-го рівня та зв'язує це правило з

актуальним контекстом (правило подає фазу актуального плану верхнього рівня). Правило за активізації змінює підциль 1 -го рівня після досягнення актуальної підцилі цього рівня й опційно (у разі досягнення останньої підцилі 1 -го рівня) деактуалізує підциль 1 + 1-го рівня ($[cf_sat \mathbf{f}_j^{l+1} = -1]$).

Усі вхідні лінгвістичні змінні, які використовуються в моделі, мають однакову структуру: містять три терми (high, low, zero), що мають однакові для всіх правил функції належності (рис. 2.2).

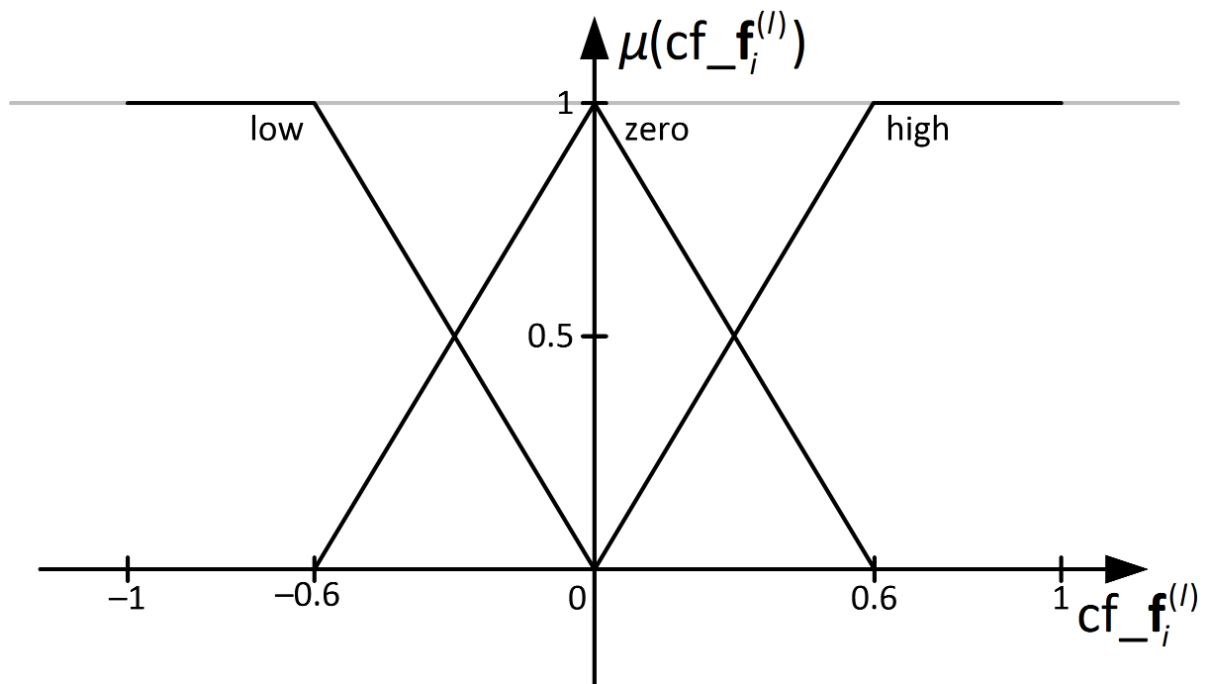


Рисунок 2.2 – Уніфікована структура лінгвістичних змінних, що використовуються в моделі

Модифікація моделі МТСК зводиться до такого. По-перше, правило у полі ЯКЦО може мати конструкцію $event(\mathbf{f}_i)$. Це означає що правило застосовується механізмом виведення МТСК тоді, коли сталася подія: фактор упевненості факту \mathbf{f}_i на поточному кроці обробки даних набув значення $cf_f_i > \varepsilon$, а на попередньому кроці ця умова не виконувалася. Коли на поточному кроці з фактом \mathbf{f}_i події не відбувається, то правило, до якого

входить факт \mathbf{f}_i , виключається з обробки механізмом МТСК (у класичних продукційних системах штучного інтелекту це правило є таким, що викреслюється). По-друге, якщо супутник $^{sat}\mathbf{f}_i$ факту \mathbf{f}_i активовано $cf_^{sat}\mathbf{f}_i = 1$ (поточна ціль актуальна), то механізм відстеження контексту приділяє ідентифікації події цим фактом більше уваги, що реалізовано шляхом зменшення порогу ε в умові визначення події $cf_f_i > \varepsilon - \Delta \cdot cf_^{sat}\mathbf{f}_i$, де Δ – експериментально обрана константа.

$$event(\mathbf{f}_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } cf_f_i^{(t)} > \varepsilon - \Delta \cdot cf_^{sat}\mathbf{f}_i \wedge cf_f_i^{(t-1)} \leq \varepsilon - \Delta \cdot cf_^{sat}\mathbf{f}_i; \\ 0, & \text{elsewise.} \end{cases} \quad (2.3)$$

Для вирішення завдання управління переміщенням АО пропонується така модель стратифікації БЗ за рівнями абстрагування.

На верхньому рівні знаходиться множина правил, які описують цілі АО (різні завдання чи функції). Нижче рівнем знаходяться знання про план досягнення цілі (опис маршруту переміщень у вигляді послідовності КТРП, через які пролягає маршрут). Ще нижче рівнем організовані картографічні знання: для кожної КТРП даються плани досягнення суміжних з нею КТРП. На найнижчому рівні БЗ організовані знання про можливі способи керування актуаторами АО (елементарні стратегії керування актуаторами).

На рис. 2.3 у графічному вигляді показано стратифікацію БЗ за рівнями абстрактного подання управління переміщенням АО.



Рисунок 2.3 – Стратифікація БЗ за рівнями абстрактного подання управління переміщенням АО

2.3.2 Факти, супутники фактів

Дані від сенсорів в АО обробляються механізмом абстрагування [70], [71] з метою отримання їх опису у вигляді багаторівневого факту у вербальній формі на різних рівнях узагальнення. Факт має нечітку характеристику (2.1), яка показує, наскільки зміст вербального подання ситуації (прототип) відповідає конкретному набору даних від сенсорів АО [70], [71].

2.3.3 Правила подання цілей, маршруту

Усі цілі АО, що вимагають переміщень, задаються зовні й для досягнення мети потребують плану дій (маршруту переміщень). На верхньому рівні БЗ знаходяться правила, що актуалізують знання нижніх рівнів про конкретний маршрут, які використовуються як подання контексту для управління переміщенням. Для кожного k -го маршруту з n_s можливих задається правило:

$$\begin{aligned}
R_k^{(4)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Start_k}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_k} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_j} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,1}} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1, \\
& \quad \quad \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_1} = -1, \dots, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_{n_s}} = -1; \\
& \quad \quad \quad j = 1, 2, \dots, n_r; \quad k = 1, 2, \dots, n_s.
\end{aligned} \tag{2.4}$$

На цьому ж рівні БЗ знаходяться правила, які деактуалізують контекст (порцію знань, що описують маршрут), коли мета досягнута, про що свідчить досягнення останньої точки маршруту, яка описується фактом $\mathbf{f}_{L_{j,p}}$.

Це така множина правил:

$$\begin{aligned}
R_{j,p}^{(4)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{L_{j,p}}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,p}} \text{ is high and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_j} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_j} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,p}} = -1, \\
& \quad \quad \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_1} = 1, \dots, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_{n_s}} = 1; \\
& \quad \quad \quad i = 1, 2, \dots, p; \quad j = 1, 2, \dots, n_r.
\end{aligned} \tag{2.5}$$

Друга група цілей переміщення АО пов'язана з появою перешкод, що порушують нормальний режим переміщення. Аналогічно, як і для вищеописаних цілей, на верхньому рівні БЗ знаходяться правила, що актуалізують знання нижніх рівнів про плани усунення перешкоди, та правила, що деактуалізують цю порцію знань, коли мета досягнута. У (2.6) наведено множину правил, що актуалізують знання про плани усунення перешкоди:

$$\begin{aligned}
R_i^{(4)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Obst_i}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Obst_i} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{PlanObst_i} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{i,1}} = 1; \\
& \quad \quad \quad i = 1, 2, \dots, n_{ob}.
\end{aligned} \tag{2.6}$$

Факти \mathbf{f}_{Start_k} у (2.4) і \mathbf{f}_{Obst_i} у (2.6) формуються на основі даних від сенсорів, наприклад, кнопка, що активізує команду на виконання завдання,

або голосова команда, або сенсор відстані до перешкоди. Для активізації правила, наприклад, (2.4), крім події $event(\mathbf{f}_{Start_k})$, потрібна актуальна ціль $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_k}$ is high. Актуалізацію цілі $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_k}$ is high було виконано механізмом переключення уваги, коли була досягнута попередня ціль цього рівня. Застосування механізмів відстеження контексту та переключення уваги [24] буде розглянуто нижче. Активне правило (2.4) актуалізує контекст, що пов'язаний із досягненням поточної мети $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_j} = 1$ для нижчих рівнів. Крім цього, правило (2.4) деактуалізує цілі цього рівня $^{sat} \mathbf{f}_{Start_1}, \dots, ^{sat} \mathbf{f}_{Start_{n_s}}$ щоб унеможливити реалізацію інших команд, які можуть надходити до АО під час виконання вже прийнятої команди. Аналогічні функції з планування усунення перешкоди, коли вона з'являється, виконують правила з групи (2.6). В обох випадках правила активізують факт-супутник першої КТРП $^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,1}}$ у маршруті переміщення і плані обходу перешкоди $^{sat} \mathbf{f}_{L_{r,1}}$.

Маршрут, наприклад, j -й у вигляді впорядкованої послідовності КТРП $R_j = \langle L_{j,1}, \dots, L_{j,p} \rangle$, поданий множиною з p правил. Правило $R_{j,i}^{(3)}$ описує ділянку маршруту між КТРП $L_{j,i}$ та $L_{j,i+1}$. Для цієї ділянки маршруту поточною ціллю переміщення є КТРП $L_{j,i+1}$, поданий супутником $^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,i+1}}$ факту $\mathbf{f}_{L_{j,i+1}}$, що описує ознаки КТРП $L_{j,i+1}$. Вхідна КТРП ділянки маршруту подана фактом $\mathbf{f}_{L_{j,i}}$. Нечіткі правила в БЗ подані відповідно до (2.7).

$$\begin{aligned}
 R_{j,i}^{(3)} : \quad & \mathbf{IF} \quad event(\mathbf{f}_{L_{j,i}}) \mathbf{and} CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,i}} \mathbf{is\ high\ and} CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_j} \mathbf{is\ high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,i+1}} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{j,i}} = -1; \\
 & i = 1, 2, \dots, p - 1; \quad j = 1, 2, \dots, n_r.
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

2.3.4 Картографічні знання, правила подання стратегій руху

КТРП L_i безпосередньо зв'язана дорогами зі скінченною множиною КТРП $\{L_j\} \subset L$, $j=1,2,\dots,k$ робочого простору. Дорога, яка прилягає до КТРП L_i і проходить до КТРП L_j , має ідентифікатор, пов'язаний з її напрямком (північ, схід, південь, захід або більш детально). Знання в БЗ про карту місцевості подані множиною правил, що описують дороги, які безпосередньо зв'язують КТРП L_i з усіма суміжними КТРП L_j :

$$\begin{aligned}
 R_i^{(2,1)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{CF}_{\mathbf{f}_{L_i}} \text{ is high and } \text{CF}_{\mathbf{f}_{L_j}^{sat}} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad \text{cf}_{\mathbf{f}_{Out_dir}^{sat}} = 1; \\
 & i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, k.
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

У правилі (2.8) цільова КТРП L_j подана фактом-супутником $\mathbf{f}_{L_j}^{sat}$ факту \mathbf{f}_{L_j} , а вхідна КТРП подана двома фактами: \mathbf{f}_{L_i} та фактом-супутником $\mathbf{f}_{Out_dir}^{sat}$ факту \mathbf{f}_{Out_dir} , який є ідентифікатором виїзної дороги від \mathbf{f}_{L_i} , що безпосередньо зв'язує його з \mathbf{f}_{L_j} .

Правила (2.8) не пов'язані з конкретним маршрутом. Вони можуть бути активізовані сенсорними даними про місцезнаходження АО, коли вона знаходиться в оточенні КТРП L_i .

Картографічні знання відіграють ключову роль у вирішенні завдання планування маршруту руху. Для отримання картографічних знань, поданих у формі (2.8), можна застосувати методи глобального планування (описані у підрозділі 1.2.3), зокрема діаграми Вороного, графи видимості, штучні потенційні поля, клітинну декомпозицію тощо. Значна частина цих методів на основі відомої карти оточення будує граф можливих шляхів руху (дорожню карту, граф оточення тощо), до якого можна застосувати

пошукові алгоритми для визначення оптимальних за певним критерієм маршрутів.

На рисунку 2.4 наведено приклад застосування алгоритму вертикальної клітинної декомпозиції до карти штучного оточення та отриманий граф можливих шляхів руху (дорожню карту).

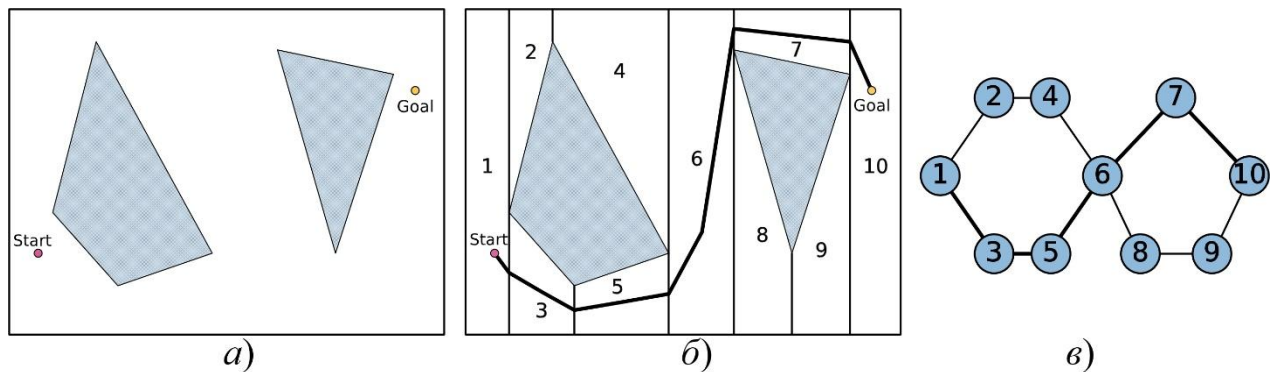


Рисунок 2.4 – Приклад роботи алгоритму вертикальної клітинної декомпозиції: а) вихідна карта оточення; б) розбиття оточення на клітини (показано маршрут від стартової точки до цілі руху, отриманий за допомогою пошуку в ширину); в) граф шляхів руху

Граф можливих шляхів руху (рис. 2.4) можна використати для отримання набору нечітких правил (2.8). Так, факти, поміщені в поле IF , описують ребро на графі можливих шляхів руху, а сукупність усіх пар фактів з полів IF множини картографічних правил є виключним переліком ребер графу можливих шляхів руху.

Якщо АО знаходиться на під'їзній дорозі до деякої КТРП (в зоні доступу до даних), на основі ідентифікатора цієї дороги формуються ознаки факту f_{In_dir} . Ціллю переміщення АО є виїзна дорога з ідентифікатором, що поданий супутником факту $^{sat}f_{Out_dir}$. Картографічні знання про те, який маневр потрібно виконати, щоб потрапити з під'їзної дороги на виїзну, формують правила типу (2.9):

$$\begin{aligned}
 R_i^{(2,2)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{CF_f}_{In_dir} \text{ is high and CF_}^{sat} \mathbf{f}_{Out_dir} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad \text{cf_}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_type} = 1, \text{cf_}^{sat} \mathbf{f}_{Out_dir} = -1.
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

КТРП може являти собою певне розгалуження доріг або глухий кут. На рисунку 2.5 показані можливі типи розгалужень, які використовувалися в моделі простору. Передбачається, що на кожній із доріг, що прилягають до КТРП, на деякій відстані від розгалуження є розмітка у вигляді суцільної смуги «стоп». Інформація про цю лінію, отримана за допомогою сенсорів АО, формує факт \mathbf{f}_{Line_in} . План проїзду КТРП декомпозований на дві фази. Перша фаза це виконання маневру (проїзд прямо або поворот), щоб потрапити до старт-стоп лінії на виїзній дорозі або зі старт-стоп лінії на в'їзній дорозі. Друга фаза це початок руху по виїзній дорозі.

Знання про маневр на першій фазі подані правилом (2.10). Правило актуалізується у разі появи події (наїзд на старт-стоп лінію, $event(\mathbf{f}_{Line_in})$) й у разі виконання умов: безпечна ситуація на розгалуженні доріг ($\text{CF_f}_{Safe} \text{ is high}$), тип маневру ($\text{CF_}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_type} \text{ is high}$), спосіб виконання маневру ($\text{CF_f}_{Maneuver_method} \text{ is high}$). Дані, на базі яких формується подання ситуації оточення КТРП у вигляді фактів \mathbf{f}_{Safe} , $\mathbf{f}_{Maneuver_type}$, $\mathbf{f}_{Maneuver_method}$, зберігаються у пам'яті кожної КТРП і стають доступні сенсорам АО, коли вона знаходиться на старт-стоп лінії. Правило (2.10) актуалізує супутники фактів: ціль переміщення до старт-стоп лінії на виїзній дорозі $\text{cf_}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = 1$ і стратегію керування рухом:

$$\begin{aligned}
 R_i^{(1,1)} : \quad & \mathbf{IF} \quad event(\mathbf{f}_{Line_in}) \text{ and CF_}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
 & \text{and CF_f}_{Safe} \text{ is high and CF_}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_type} \text{ is high} \\
 & \text{and CF_f}_{Maneuver_method} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad \text{cf_}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = 1, \text{cf_}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_type_method} = 1, \\
 & \text{cf_}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = -1, \text{cf_}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_type} = -1.
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

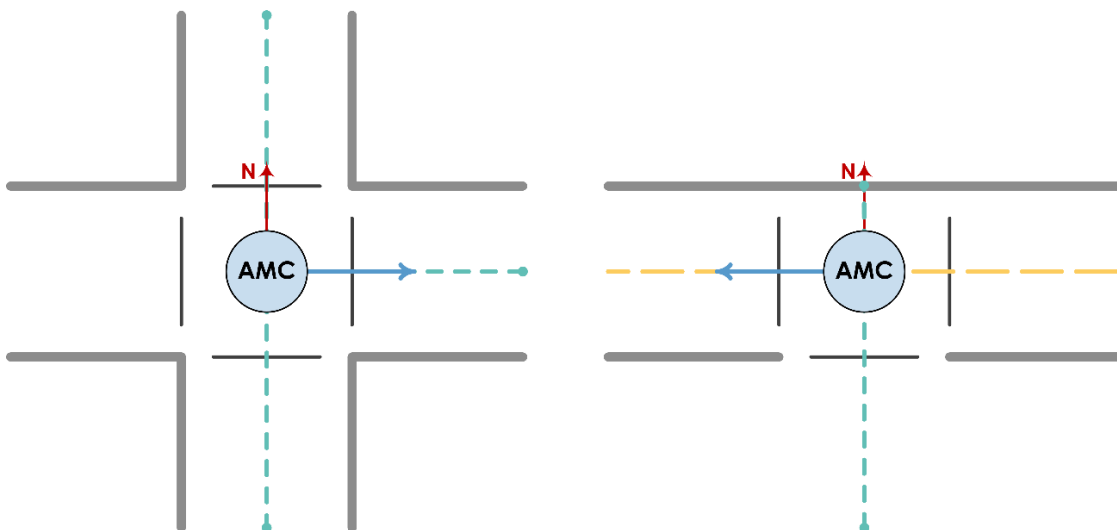


Рисунок 2.5 – Типи розгалужень

Правило (2.11) описує знання про другу фазу – початок руху по виїзній дорозі. На рисунку 2.6 показані можливі типи виїзних доріг, які використовувалися в моделі простору.

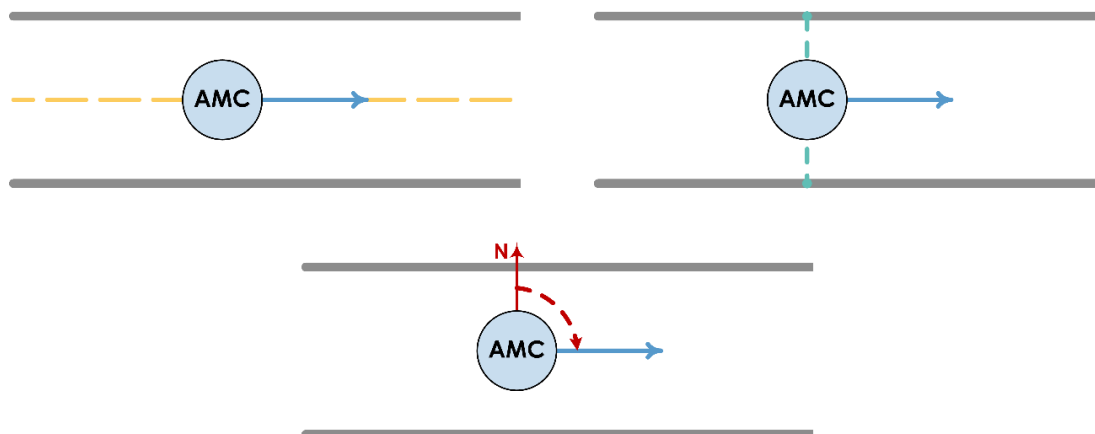


Рисунок 2.6 – Типи доріг

Актуалізується правило подією наїзду на старт-стоп лінію під час очікування її на виїзній дорозі $CF_{sat} \mathbf{f}_{Line_out} is high$. За заданого типу руху по виїзній дорозі $CF_{\mathbf{f}_{Moving_method} is high}$ актуалізується стратегія керування

$cf_^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_method} = 1$ і цільова ситуація, до появи якої ця стратегія керування залишатиметься актуальною $cf_^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1$.

$$\begin{aligned}
 R_i^{(1,2)} : \quad & \mathbf{IF} \quad event(\mathbf{f}_{Line}) \mathbf{and} CF_^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
 & \mathbf{and} CF_^{sat} \mathbf{f}_{Moving_method} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad cf_^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = -1, cf_^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_method} = 1, \\
 & cf_^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1.
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

Стратегія керування реалізується контролером, наприклад, ПД, нейронним або нечітким, який заснований на певному алгоритмі управління за прямими або зворотним зв'язкам. Правило (2.12) активує контролер, що керує маневром (проїзд від в'їзної start-стоп лінії до виїзної start-стоп лінії розгалуження, яке подане КТРП, рис. 2.). Правило (2.13) активує контролер, що керує проїздом відповідним методом (рис. 2.6) від виїзної start-стоп лінії одної КТРП до в'їзної start-стоп лінії іншої КТРП.

$$\begin{aligned}
 R_i^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_type_method} \text{ is high} \\
 & \mathbf{and} CF_^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad U_Maneuver_type_method.
 \end{aligned} \tag{2.12}$$

$$\begin{aligned}
 R_i^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_method} \text{ is high} \\
 & \mathbf{and} CF_^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad U_Moving_method.
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

2.4 Управління переміщенням АО на основі модифікованої моделі Такагі-Сугено-Канга

Нижче наведено алгоритм, що реалізує обробку даних від сенсорів і формування керівних впливів за допомогою МТСК. На кожному такті управління виконуються обчислення, що наведені на рисунку 2.7.

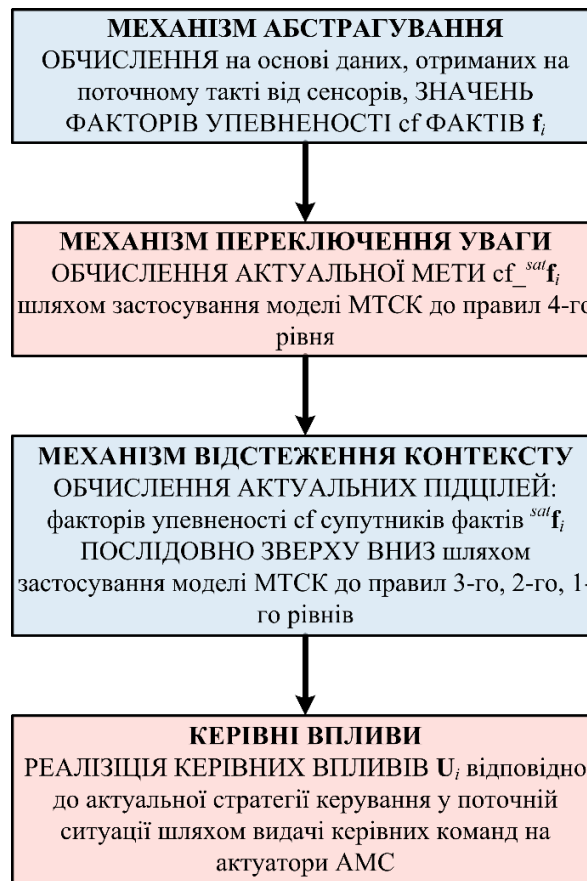


Рисунок 2.7 – Алгоритм формування керівних впливів за допомогою МТСК

Нижче наведено приклад обробки даних алгоритмом для рівня моделі, що відповідає знанням про стратегії руху по розгалуженнях (перехрестях), поданих множиною правил типу (2.11), які для конкретного випадку можуть бути подані набором із трьох правил:

$$R_1^{(1,2)}: \text{ IF } event(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Moving_mark}} \text{ is high} \quad (2.14)$$

$$\text{ THEN } cf_{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = -1, cf_{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_mark} = 1, cf_{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1;$$

$$R_2^{(1,2)}: \text{ IF } event(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Moving_dist}} \text{ is high} \quad (2.15)$$

$$\text{ THEN } cf_{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = -1, cf_{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_dist} = 1, cf_{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1;$$

$$R_3^{(1,2)}: \text{ IF } event(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Moving_azim}} \text{ is high} \quad (2.16)$$

$$\text{ THEN } cf_{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = -1, cf_{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_azim} = 1, cf_{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1.$$

У правилах факт \mathbf{f}_{Line} відповідає наїзду АО на старт-стоп лінію; факти-супутники ${}^{sat}\mathbf{f}_{Line_out}$, ${}^{sat}\mathbf{f}_{Line_in}$ – очікуванню наїзду на виїзну та в’їзну старт-стоп лінію відповідно; факти \mathbf{f}_{Moving_mark} , \mathbf{f}_{Moving_dist} , \mathbf{f}_{Moving_azim} – типу керування рухом (за розміткою, за відстанню до перешкоди, за азимутом); факти-супутники ${}^{sat}\mathbf{f}_{U_Moving_mark}$, ${}^{sat}\mathbf{f}_{U_Moving_dist}$, ${}^{sat}\mathbf{f}_{U_Moving_azim}$ – запуску відповідної стратегії керування рухом.

На рисунку 2.8 для наведених правил зображено результат виведення для модельної ситуації.

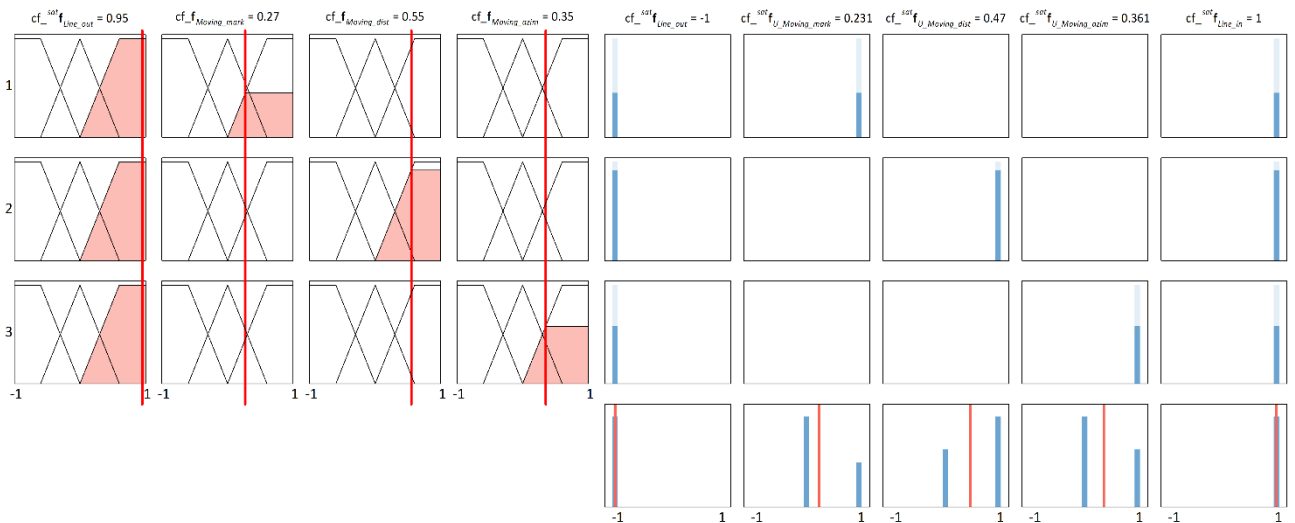


Рисунок 2.8 – Приклад виведення за допомогою МТСК

Вважаємо, що $cf_{-}\mathbf{f}_{Line} > \varepsilon$, а отже усі три правила буреть участь у процесі обробки.

Як видно, значення фактора упевненості у фактах, що відповідають типу керування рухом, який потрібно застосувати для успішного проїзду розгалуження, різняться (моделюється зашумленість даних). На основі вихідних даних перевага надається факту-супутнику, що відповідає запуску стратегії керування рухом за відстанню до перешкоди.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ПЕРЕМІЩЕННЯМ АВТОНОМНОГО ОБ'ЄКТУ

3.1 Модель штучного оточення

Для дослідження моделі було розроблено штучне оточення у вигляді ортогонального лабіринту (рис. 3.1). У ключових точках лабіринту (розгалуженнях та глухих кутах) містяться КТРП L_1, L_2, \dots, L_{18} . Рух по дорогах між КТРП організовано з використанням трьох сенсорних систем: на основі лінії розмітки (на рисунку 3.1 показано жовтим кольором) із використанням сенсора лінії; на основі відстані до обмежувальних стін (показано зеленим кольором) із використанням далекомірів; на основі руху по азимуту (показано червоним кольором) з використанням цифрового компаса.

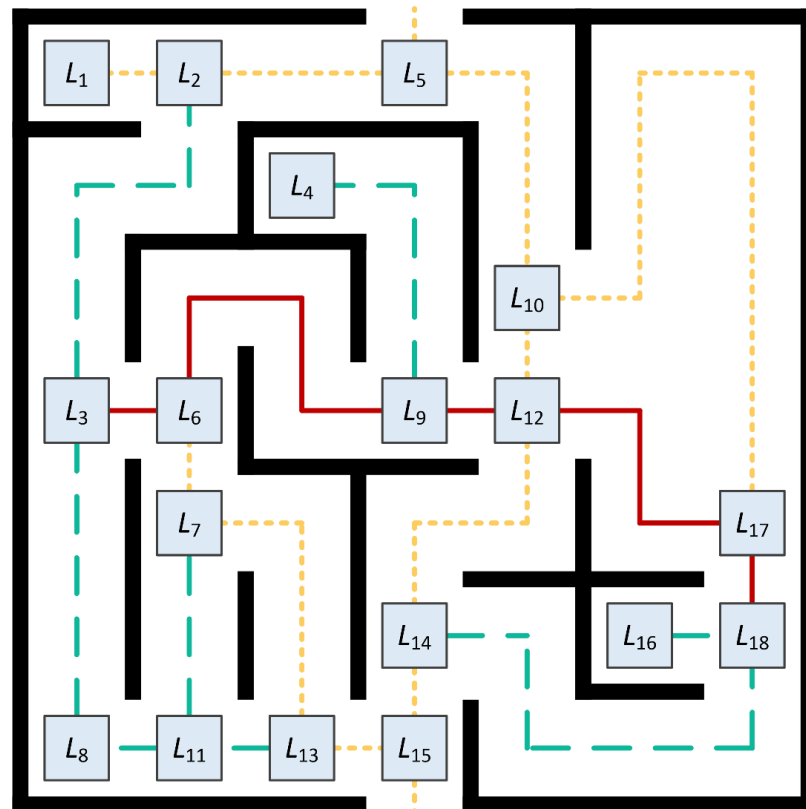


Рисунок 3.1 – Оточення для експериментів

3.2 Подання знань

Відповідно до описаної моделі сформована п'ятишарова БЗ, що описує знання про цілі, різні маршрути в штучному оточенні, картографічні знання про робочий простір, знання про способи керування актуаторами АО.

Для апробації підходу було розроблено програму, що реалізує обробку даних від сенсорів на основі знань (2.4–2.13) за допомогою МТСК, яка містить механізми відстеження контексту та переключення уваги.

Нижче наведено приклад одного з проведених експериментів. БЗ (2.4–2.13) конкретизована для одного маршруту $R_1 = \langle L_5, L_2, L_3, L_6, L_7, L_{13}, L_{15} \rangle$ (рис. 3.1). Конкретизовані правила (2.4), (2.5) мають вигляд:

$$\begin{aligned}
 R_1^{(4)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Start_1}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_1} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_5} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1, \\
 & \quad \quad \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_1} = -1, \dots, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_4} = -1; \\
 \\
 R_{1,6}^{(4)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{L_{15}}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{15}} \text{ is high} \\
 & \quad \quad \quad \text{and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{15}} = -1, \\
 & \quad \quad \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_1} = 1, \dots, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_4} = 1.
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Правила (2.7), що безпосередньо описують маршрут R_1 , наведені нижче:

$$\begin{aligned}
 R_{1,1}^{(3)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{L_5}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_5} \text{ is high} \\
 & \quad \quad \quad \text{and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_2} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_5} = -1; \\
 \\
 R_{1,2}^{(3)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{L_2}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_2} \text{ is high} \\
 & \quad \quad \quad \text{and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_3} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_2} = -1;
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

- $R_{1,3}^{(3)}$: **IF** *event(\mathbf{f}_{L_3}) and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_3}$ is high
and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_6} = 1, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_3} = -1;$
- $R_{1,4}^{(3)}$: **IF** *event(\mathbf{f}_{L_6}) and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_6}$ is high
and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_7} = 1, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_6} = -1;$
- $R_{1,5}^{(3)}$: **IF** *event(\mathbf{f}_{L_7}) and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_7}$ is high
and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{13}} = 1, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_7} = -1;$
- $R_{1,6}^{(3)}$: **IF** *event($\mathbf{f}_{L_{13}}$) and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{13}}$ is high
and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{R_1}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{45}} = 1, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{13}} = -1.$

Картографічні знання (2.8), (2.9) про робочий простір (рис. 3.1) наведені правилами (3.3), (3.4).

- $R_3^{(2,1)}$: **IF** *$CF_{-} \mathbf{f}_{L_2}$ is high and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_3}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Out_S} = 1;$
- $R_6^{(2,1)}$: **IF** *$CF_{-} \mathbf{f}_{L_3}$ is high and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_6}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Out_E} = 1;$
- $R_9^{(2,1)}$: **IF** *$CF_{-} \mathbf{f}_{L_5}$ is high and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_2}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Out_W} = 1;$ (3.3)
- $R_{12}^{(2,1)}$: **IF** *$CF_{-} \mathbf{f}_{L_6}$ is high and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_7}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Out_S} = 1;$
- $R_{15}^{(2,1)}$: **IF** *$CF_{-} \mathbf{f}_{L_7}$ is high and $CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{11}}$ is high*
THEN $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Out_S} = 1;$

$$\begin{aligned}
R_{16}^{(2,1)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{L_7}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{L_{13}}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Out_E}}^{\text{sat}} = 1; \\
R_{27}^{(2,1)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{L_{11}}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{L_{13}}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Out_E}}^{\text{sat}} = 1; \\
R_{28}^{(2,1)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{L_{13}}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{L_{15}}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Out_E}}^{\text{sat}} = 1. \\
\\
R_2^{(2,2)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{In_N}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Out_E}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Maneuver_left}}^{\text{sat}} = 1, cf_{\mathbf{f}_{Out_E}}^{\text{sat}} = -1; \\
R_3^{(2,2)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{In_N}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Out_S}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Maneuver_forward}}^{\text{sat}} = 1, cf_{\mathbf{f}_{Out_S}}^{\text{sat}} = -1; \\
R_4^{(2,2)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{In_N}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Out_W}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Maneuver_right}}^{\text{sat}} = 1, cf_{\mathbf{f}_{Out_W}}^{\text{sat}} = -1; \\
R_7^{(2,2)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{In_E}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Out_S}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Maneuver_left}}^{\text{sat}} = 1, cf_{\mathbf{f}_{Out_S}}^{\text{sat}} = -1; \\
R_{14}^{(2,2)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{In_W}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Out_E}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Maneuver_forward}}^{\text{sat}} = 1, cf_{\mathbf{f}_{Out_E}}^{\text{sat}} = -1; \\
R_{15}^{(2,2)} : & \text{ IF } CF_{\mathbf{f}_{In_W}} \text{ is high and } CF_{\mathbf{f}_{Out_S}}^{\text{sat}} \text{ is high} \\
& \text{ THEN } cf_{\mathbf{f}_{Maneuver_right}}^{\text{sat}} = 1, cf_{\mathbf{f}_{Out_S}}^{\text{sat}} = -1.
\end{aligned} \tag{3.4}$$

Знання про стратегії руху по розгалуженнях, що на рис. 2.6 показані відповідними КТРП, подані множиною нижченаведених правил:

$$\begin{aligned}
R_1^{(1,1)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Safe} \text{ is high and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_right} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Maneuver_mark} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_right_mark} = 1, \\
& \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_right} = -1; \\
R_3^{(1,1)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Safe} \text{ is high and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_left} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Maneuver_mark} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_left_mark} = 1, \\
& \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_left} = -1; \\
R_9^{(1,1)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Safe} \text{ is high and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_right} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Maneuver_azim} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_right_azim} = 1, \\
& \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_right} = -1; \\
R_{11}^{(1,1)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Safe} \text{ is high and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_left} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Maneuver_azim} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_left_azim} = 1, \\
& \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_left} = -1. \\
R_1^{(1,2)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Moving_mark} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_mark} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1; \\
R_2^{(1,2)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Moving_dist} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_dist} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1; \\
R_3^{(1,2)} : \quad & \mathbf{IF} \quad \text{event}(\mathbf{f}_{Line}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
& \text{and } CF_{-} \mathbf{f}_{Moving_azim} \text{ is high} \\
& \mathbf{THEN} \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} = -1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_azim} = 1, \quad cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} = 1.
\end{aligned} \tag{3.5}$$

Знання про можливі стратегії керування подані множиною правил:

$$\begin{aligned}
R_1^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_right_mark} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Maneuver_right_mark; \\
R_3^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_left_mark} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Maneuver_left_mark; \\
R_9^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_right_azim} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Maneuver_right_azim; \\
R_9^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_left_azim} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_out} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Maneuver_left_azim; \\
R_{13}^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_mark} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Moving_mark; \\
R_{14}^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_dist} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Moving_dist; \\
R_{15}^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_azim} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Moving_azim; \\
R_{16}^{(0)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Obst_i} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{and} \quad CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Line_in} \text{ is high} \\
& \quad \mathbf{THEN} \quad U_Obst_i.
\end{aligned} \tag{3.7}$$

Передбачається, що у довільний момент контролю може бути реалізована тільки одна стратегія керування рухом. Цю умову реалізують модифіковані (3.7) правила. Наприклад, правило $R_1^{(0)}$ в (3.7) набуде вигляду:

Продовження таблиці 3.1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
$^{sat} \mathbf{f}_{Out_E}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Out_S}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Out_W}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
\mathbf{f}_{In_N}	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	...	
\mathbf{f}_{In_E}	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
\mathbf{f}_{In_W}	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_left}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	...	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_right}$	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_forward}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	...
\mathbf{f}_{Line}	-1	-1	-1	0.8	0.9	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Line_in}$	-1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1	...	1	1	-1	1	1	-1	1	1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Line_out}$	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	...	
\mathbf{f}_{Safe}	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	...	
$\mathbf{f}_{Maneuver_mark}$	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	0.8	-1	-1	...	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_mark}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_left_mark}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_right_mark}$	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{U_Maneuver_forward_mark}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
\mathbf{f}_{Moving_dist}	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	...	
\mathbf{f}_{Moving_mark}	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_dist}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	...	
$^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_mark}$	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$\mathbf{U}_{Maneuver_left_mark}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$\mathbf{U}_{Maneuver_right_mark}$	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
$\mathbf{U}_{Maneuver_forward_mark}$	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
\mathbf{U}_{Moving_dist}	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	...	
\mathbf{U}_{Moving_mark}	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	
\mathbf{U}_{Obst_i}	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	...	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	...	

3.3 Переміщення вздовж одного маршруту без перешкод. Обмеження та можливості подання маршруту

Результати емулявання руху без перешкод наведені в таблиці 3.1 на кроках 0–4.

Крок 0. Початкова ситуація: АО знаходиться в режимі очікування будь-якої події, про що свідчать $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Start_t} = 1$, $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Obst_t} = 1$.

Крок 1. Відбулася подія $cf_f_{Start_1} > \varepsilon - \Delta$ для $\varepsilon = 0.75$, $\Delta = 0.25$, оскільки $cf_f_{Start_1} = 0.8$. У табл. 3.1 комірки для факторів упевненості, значення яких мало місце на початку кроку обробки МТСК, зображені зеленим кольором, події для цих фактів – рожевим, результати обчислень правил – жовтим. Для цієї ситуації механізмом виведення МТСК буде застосовано тільки одне правило на верхньому рівні $R_1^{(4)}$, яке визначить $cf_^{sat} f_{R_1} = 1$, $cf_^{sat} f_{L_5} = 1$, $cf_^{sat} f_{Line_in} = 1$. Умови для активізації будь-яких правил нижчих рівнів відсутні, тому немає більше змін у станах фактів.

Крок 2. Актуалізовані на попередньому кроці цілі переміщення $^{sat} f_{R_1}$ та перша підціль маршруту $^{sat} f_{L_5}$ активізували механізм переключення уваги. Це дозволило на поточному кроці обробки даних обчислити значення фактів, зокрема числі $cf_f_{L_5} = 0.9$, і зареєструвати подію $cf_f_{L_5} > \varepsilon - \Delta$. Для цієї ситуації механізмом виведення МТСК на третьому рівні буде активізовано правило $R_{1,1}^{(3)}$, яке визначить $cf_^{sat} f_{L_5} = -1$, $cf_^{sat} f_{L_2} = 1$. На першому підрівні другого рівня на цьому кроці з'являється факт $cf_f_{In_N} = 1$, через що буде активізовано правило $R_9^{(2,1)}$, у результаті визначається $cf_^{sat} f_{Out_W} = 1$. На другому підрівні другого рівня активізується правило $R_4^{(2,2)}$, що визначає $cf_^{sat} f_{Out_W} = -1$, $cf_^{sat} f_{Maneuver_right} = 1$. У табл. 3.1 блакитним кольором показано факт, який на одному кроці активізується та деактивізується.

Крок 3. Відбулася подія $cf_f_{Line} > \varepsilon - \Delta$, оскільки $cf_f_{Line} = 0.8$. З'являються факти $f_{Maneuver_mark} = 1$ та КТРП $f_{Safe} = 1$. Застосовується правило $R_1^{(1,1)}$, що визначає $cf_^{sat} f_{Line_out} = 1$, $cf_^{sat} f_{U_Maneuver_right_mark} = 1$, $cf_^{sat} f_{Line_in} = -1$, $cf_^{sat} f_{Maneuver_right} = -1$. $cf_^{sat} f_{U_Maneuver_right_mark} = 1$. Правило нульового рівня $R_1^{(0)}$ запускає до виконання стратегію $U_{Maneuver_right_mark}$.

3.4 Декілька маршрутів у пам'яті. Переключення з одного маршруту на інший

Система забезпечує підтримку декількох маршрутів руху, що знаходяться у вигляді правил (2.4–2.7) у БЗ. Переключення АО з одного маршруту руху на інший реалізовано у вигляді правил (2.4) і можливе за умови активізації факту-супутника ${}^{sat}\mathbf{f}_{Start_k}$, що відповідає готовності АО до проїзду k -го маршруту.

3.5 Переміщення вздовж одного маршруту з перешкодами

Результати емулявання руху з перешкодами наведені в табл. 3.1 на кроках 4–15.

Крок 4. Відбулася подія $cf_f_{Line} > \varepsilon - \Delta$, оскільки $cf_f_{Line} = 0.9$. З'являється факт \mathbf{f}_{Moving_mark} . Застосовується правило $R_1^{(1,2)}$, що визначає $cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{Line_out} = -1$, $cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{U_Moving_mark} = 1$ та $cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{Line_in} = 1$. Правило $R_{13}^{(0)}$, для якого виконується умова $cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{U_Moving_mark} = 1$, запускає до виконання стратегію U_{Moving_mark} . АО починає рух до L_2 (рис. 2.7).

Крок 4а. Ситуація, коли АО рухається між КТРП L_5 і L_2 без перешкод, задовольняє вимоги тільки одного правила $R_{13}^{(0)}$ у (3.7) із зауваженнями (3.8). Згідно з цим правилом стратегія керування рухом зберігається без змін.

Крок 4б. Моделюється поява перешкоди на маршруті руху АО. Для спрощення припускається, що факт \mathbf{f}_{Obst_i} у правилі (2.6) достовірно ідентифікує перешкоду, наприклад, яку можна об'їхати справа, на основі даних від сенсору відстані. Нижче наведені додаткові правила, які активують стратегію керування рухом для оминання перешкоди, поки знову не з'явиться розмітка.

$$R_i^{(4)}: \quad \text{IF} \quad event(\mathbf{f}_{Obst_i}) \text{ and } CF_{}^{sat}\mathbf{f}_{Obst_i} \text{ is high} \\ \text{THEN} \quad cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{U_Obst_i} = 1, cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{Maneuver_mark} = 1, cf_{}^{sat}\mathbf{f}_{Obst_mark} = 1; \quad (3.9)$$

$$R_i^{(0)} : \text{IF } event(\mathbf{f}_{Maneuver_mark}) \text{ and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_mark} \text{ is high} \\ \text{and } CF_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Obst_i_mark} \text{ is high} \\ \text{THEN } cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{U_Moving_mark} = 1, cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_mark} = -1, \\ cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{Obst_i_mark} = -1.$$

Крок 5. Аналогічно кроку 2, коли досягнуто L_2 . Кроки 6–13 відображають симуляцію безперешкодного руху на ділянках (L_2, L_3, L_6, L_7) . Кроки 5, 8, 11, 14 описують ситуації, коли виникає подія, пов'язана із прибуттям АО до чергової КТРП за маршрутом $\mathbf{f}_{L_{1,i}}$. З'являється факт, що описує напрямок під'їзду до КТРП \mathbf{f}_{In_dir} . Актуалізуються супутники фактів чергової цільової КТРП за цим маршрутом $^{sat} \mathbf{f}_{L_{1,i+1}}$, напрямку виїзду з КТРП $^{sat} \mathbf{f}_{Out_dir}$ та типу маневру $^{sat} \mathbf{f}_{Maneuver_type}$, що необхідно виконати для проїзду КТРП. Кроки 6, 9, 12, 15 описують ситуації, коли виникає подія досягнення старт-стоп лінії на в'їзній дорозі \mathbf{f}_{Line} . З'являються факти $\mathbf{f}_{Maneuver_method}$ методу виконання маневру для проїзду КТРП та безпечності проїзду \mathbf{f}_{Safe} . Актуалізуються супутники фактів появи старт-стоп лінії на виїзній дорозі $^{sat} \mathbf{f}_{Line_out}$ та стратегії руху по КТРП. Запускається стратегія керування рухом $U_{Maneuver_type_method}$. На кроках 7, 10, 13, 16 виникає подія досягнення старт-стоп лінії на виїзній дорозі \mathbf{f}_{Line} відповідних КТРП. З'являється факт методу руху по виїзній дорозі $\mathbf{f}_{Moving_method}$. Актуалізуються супутники фактів появи старт-стоп лінії на в'їзній дорозі $^{sat} \mathbf{f}_{Line_in}$ та стратегії руху на виїзних дорогах. Запускаються стратегії керування рухом на виїзних дорогах U_{Moving_method} . Крок 17 описує подію появи ознак кінцевої КТРП за маршрутом $\mathbf{f}_{L_{14}}$. Виконується деактуалізація факту руху по маршруту $^{sat} \mathbf{f}_{R_1}$. Актуалізуються факти, що показують готовність АО до виконання нових завдань $^{sat} \mathbf{f}_{Start_1}$.

На особливу уваги заслуговують кроки 14, 14а, 14б, 14в. На 14-му кроці досягнуто L_7 . На кроці 14а моделюється небезпечна ситуація: рух на

ділянці $L_7 - L_{13}$ небезпечний (CF_f_{Safe} is low). Тому правило з (3.3) не буде активізованим і, як наслідок, не буде визначена стратегія керування рухом. Якщо БЗ доповнити правилами об'їзду з L_7 через L_{11} до L_{13} , то далі рух по маршруту буде продовжений. Нижче наведено правило об'їзду небезпечної ділянки після активізації якого будуть активізовані правила з (3.3), що вкажуть напрям виїзду до L_{11} і правила нижчих рівнів, що активізують стратегію керування рухом від L_7 через L_{11} .

$$\begin{aligned}
 R_{j,7}^{(3)} : \quad & \mathbf{IF} \quad CF_f_{Safe} \text{ is low } \mathbf{and} \ CF_^{sat}f_{L_{13}} \text{ is high} \\
 & \mathbf{and} \ CF_f_{L_7} \text{ is high} \\
 & \mathbf{THEN} \quad cf_^{sat}f_{L_{11}} = 1, \ cf_^{sat}f_{detour} = 1
 \end{aligned}
 \tag{3.10}$$

Кроки 14г, 14д, 14е описують ситуації проїзду від L_{11} до L_{13} . Оскільки поточна ціль перерваного руху по маршруту $CF_^{sat}f_{L_{13}} \text{ is high}$ увесь час об'їзду залишається активною, то у разі досягнення L_{11} планування маршруту відбувається на початковій базі правил, як і для маршруту без перешкод. Особливість полягає в необхідності деактивізації факту $cf_^{sat}f_{detour} = -1$.

3.6 Дослідження впливу контексту на впевненість локалізації АО

Проведено дослідження впливу неповноти інформації на прийняття рішення, наприклад в КТРП L_{10} . Моделювалася ситуація, коли дані від сенсорів не дозволяли АО однозначно локалізувати КТРП, в якій вона знаходиться.

Неповнота і нечіткість даних від сенсорів не дозволяли однозначно ідентифікувати місцезнаходження АО, коли вона дійсно знаходилась у КТРП L_{10} . Система сприйняття з упевненістю $cf_f_{L_{10}}$ стверджувала, що поточна КТРП – L_{10} , і з упевненістю $cf_f_{L_{12}}$, що поточна КТРП – L_{12} . Значення

контекстних фактів-супутників становили $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{10}} = 0.9$ і $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_{12}} = 0.1$. Були прийняті наступні значення констант $\varepsilon = 0.75$ і $\Delta = 0.25$. У табл. 3.2 наведені результати реєстрації подій $event(\mathbf{f}_{L_{10}})$ і $event(\mathbf{f}_{L_{12}})$.

Таблиця 3.2 – Результати дослідження впливу контексту (значення $event(\mathbf{f}_{L_{10}})$ і $event(\mathbf{f}_{L_{12}})$)

Факт \mathbf{f}_{L_i}	Фактор упевненості факту-супутника $cf_{-}^{sat} \mathbf{f}_{L_i}$	Фактор упевненості факту ($cf_{-} \mathbf{f}_{L_{10}} = cf_{-} \mathbf{f}_{L_{12}}$)										
		0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.7	0.9	1
L_{10}	0.9	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
L_{12}	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

З таблиці видно, що врахування контексту через використання фактів-супутників дозволяє зменшити вплив неповноти і нечіткості даних, які надходять від сенсорів. За появи збурень, що приводять до помилкової локалізації КТРП із факторами упевненості $cf_{-} \mathbf{f}_{L_{10}} = cf_{-} \mathbf{f}_{L_{12}} = 0.6$ і $cf_{-} \mathbf{f}_{L_{10}} = cf_{-} \mathbf{f}_{L_{12}} = 0.7$, здійснюється коректна ідентифікація КТРП L_{10} і, як наслідок, АО приймає вірне рішення щодо подальшого переміщення.

ВИСНОВКИ

У роботі вирішено завдання – розробка моделі управління переміщенням АО, що забезпечує однорідну інтеграцію рішень різних завдань циклу управління переміщенням для забезпечення функціонування АО в умовах невизначеності за рахунок динамічного перепланування маршрутів руху. Основні наукові та практичні результати роботи зазначені нижче.

1. Проведено аналіз існуючих моделей та методів управління переміщенням АО, що використовуються в АО. Установлено, що процес управління переміщенням подають у вигляді циклу, що складається з чотирьох етапів: сприйняття інформації про оточення, локалізації і картографування, планування маршруту руху та керування рухом. Дослідження кожного етапу окремо показало, що існує багато моделей і методів, покликаних вирішувати завдання, що відповідає певному етапу, зокрема і таких, що засновані на технологіях штучного інтелекту, а саме машинному навчанню та штучних нейронних мережах. Проте немає технологій, що забезпечують однорідну інтеграцію рішень завдань різних етапів циклу управління переміщенням, спираються на конкретну модель подання знань та ураховують ефекти, пов'язані з помилками, що виникають на кожному етапі циклу управління переміщенням.

2. Розроблено модель управління переміщенням АО в умовах передбачених збурень. Модель базується на множині фактів та множинах нечітких правил, що описують апіорні знання АО про цілі, маршрути, карту оточення, стратегії взаємодії з ключовими точками робочого простору та стратегії управління. Правила оброблюються механізмом нечіткого виведення модифікованої моделі Такагі-Сугено-Канга. Завдяки поданню знань АО про оточення у вигляді нечітких правил різного рівня узагальнення модель є гнучкою. Використання підходу стратифікації БЗ АО за рівнями робить модель масштабованою: фрагменти знань, що знаходяться на різних

рівнях, можуть бути замінені або доповнені новими знаннями. Застосування у моделі механізмів абстрагування, переключення уваги та відстеження контексту підвищують стійкість АО до змін в оточенні завдяки використанню АО апріорних знань про завади і стратегії їх подолання у відповідних ситуаціях.

3. Проведено тестування запропонованої моделі за допомогою комп'ютерних експериментів, у процесі яких виконувалося емулювання руху АО за маршрутом у різних умовах. Результати експериментів показали придатність пропонованої системи для умов, коли досяжність цільової точки руху є принципово можливою, враховуючи наявні знання.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Богданський Ю. В. Диференціальні рівняння. Київ: ІВЦ “Видавництво Політехніка”, 2011. 214 p.
2. Hawkinson J., Bates T. Guidelines for creation, selection, and registration of an Autonomous System (AS). URL: <https://tools.ietf.org/html/rfc1930> (last accessed: 03.06.20).
3. ROBOT | definition in the Cambridge English Dictionary. URL: <https://dictionary.cambridge.org/us/dictionary/english/robot> (last accessed: 13.07.20).
4. Bekey G. Autonomous Robots – From Biological Inspiration To Implementation And Control. MIT Press, 2005. 577 p.
5. Silver D., Huang A., Maddison C. J. et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*. 2016. Vol. 529, № 7587. P. 484–489. DOI: 10.1038/nature16961.
6. Mulken T. J. M. van, Schols R. M., Scharmga A. M. J. et al. First-in-human robotic supermicrosurgery using a dedicated microsurgical robot for treating breast cancer-related lymphedema: a randomized pilot trial. *Nature Communications*. 2020. Vol. 11, № 1. P. 1–7. DOI: 10.1038/s41467-019-14188-w.
7. Kot T., Novák P. Application of virtual reality in teleoperation of the military mobile robotic system TAROS. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2018. Vol. 15, № 1. P. 1–6. DOI: 10.1177/1729881417751545.
8. Pilat Z., Klimasara W., Pachuta M. et al. Some new robotization problems related to the introduction of collaborative robots into industrial practice. *Journal of Automation, Mobile Robotics and Intelligent Systems*. 2019. Vol. 13, № 4. P. 91–97. DOI: 10.14313/JAMRIS/4-2019/42.
9. Pepito J. A., Ito H., Betriana F. et al. Intelligent humanoid robots expressing artificial humanlike empathy in nursing situations. *Nursing Philosophy*. 2020. Vol. 21, № 4. DOI: 10.1111/nup.12318.
10. Каргин А. А., Петренко Т. Г., Иванюк А. И. О научном полигоне

для апробации решений индустриальной революции 4.0 в железнодорожной отрасли. *Материалы 6-й Международной научно-технической конференции, посвященной 80-летию В.В. Свиридова “Информационные системы и технологии.”* Коблево-Харьков, ХНУРЭ, 2017. P. 51–52.

11. Siegwart R., Nourbakhsh I. *Introduction to Autonomous Mobile Robots.* MIT Press, 2004. 321 p.

12. Hoy M., Matveev A. S., Savkin A. V. Algorithms for collision-free navigation of mobile robots in complex cluttered environments: A survey. *Robotica.* 2015. Vol. 33, № 3. P. 463–497. DOI: 10.1017/S0263574714000289.

13. Умінський В. В. Аналіз систем управління переміщенням мобільних роботів. *Вісник Інженерної академії України.* 2013. № 3–4. P. 306–308.

14. Ащепкова Н. С. Розробка адаптивної системи керування моделі робота-навантажувача на базі Lego Mindstorms NXT. *Технологический аудит и резервы производства.* 2015. Vol. 5, № 6(25). P. 45–48. DOI: 10.15587/2312-8372.2015.51215.

15. Crowley J. L. Mathematical foundations of navigation and perception for an autonomous mobile robot. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics).* Springer Verlag, 1996. P. 9–51. DOI: 10.1007/BFb0013953.

16. Thrun S., Gutmann J.-S., Fox D. et al. Integrating Topological and Metric Maps for Mobile Robot Navigation: A Statistical Approach. *Proceedings of the fifteenth national/tenth conference on Artificial intelligence/Innovative applications of artificial intelligence.* 1998. P. 989–995.

17. Braunstingl R., Sanz P., Ezkerra J. M. Fuzzy Logic Wall Following of a Mobile Robot Based on the Concept of General Perception. *Proceedings of the Seventh International Conference on Advanced Robotics.* SEPT, 1995. P. 367–376.

18. Premebida C., Ambrus R., Marton Z.-C. Intelligent Robotic Perception Systems.: *Applications of Mobile Robots.* IntechOpen, 2019. DOI: 10.5772/intechopen.79742.

19. Xie C., Xiang Y., Mousavian A. et al. The Best of Both Modes: Separately Leveraging RGB and Depth for Unseen Object Instance Segmentation. *Proceedings of the Conference on Robot Learning*. PMLR, 12 May 2020. P. 1369–1378.
20. Zhang X., Chen Z., Jonathan Wu Q. M. et al. Fast Semantic Segmentation for Scene Perception. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. Vol. 15, № 2. P. 1183–1192. DOI: 10.1109/TII.2018.2849348.
21. Nguyen T. N., Michaelis B., Al-Hamadi A. et al. Stereo-camera-based urban environment perception using occupancy grid and object tracking. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2012. Vol. 13, № 1. P. 154–165. DOI: 10.1109/TITS.2011.2165705.
22. Gupta S., Girshick R., Arbeláez P. et al. Learning rich features from RGB-D images for object detection and segmentation. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Springer Verlag, 2014. P. 345–360. DOI: 10.1007/978-3-319-10584-0_23.
23. Xiang Y., Xie C., Mousavian A. et al. Learning RGB-D Feature Embeddings for Unseen Object Instance Segmentation. *arXiv*. 2020. P. 1–10.
24. Kargin A., Petrenko T. Spatio-temporal data interpretation based on perceptual model.: *Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data. Studies in Computational Intelligence*. Edited by Mashtalir V., Ruban I., Levashenko V. Springer, Cham, 2020. P. 101–159. DOI: 10.1007/978-3-030-35480-0_3.
25. Russell S., Norvig P. *Artificial Intelligence: a Modern Approach*. Prentice Hall, 2010. 1132 p.
26. Jia Y., Yan X., Xu Y. A Survey of simultaneous localization and mapping for robot. *Proceedings of 2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, IAEAC 2019*. IEEE, 01 December 2019. P. 857–861. DOI: 10.1109/IAEAC47372.2019.8997820.
27. Luo C., Krishnan M., Paulik M. et al. An effective trace-guided

wavefront navigation and map-building approach for autonomous mobile robots. *Intelligent Robots and Computer Vision XXXI: Algorithms and Techniques*. SPIE, 03 February 2014. DOI: 10.1117/12.2040885.

28. Aleksandrovich Y. D., Stepanovich K. A., Zalmanovich M. V. Mobile Robot Navigation Based on Artificial Landmarks with Machine Vision System. *World Applied Sciences Journal*. 2013. Vol. 24 (11). P. 1467–1472.

29. Cesetti A., Frontoni E., Mancini A. et al. A Vision-based guidance system for UAV navigation and safe landing using natural landmarks. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*. 2010. Vol. 57, № 1–4. P. 233–257. DOI: 10.1007/s10846-009-9373-3.

30. Alatise M. B., Hancke G. P. A Review on Challenges of Autonomous Mobile Robot and Sensor Fusion Methods. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 39830–39846. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2975643.

31. Li Q., Zhu J., Liu T. et al. Visual landmark sequence-based indoor localization. *Proceedings of the 1st Workshop on GeoAI: AI and Deep Learning for Geographic Knowledge Discovery, GeoAI 2017*. New York, USA, ACM, 07 November 2017. P. 14–23. DOI: 10.1145/3149808.3149812.

32. Guan K., Ma L., Tan X. et al. Vision-based indoor localization approach based on SURF and landmark. *2016 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference, IWCMC 2016*. IEEE, 26 September 2016. P. 655–659. DOI: 10.1109/IWCMC.2016.7577134.

33. Li K., Zhang L. Research on Underwater Navigation Algorithm Based on SIFT Matching Algorithm. *DEStech Transactions on Engineering and Technology Research*. DEStech Publications, 07 July 2017. P. 170–177. DOI: 10.12783/dtetr/icmeca2017/11929.

34. Zhenjun L., Nisar H., Malik A. S. A framework for real time indoor robot navigation using Monte Carlo Localization and ORB feature detection. *Proceedings of the International Symposium on Consumer Electronics, ISCE*. IEEE, 2014. DOI: 10.1109/ISCE.2014.6884401.

35. Nilwong S., Hossain D., Kaneko S. et al. Deep Learning-Based

Landmark Detection for Mobile Robot Outdoor Localization. *Machines*. 2019. Vol. 7, № 2. P. 25. DOI: 10.3390/machines7020025.

36. Choset H., Lynch K., Hutchinson S. et al. Principles of robot motion: theory, algorithms, and implementation. Cambridge Mass.: MIT Press, 2005. 603 p.

37. Goerzen C., Kong Z., Mettler B. A survey of motion planning algorithms from the perspective of autonomous UAV guidance. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*. 2010. Vol. 57, № 1–4. P. 65–100. DOI: 10.1007/s10846-009-9383-1.

38. Alt H., Welzl E. Visibility graphs and obstacle-avoiding shortest paths. *Zeitschrift für Operations Research*. 1988. Vol. 32. P. 145–164. DOI: 10.1007/BF01928918.

39. Takahashi O., Schilling R. J. Motion Planning in a Plane Using Generalized Voronoi Diagrams. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 1989. Vol. 5, № 2. P. 143–150. DOI: 10.1109/70.88035.

40. LaValle S. Planning algorithms. Cambridge University Press, 2006. 826 p. DOI: 10.1017/CBO9780511546877.

41. Tzafestas S. G. Introduction to Mobile Robot Control. Elsevier, 2014. 691 p. DOI: 10.1016/C2013-0-01365-5.

42. Latombe J.-C., Latombe J.-C. Exact Cell Decomposition.: *Robot Motion Planning*. Springer US, 1991. P. 200–247. DOI: 10.1007/978-1-4615-4022-9_5.

43. Choset H., Pignon P. Coverage Path Planning: The Boustrophedon Cellular Decomposition. *Field and Service Robotics*. Springer London, 1998. P. 203–209. DOI: 10.1007/978-1-4471-1273-0_32.

44. Acar E. U., Choset H., Rizzi A. A. et al. Morse decompositions for coverage tasks. *International Journal of Robotics Research*. 2002. Vol. 21, № 4. P. 331–344. DOI: 10.1177/027836402320556359.

45. Moravec H. P., Elfes A. High resolution maps from wide angle sonar. *Proceedings – IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 1985. P. 116–121. DOI: 10.1109/ROBOT.1985.1087316.

46. Noborio H., Naniwa T., Arimoto S. A quadtree-based path-planning algorithm for a mobile robot. *Journal of Robotic Systems*. 1990. Vol. 7, № 4. P. 555–574. DOI: 10.1002/rob.4620070404.
47. Lingelbach F. Path planning using probabilistic cell decomposition. *Proceedings – IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2004. P. 467–472. DOI: 10.1109/robot.2004.1307193.
48. Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. *Proceedings – IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 1985. P. 500–505. DOI: 10.1109/ROBOT.1985.1087247.
49. Sato K. Deadlock-free motion planning using the Laplace potential field. *Advanced Robotics*. 1992. Vol. 7, № 5. P. 449–461. DOI: 10.1163/156855393X00285.
50. Vadakkepat P., Tan K. C., Ming-Liang W. Evolutionary artificial potential fields and their application in real time robot path planning. *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation, CEC 2000*. IEEE Computer Society, 2000. P. 256–263. DOI: 10.1109/CEC.2000.870304.
51. Jaradat M. A. K., Garibeh M. H., Feilat E. A. Autonomous mobile robot dynamic motion planning using hybrid fuzzy potential field. *Soft Computing*. 2012. Vol. 16, № 1. P. 153–164. DOI: 10.1007/s00500-011-0742-z.
52. Kavraki L. E., Švestka P., Latombe J. C. et al. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 1996. Vol. 12, № 4. P. 566–580. DOI: 10.1109/70.508439.
53. LaValle S. Rapidly-exploring random trees: a new tool for path planning. / 1998.
54. Karaman S., Frazzoli E. Incremental sampling-based algorithms for optimal motion planning. *Robotics: Science and Systems*. MIT Press Journals, 2011. P. 267–274. DOI: 10.15607/rss.2010.vi.034.
55. Naderi K., Rajamaki J., Hamalainen P. RT-RRT*: A real-time path planning algorithm based on RRT*. *Proceedings of the 8th ACM SIGGRAPH*

Conference on Motion in Games, MIG 2015. ACM, 16 November 2015. P. 113–118. DOI: 10.1145/2822013.2822036.

56. Zhao Y., Zheng Z., Liu Y. Survey on computational-intelligence-based UAV path planning. *Knowledge-Based Systems*. 2018. Vol. 158. P. 54–64. DOI: 10.1016/j.knosys.2018.05.033.

57. Hank M., Haddad M. A hybrid approach for autonomous navigation of mobile robots in partially-known environments. *Robotics and Autonomous Systems*. 2016. Vol. 86. P. 113–127. DOI: 10.1016/j.robot.2016.09.009.

58. Ruiz E., Acuña R. Safe navigation of mobile robots using a hybrid navigation framework with a fuzzy logic decision process. *Communications in Computer and Information Science*. Springer Verlag, 2016. P. 39–56. DOI: 10.1007/978-3-319-47247-8_3.

59. Pandey A., Parhi D. R. Autonomous mobile robot navigation in cluttered environment using hybrid Takagi-Sugeno fuzzy model and simulated annealing algorithm controller. *World Journal of Engineering*. 2016. Vol. 13, № 5. P. 431–440. DOI: 10.1108/WJE-08-2016-0055.

60. Hendler J., Tate A., Drummond M. AI Planning: Systems and Techniques. *AI Magazine*. 1990. Vol. 11, № 2. P. 77. DOI: 10.1609/AIMAG.V11I2.833.

61. Alford R., Shivashankar V., Roberts M. et al. Hierarchical planning: relating task and goal decomposition with task sharing. *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2016. P. 3022–3028.

62. Baillargeon R., DeJong G. F. Explanation-based learning in infancy. *Psychonomic Bulletin and Review*. 2017. Vol. 24, № 5. P. 1511–1526. DOI: 10.3758/s13423-017-1334-4.

63. Leonetti M., Iocchi L., Stone P. A synthesis of automated planning and reinforcement learning for efficient, robust decision-making. *Artificial Intelligence*. 2016. Vol. 241. P. 103–130. DOI: 10.1016/j.artint.2016.07.004.

64. Hammond K. J. Case-Based Planning. *Case-Based Planning*. Elsevier,

1989. 277 p. DOI: 10.1016/c2009-0-22186-6.

65. Ozen O., Sariyildiz E., Yu H. et al. Practical PID controller tuning for motion control. *Proceedings – 2015 IEEE International Conference on Mechatronics, ICM 2015*. IEEE, 09 April 2015. P. 240–245. DOI: 10.1109/ICMECH.2015.7083981.

66. Ahmad S., Siddique N. H., Tokhi M. O. Modular Fuzzy Logic Controller for Motion Control of Two-Wheeled Wheelchair.: *Fuzzy Logic – Controls, Concepts, Theories and Applications*. InTech, 2012. P. 37–58. DOI: 10.5772/37584.

67. Wang G., Liu X., Zhao Y. et al. Neural Network-Based Adaptive Motion Control for a Mobile Robot with Unknown Longitudinal Slipping. *Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition)*. 2019. Vol. 32, № 1. P. 61. DOI: 10.1186/s10033-019-0373-3.

68. Kargin A., Panchenko S., Vasiljevs A. et al. Implementation of cognitive perception functions in fuzzy situational control model. *Procedia Computer Science*. Elsevier, 2019. P. 231–238. DOI: 10.1016/j.procs.2019.01.128.

69. Kargin A., Petrenko T. Knowledge Representation in Smart Rules Engine. *2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies, AICT 2019 – Proceedings*. IEEE, 01 July 2019. P. 231–236. DOI: 10.1109/AIACT.2019.8847831.

70. Каргин А. А., Петренко Т. Г. Абстрагирование и категоризация в умных машинах на основе гранулярных вычислений. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Інформатика та моделювання*. 2017. № 50. P. 130–141. DOI: 10.20998/2411-0558.2017.50.06.

71. Каргин А. А. Введение в интеллектуальные машины. Книга 1. Интеллектуальные регуляторы. Донецк: Норд-Пресс, 2010. 526 p.