

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Метод селекції малорозмірних об'єктів поверхні
візування для навігації мобільних роботів

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи СПМ-23-1
Загнойко Я.Є.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
(код і повна назва спеціальності)

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

Освітня програма Системне програмування
(повна назва освітньої програми)

Керівник: ст. викл. Єрьоміна Н.С.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

Коваленко А.А.

(підпис)

(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 123 «Комп'ютерна інженерія» _____
(код і повна назва)

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

Освітня програма _____ Системне програмування _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав.

кафедри _____

(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту _____ Загнойку Ярославу Євгеновичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Метод селекції малорозмірних об'єктів поверхні візування
для навігації мобільних роботів _____

затверджена наказом по університету від “ 22 ” листопада 2024 р. № 1236 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____ 20 січня 2025 р.

3. Вхідні дані до роботи _____

Дані про мобільних роботів та їх навігаційні системи.

Вимоги до точності навігації у складних та динамічних середовищах.

Характеристики малорозмірних об'єктів у середовищі навігації.

Обмеження обчислювальної потужності мобільних роботів.

Дані про сенсори, алгоритми обробки зображень та інші технічні засоби.

Реальні та синтетичні дані для тестування методу.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____

Сучасні методи навігації мобільних роботів _____

Особливості навігаційних систем мобільних роботів _____

Методи та алгоритми для селекції малорозмірних об'єктів _____

Сенсорні технології для навігації мобільних роботів _____

Алгоритми SLAM, A*, Дейкстри впливають на ефективність навігації _____

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) _____
18 слайдів

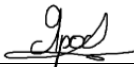
6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

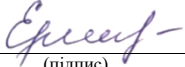
Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасних методів навігації мобільних	До 15 листопада 2024	Виконано
2	Розробка моделі та алгоритмів селекції малорозмірних об'єктів	До 20 грудня 2024	Виконано
3	Програмна реалізація алгоритмів	До 5 січня 2025 року	Виконано
4	Проведення експериментальних досліджень	До 10 січня 2025 року	Виконано
5	Оформлення кваліфікаційної роботи	До 19 січня 2025 року	Виконано
6	Подання кваліфікаційної роботи на рецензування	До 20 січня 2025 року	Виконано

Дата видачі завдання 25 листопада 2024 р.

Студент 
(підпис)

Керівник роботи 
(підпис)

ст. викл. Єрьоміна Н.С.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 77 с., 38 р., 3 табл., 36 джерел.

НАВІГАЦІЯ, РОБОТ, СЕРЕДОВИЩЕ, АЛГОРИТМ, СЕЛЕКЦІЯ, ІНФОРМАЦІЯ, ОТОЧЕННЯ, МОДЕЛЬ, ПРОЦЕС

Об'єкт дослідження – процеси навігації мобільних роботів у складних і динамічних середовищах.

Предмет дослідження – метод та алгоритм селекції малорозмірних об'єктів для забезпечення точної навігації мобільних роботів.

Мета кваліфікаційної роботи – дослідження методу селекції малорозмірних об'єктів, який забезпечує ефективну навігацію мобільних роботів за умов обмеженої обчислювальної потужності та динамічної зміни оточення.

Запропонований метод і алгоритм відбору ЕЗ в умовах високої динаміки польоту та різних вимог до точності, дозволяє суттєво підвищити продуктивність системи. Практичне впровадження методу дозволить зменшити кількість аварійних ситуацій, знизити витрати на обслуговування мобільних роботів та підвищити їх ефективність, що робить цю роботу актуальною.

ABSTRACT

Master's thesis: 77 pages, 38 figures, 3 tables, 36 sources.

NAVIGATION, ROBOT, ENVIRONMENT, ALGORITHM, SELECTION,
INFORMATION, ENVIRONMENT, MODEL, PROCESS

The object of research is the processes of navigation of mobile robots in complex and dynamic environments.

The subject of research is the method and algorithm for selecting small-sized objects to ensure accurate navigation of mobile robots.

The purpose of the qualification work is to study the method for selecting small-sized objects, which ensures effective navigation of mobile robots under conditions of limited computing power and dynamic change of the environment.

The proposed method and algorithm for selecting RI in conditions of high flight dynamics and various accuracy requirements allows to significantly increase the system performance. The practical implementation of the method will allow to reduce the number of emergency situations, reduce the cost of servicing mobile robots and increase their efficiency, which makes this work relevant.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ.....	8
ВСТУП	9
1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ НАВІГАЦІЇ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ ...	10
1.1 Загальні принципи навігації мобільних роботів	11
1.2 Методи обробки та аналізу зображень у робототехніці	16
1.3 Сфери експлуатації мобільних роботів.....	19
1.4 Техніки виявлення малорозмірних об'єктів: порівняльний аналіз	24
1.5 Проблеми селекції малорозмірних об'єктів у реальних умовах.....	26
2 ТЕХНОЛОГІЇ НАВІГАЦІЇ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ	29
2.1 Сучасні технології навігації для мобільних роботів	29
2.2 Сенсорні технології.....	31
2.3 Алгоритми та методи навігації	35
2.4 Приклади практичного застосування навігаційних систем.....	38
2.5 Особливості та виклики виявлення об'єктів для мініатюрної робототехніки	41
2.6 Невеликий мобільний робот	43
3 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА	45
3.1 Модель процесу формування вирішальної функції	46
3.2 Результати формування ВФ КЕСН МР при зміні висоти польоту	49
3.3 Побудова розподілу яскравості об'єкта прив'язки при зміні кута	56
ВИСНОВКИ.....	64

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	65
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	68

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

МР – мобільний робот

РДО – роботизована дистанційно-обслуговуюча одиниця

КЕСН – кореляційно-екстремальні системи навігації

ВФ – вирішальна функція

ПЗ – поточне зображення

ЕЗ – еталонне зображення

SLAM – Simultaneous Localization and Mapping (одночасна локалізація та картографування)

GPS – Global Positioning System (глобальна система позиціонування)

A* – алгоритм пошуку оптимального шляху

CNN – Convolutional Neural Network (згорткова нейронна мережа)

YOLO – You Only Look Once (алгоритм розпізнавання об'єктів)

R-LATs – Rotary-Laser Automatic Theodolites (обертвий лазерний автоматичний теодоліт)

iGPS – Indoor GPS (GPS для приміщень).

ВСТУП

Розвиток мобільної робототехніки активно впливає на промисловість, логістику, медицину, військову справу та багато інших сфер. Однією з ключових задач у цій галузі є забезпечення ефективної навігації мобільних роботів (МР) у складних середовищах. Для досягнення цієї мети необхідно створювати методи, які дозволять точно ідентифікувати та відстежувати об'єкти, навіть якщо вони є малорозмірними або перебувають у нестандартних умовах.

Селекція малорозмірних об'єктів є критично важливою для забезпечення високої точності роботи МР, особливо у випадках, коли ці об'єкти виступають орієнтирами або перешкодами. Недостатньо розвинені методи виявлення малорозмірних об'єктів можуть призводити до зіткнень, збоїв у роботі МР або навіть до їх виходу з ладу, що підкреслює необхідність вирішення даної проблеми.

Мета роботи – дослідження методу селекції малорозмірних об'єктів, який забезпечує точну та надійну навігацію мобільних роботів у реальних умовах.

Завдання роботи:

- огляд сучасних методів навігації мобільних роботів;
- дослідження особливостей навігаційних систем для мобільних роботів;
- метод та алгоритм для вибору малорозмірних об'єктів у реальних умовах;
- проведення експерименту для оцінки ефективності запропонованого методу.

Метод селекції може бути використаний у системах навігації МР для підвищення їхньої точності роботи. Це особливо актуально для МР, що працюють у складних умовах, наприклад, на виробництвах, у зонах стихійних лих чи під час виконання задач розвідки.

1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ НАВІГАЦІЇ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

Навігація мобільних роботів – це ключова технологія, що дозволяє роботам орієнтуватися в просторі, прокладати маршрути та виконувати завдання. Вона базується на використанні датчиків, обробці даних і інтелектуальних системах.

Основні методи навігації:

1 GPS забезпечує точне глобальне позиціонування, але погано працює в приміщеннях;

2 інерціальна система (ІНС) використовує акселерометри та гіроскопи для автономної роботи, але накопичує помилки;

3 візуальна одометрія аналізує зображення з камер, проте залежить від їх якості;

4 LiDAR створює точні 3D-карти, але дорогий і чутливий до пилу;

5 радіонавігація працює в приміщеннях, проте обмежена перешкодами і дальністю.

Для підвищення ефективності використовують комбінацію методів, наприклад, GPS для глобального позиціонування і LiDAR для картографування.

Тенденції:

1 використання глибокого навчання для розпізнавання об'єктів;

2 інтеграція даних з різних датчиків для точнішого аналізу;

3 автономна робота в динамічних умовах.

Застосування: роботи-пилососи, безпілотні автомобілі, доставники, рятувальні операції, промислові роботи.

Навігаційні технології мобільних роботів продовжують розвиватися, підвищуючи автономність, надійність і універсальність.

1.1 Загальні принципи навігації мобільних роботів

Спочатку розглянемо базові інформаційні технології, які забезпечують позиціонування мобільних пристроїв всередині будівель. Ці технології часто називають методиками самостійного позиціонування (self-positioning techniques) і вони значною мірою залежать від технічних можливостей пристрою.

Основна ідея таких технологій полягає у використанні сигналів приймачів чи антен (наземних або супутникових) для визначення координат пристрою. Мобільний пристрій або відповідна система обробляє отриманий сигнал, переводячи його в географічні координати або числові значення, необхідні для позиціонування та навігації.

GPS (Global Positioning System) є однією з найпоширеніших технологій позиціонування. Вона працює на основі сигналів, які надсилають 24 супутники, розташовані на орбітах висотою 20 200 км. Ця система забезпечує надійне позиціонування з точністю до 10 м. Однак у закритих приміщеннях ефективність GPS значно знижується через перешкоди, створювані стінами та стелями. Навіть удосконалений варіант GPS – A-GPS (Assisted GPS), який використовує допоміжні дані для покращення роботи, стикається зі схожими обмеженнями.

Принцип роботи GPS-сигналу:

1 приймач шукає вхідний сигнал у двох вимірах: частоті Доплера та затримці коду;

2 отримані значення порівнюються з локально згенерованими кодами супутників, що називається кореляцією;

3 для сильних сигналів короткий інтеграційний період (1 мс) забезпечує високу точність, а для слабких сигналів цей період подовжується для покращення співвідношення сигнал/шум.

Проблеми використання GPS у приміщеннях:

1 затримка отримання сигналу: через перешкоди час отримання сигналу значно збільшується, що впливає на швидкість позиціонування;

2 відбиті сигнали: у приміщеннях сигнали часто відбиваються від поверхонь, що призводить до похибок у визначенні координат.

Подолання цих проблем можливе за рахунок використання більш потужного програмного та апаратного забезпечення, яке дозволяє паралельну обробку сигналів. Це скорочує час отримання даних навіть за умов перешкод.

У цілому, GPS залишається ефективною технологією для відкритих просторів, але її застосування в закритих приміщеннях потребує додаткових рішень, таких як інтеграція з іншими методами позиціонування або вдосконалення обладнання.

Однією з ключових проблем використання GPS у закритих приміщеннях є тривалий «інтеграційний період». Цей період складається з двадцяти інтервалів тривалістю 1 мс кожен, і кожен з них потребує виділення певного обсягу пам'яті. Коли інтеграційний період стає надмірно довгим, це негативно впливає на якість обробки отриманих даних. Один із підходів до вирішення цієї проблеми полягає у поділі отриманих даних і застосуванні додаткового приймача сигналів для паралельної обробки.

Ще однією значною перешкодою є проблема відбиття сигналів GPS. У закритих приміщеннях відбитий сигнал суттєво слабне, що ускладнює або навіть робить неможливим його якісне зчитування. Це особливо актуально для пристроїв, які функціонують у середовищах із високим рівнем перешкод, наприклад, у будівлях із товстими стінами чи великою кількістю металевих конструкцій.

Для подолання цих обмежень була створена спеціалізована система Indoor GPS (iGPS), яка адаптує можливості GPS до умов закритих приміщень. Її часто називають повторюючим лазерним автоматичним теодолітом (Rotary-Laser Automatic Theodolites, R-LATs).

Ця технологія базується на використанні модульної розподіленої

системи, яка включає:

- 1 лазерні передавачі (псевдосупутники): генерують сигнали, аналогічні до GPS-сигналів, але пристосовані для закритих просторів;
- 2 контрольний центр: координує роботу системи і забезпечує синхронізацію даних;
- 3 сенсори і приймачі: фіксують сигнали, що надходять від лазерних передавачів.

Навігаційний сигнал формується кількома лазерними передавачами, які імітують функції супутників. Завдяки цьому, iGPS-системи забезпечують роботу пристроїв без значних змін у конструкції традиційних GPS-приймачів.

Особливості та переваги iGPS:

- 1 пристосованість до приміщень: Система функціонує у середовищах, де GPS недоступний через низький рівень сигналу;
- 2 модульна структура: кількість компонентів може змінюватися залежно від умов середовища та необхідної точності;
- 3 сумісність із традиційними приймачами: мінімальні конструктивні зміни дозволяють використовувати існуючі GPS-приймачі для роботи з iGPS.

Ця технологія знаходить застосування у великих закритих просторах, таких як склади, торговельні центри, лікарні чи виробничі приміщення. Вона особливо корисна у випадках, коли потрібна висока точність навігації або відстеження об'єктів у реальному часі.

Технологія iGPS демонструє перспективи розвитку навігації у приміщеннях, поєднуючи переваги традиційного GPS із сучасними адаптивними рішеннями.

Навігаційна система базується на мережі лазерних передавачів – псевдосупутників (рисунок 1.1). Ці пристрої генерують сигнали, що відповідають специфікації GPS, дозволяючи використовувати псевдосумісні приймачі, які є, по суті, модифікованими GPS-приймачами.

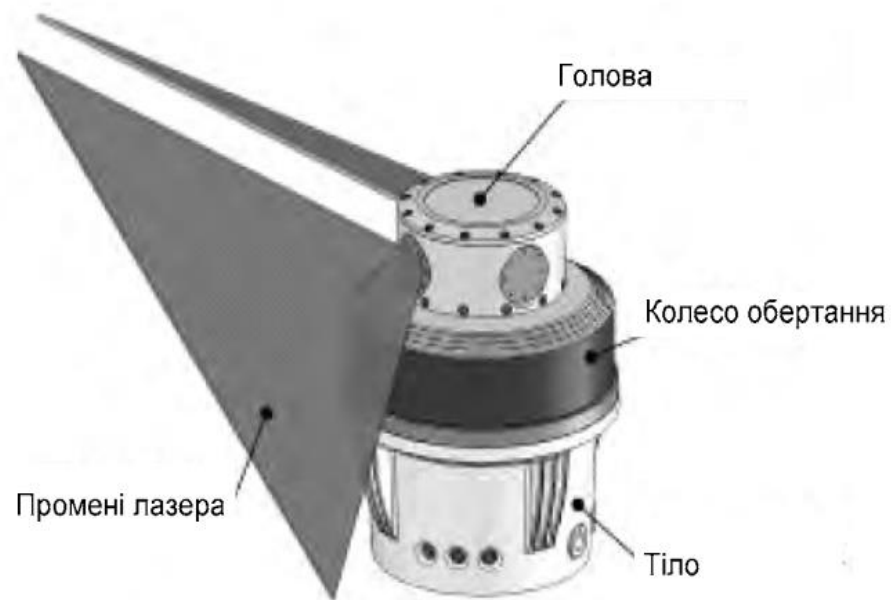


Рисунок 1.1 – Структура псевдосупутника

Для ефективної роботи системи iGPS, подібно до традиційної GPS, потрібна наявність щонайменше чотирьох псевдосупутників для забезпечення точного позиціонування, за умови відсутності додаткових пристроїв, наприклад, для визначення висоти. Сигнали від псевдосупутників контролюються опорними приймачами, що гарантує точність і стабільність навігації.

Технологія iGPS відзначається компактністю, ультранизьким енергоспоживанням і невисокою вартістю. Ці характеристики роблять її придатною для широкого використання, зокрема в системах загального призначення. Енергоефективність та мінімальні габарити компонентів дозволяють використовувати її в умовах, де важливі розміри пристроїв і тривалість роботи на одному заряді.

Технологія навігації, що базується на обробці графічних зображень, активно застосовується для вирішення завдань позиціонування та навігації роботів у закритих приміщеннях. Використання цієї методики для людей є

складнішим, оскільки поведінка людини менш передбачувана, і її можливі дії важче моделювати.

Одним із ключових переваг такого підходу є підвищення точності визначення місця розташування через розпізнавання об'єктів на зображеннях. Завдяки цьому використання мобільних пристроїв із камерами для навігації в приміщеннях стає перспективним рішенням.

Класичний метод навігації за візуальними зображеннями відомий як «вивчити-та-повторити». Суть його полягає у використанні стереокамери для створення та оновлення картографічних даних під час руху робота заданим маршрутом. Карта створюється у вигляді реконструкції розмірів і пропорцій об'єктів у навколишньому середовищі.

Інноваційний підхід до цієї методики запропонували Крайнік, Чет і Бірчфілд. Їхній монокулярний алгоритм навігації виключає необхідність створення метричних карт середовища. Замість цього рух робота прораховується через порівняння поточного зображення з базою даних, що містить зображення середовища. Ця методика не лише спрощує алгоритми, але й зменшує вимоги до обчислювальних ресурсів пристрою.

Ці методи постійно вдосконалюються, що сприяє розробці нових алгоритмів і підходів до навігації.

Так звані мережезалежні техніки (network-dependent), або віддалені техніки позиціонування (remote positioning techniques), засновані на використанні інформаційних мереж різного типу. Це можуть бути:

- мобільні мережі;
- інфрачервоні системи;
- радіосигнали.

Ці технології використовуються для покриття території навігації та забезпечення позиціонування в режимі реального часу. Їхні переваги полягають у можливості застосування в різних середовищах, зокрема в умовах, де традиційні супутникові системи малоефективні.

Таким чином, об'єднання технологій візуальної обробки зображень і мережових рішень відкриває нові горизонти для розвитку навігаційних систем у закритих просторах.

1.2 Методи обробки та аналізу зображень у робототехніці

Обробка та аналіз зображень є невіддільною складовою сучасної робототехніки, забезпечуючи можливість роботам взаємодіяти з навколишнім середовищем, розпізнавати об'єкти, орієнтуватися в просторі та виконувати складні завдання.

До основних етапів обробки зображень у робототехніці відносять здобуття зображення, попередню обробку зображення, виділення ознак, розпізнавання об'єкта та прийняття рішення.

Здобуття зображення включає в себе:

- камери: роботи найчастіше оснащуються камерами, які бувають монокулярними (однолінзовими), стереокамерами (для отримання глибини), або RGB-D камерами (для збирання кольорової та глибинної інформації);
- інші датчики: використовуються також інфрачервоні камери, тепловізори або лідари для отримання додаткової інформації про середовище.

Попередня обробка зображення:

- зменшення шуму: фільтрування даних для усунення спотворень;
- покращення контрасту: збільшення розділення між світлими та темними ділянками;
- сегментація: розподіл зображення на ділянки, що відповідають різним об'єктам або областям.

Виділення ознак:

- колір: ідентифікація кольорів об'єктів;
- форма: визначення геометричних контурів і розмірів;
- текстура: аналіз поверхневих структур об'єктів;

– ознаки, які залишаються сталими при зміні масштабу, обертання або освітлення.



Рисунок 1.2 – Різні види ознак зображення: колір, форма, текстура

Розпізнавання об'єктів:

- шаблони: порівняння зображень із заздалегідь створеними шаблонами;
- машинне навчання: використання алгоритмів, зокрема нейронних мереж, для навчання розпізнавання;
- глибоке навчання: застосування складних архітектур (наприклад, згорткових нейронних мереж, CNN) для високоточного розпізнавання.

Прийняття рішень:

- класифікація: визначення класу, до якого належить об'єкт;
- локалізація: визначення точного положення об'єкта;
- сегментація: виділення об'єкта на рівні окремих пікселів;

– відстеження: спостереження за рухом об'єкта в реальному часі.

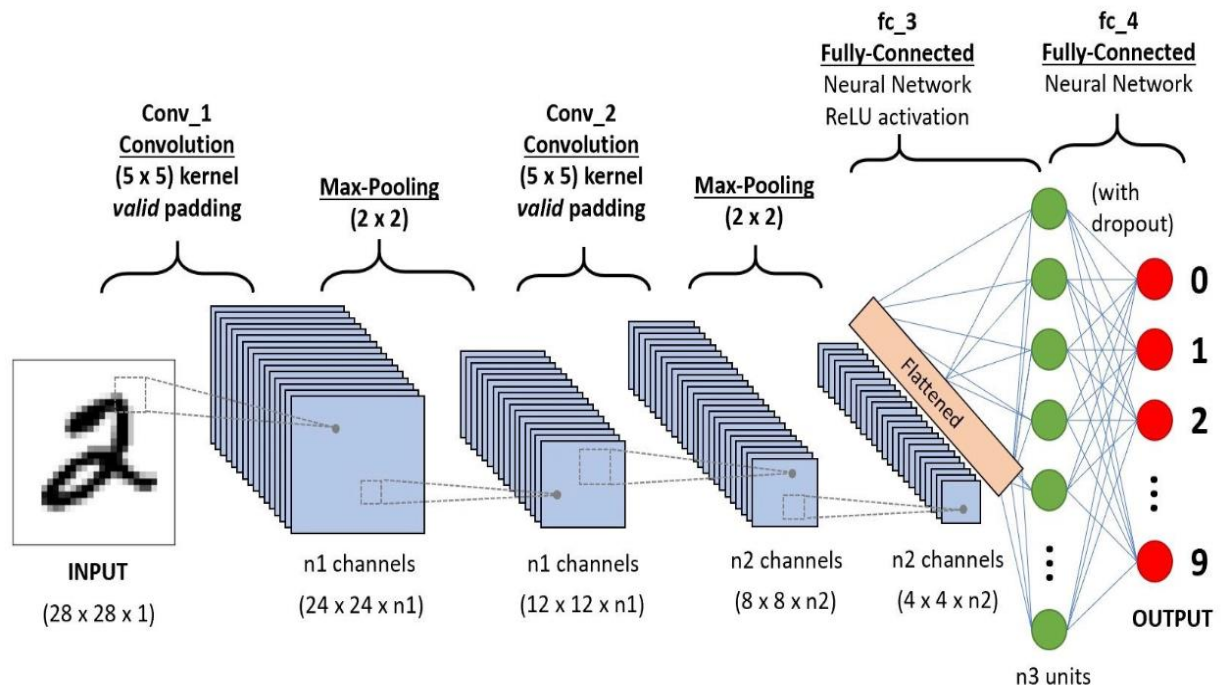


Рисунок 1.3 – Архітектура згорткової нейронної мережі

Застосування у робототехніці:

- навігація: створення карт місцевості, визначення положення робота, планування маршруту;
- маніпулювання об'єктами: виявлення та захоплення об'єктів, виконання точних маніпуляцій.;
- інспекція: оцінка якості виробів і виявлення дефектів;
- орієнтація в складних умовах: робота у неупорядкованих середовищах або взаємодія з людьми.

Сучасні тенденції:

- глибоке навчання: використання методів CNN для розпізнавання складних об'єктів і ситуацій;
- 3D-зображення: інтеграція RGB-D камер для тривимірної

реконструкції середовища;

- сенсорний ф'южн: об'єднання даних із різних сенсорів для досягнення високої точності;
- обробка в реальному часі: забезпечення миттєвої реакції на зміни в середовищі.

Обробка зображень є ключовим компонентом робототехніки, що розширює функціональні можливості роботів. Постійний розвиток алгоритмів та апаратних засобів сприяє створенню автономних систем, здатних ефективно виконувати завдання в різних середовищах.

1.3 Сфери експлуатації мобільних роботів

Перспективне застосування мобільних роботизованих дистанційно-обслуговуючих одиниць (РДО) охоплює кілька ключових сфер, кожна з яких визначає не тільки технічні характеристики роботів, а й їх здатність до ефективного переміщення на різних поверхнях, а також тип трансмісії, що забезпечує це переміщення. Важливим аспектом при проектуванні таких роботів є система зчеплення з поверхнею, яка має визначальне значення для виконання різних технологічних операцій.

Порівняння характеристик об'єктів, що обслуговуються РДО, показує тісний зв'язок між їх топологією та фізико-механічними властивостями поверхні, по якій рухається робот. Крім того, цей зв'язок пов'язаний з вибором найбільш ефективних підсистем для протидії гравітаційному навантаженню та інших динамічних сил, що виникають під час виконання технологічних операцій. Вибір таких підсистем є важливим, оскільки він безпосередньо впливає на стабільність роботи робота в умовах, що постійно змінюються в залежності від специфіки завдань.

Зміст і спрямованість технологічних операцій РДО можуть значно варіюватися в залежності від сфери їх застосування. Наприклад, при

моніторингу об'єктів обслуговування основним чинником протидії гравітаційному навантаженню є лише вага робота. Однак, коли йдеться про виконання силових операцій, як-от маніпуляції з важкими предметами або виконання обробки матеріалів, до протидії гравітаційному навантаженню додається ще зусилля, що здійснюється за допомогою технологічного оснащення, яке робить можливим виконання складних операцій з об'єктами обслуговування.

Таким чином, проектування мобільних РДО повинно враховувати не лише тип поверхні та фізичні властивості середовища, в якому працюють роботи, а й специфічні вимоги до силових характеристик та навантажень, що можуть виникати в процесі виконання завдань у різних галузях.

Таблиця 1.1 – Сфери перспективного застосування мобільних роботів довільної орієнтації

№ з/п	Сфера застосування	Об'єкт обслуговування	Рекомендовані системи зчеплення	Припустима трансмісія
1	2	3	4	5
1	Обслуговування висотних будинків		Вакуумні	Колісна, крокуюча
2	Ремонт високовольтних ЛЕП		Механічні	Крокуюча

Продовження таблиці 1.1

1	2	3	4	5
3	Демонтаж або відновлення мостів, віадуків і діагностика подібних споруд		Механічні	Крокуюча
4	Діагностика промислових трубопроводів, чищення, нанесення покриттів		Вакуумні, електромагнітні, на основі адгезії	Колісна, гусенична, крокуюча, черв'ячна
5	Технічне обслуговування міських, паркових і лісових деревних масивів		Механічні	Крокуюча
6	Дезактивація об'єктів техногенних катастроф		Механічні	Колісна, гусенична, крокуюча

Моніторинг об'єктів обслуговування включає в себе різноманітні операції, що мають на меті перевірку стану конструкцій та навколишнього середовища. Це може бути аналіз якості промислових споруд, відеозйомка для документування стану об'єктів, а також автоматичний контроль за екологічними умовами. Такі операції часто носять експлуатаційний характер,

допомагаючи вчасно виявити пошкодження або потенційні проблеми в об'єктах.

Силові контактні впливи на об'єкти обслуговування здійснюються в рамках технологічних операцій, що включають механічне оброблення елементів конструкцій, такі як різання, свердління, клепання, монтажні роботи, зварювання, а також очищення поверхонь і нанесення захисних покриттів. Ці операції виконуються в різних галузях промисловості, зокрема в будівництві, металургії, енергетиці тощо, де потрібна висока точність та ефективність.

Перспективні сфери застосування роботизованих дистанційно-обслуговуючих одиниць (РДО) охоплюють не лише традиційні промислові галузі, але й сільське та міське комунальне господарство. В умовах агропромислової революції, коли відбувається зменшення чисельності робочої сили, автоматизація сільського господарства стає критично важливою. Особливо це стосується сезонних робіт, таких як збирання врожаю, де автоматизація дозволяє знизити залежність від ручної праці і підвищити ефективність процесів.

У міському комунальному господарстві роботи можуть бути використані для виконання технічних і профілактичних операцій у лісах і парках, таких як обрізка дерев, видалення омели та інші роботи, пов'язані з утриманням зелених зон. Вони також можуть виконувати технічне обслуговування висотних будівель, трубопроводів, електричних ліній, а також інші складні операції, що знижують ризики для людей і полегшують експлуатацію інфраструктури.

У військово-тактичних сферах роботизовані системи можуть мати спеціальне застосування для виконання небезпечних операцій, де важливо мінімізувати людський ризик.

Важливе зауваження, зроблене В. С. Дишенком, полягає в тому, що умови функціонування роботів можна поділити на дві категорії: детерміновані

та недетерміновані. Детерміновані процеси відбуваються у стабільному середовищі, де всі об'єкти та їх положення відомі заздалегідь. Це характерно для традиційних промислових роботів, які працюють у чітко визначених умовах з постійним розташуванням об'єктів.

Такий підхід дозволяє знизити складність навігації та виконання операцій, адже роботи заздалегідь знають, де і як вони мають діяти.

У недетермінованих середовищах організація та передбачення умов для роботи мобільних роботів є значно складнішою, оскільки ці середовища не можуть бути чітко сплановані або передбачувані. Такі середовища можуть виникати в результаті аварій, стихійних лих або руйнування штучних об'єктів, як-от зруйновані будівлі чи інші інфраструктурні елементи.

В таких умовах роботам необхідно діяти в умовах непередбачуваності, коли навколишнє середовище змінюється динамічно, і точне розташування об'єктів чи перешкод відсутнє.

Мобільні роботи, розроблені для роботи в таких середовищах, мають здатність до адаптації та просторових рухів, що дозволяє їм ефективно діяти навіть в умовах, де неможливо точно визначити структуру чи орієнтацію навколишнього середовища. Вони повинні бути здатні самостійно обробляти інформацію, отриману з сенсорів, і на її основі приймати рішення щодо напрямку руху, уникання перешкод та виконання операцій.

Серед таких недетермінованих сфер експлуатації мобільних роботів можна виділити вже згадані лісове, паркове та сільське господарства. В цих сферах хоча й існують організовані умови для діяльності людини, але об'єкти обслуговування, такі як дерева, рослини чи культури, не мають чітко визначеного місцезнаходження, і їх орієнтація може змінюватися. Це ускладнює виконання завдань, таких як обрізка дерев чи збирання врожаю, що вимагає здатності роботів до адаптації в умовах невизначеності та змінності середовища.

1.4 Техніки виявлення малорозмірних об'єктів: порівняльний аналіз

Виявлення дрібних об'єктів у навколишньому середовищі є важливим завданням для мобільних роботів, особливо в складних умовах, коли великі об'єкти можуть затуляти дрібні деталі.

Для цього використовуються різні методи, які можна розділити на засновані на комп'ютерному зорі, сенсорні та комбіновані підходи. Методи на основі комп'ютерного зору включають алгоритми обробки зображень, машинне навчання і методи глибокого навчання.

Алгоритми обробки зображень, такі як порогові значення та сегментація, можуть ідентифікувати об'єкти на основі їхнього кольору, яскравості та текстури. Ці методи характеризуються простотою реалізації та низькими вимогами до ресурсів, але їхня ефективність знижується при змінному освітленні та в складних умовах.

Методи машинного навчання, такі як машини опорних векторів (SVM) і випадкові ліси, забезпечують вищу точність, ніж класичні алгоритми, але вимагають великих обсягів навчальних даних; нейронні мережі You Only Look Once (YOLO), Faster R-CNN і RetinaNet Deep можуть ідентифікувати навіть невеликі об'єкти в режимі реального часу з високою точністю, але вимагають потужного обладнання і великих обчислювальних ресурсів.

Сенсорні технології включають лідар, ультразвукові та інфрачервоні датчики. Лідар використовується для створення тривимірної карти навколишнього середовища за допомогою лазерного променя, що дозволяє точно ідентифікувати об'єкти на основі їхньої форми та відстані. Хоча ці датчики мають високу точність, вони дорогі, а об'єкти з низькою відбивною здатністю важко виявити.

Ультразвукові датчики використовуються для виявлення близько розташованих об'єктів шляхом вимірювання часу повернення акустичного сигналу. Вони прості у використанні і недорогі, але їхня роздільна здатність

низька, і вони можуть не виявити дрібні об'єкти. Для підвищення ефективності виявлення об'єктів часто використовують підходи, що поєднують дані з різних сенсорів. Наприклад, камери та лідари можна комбінувати, щоб поєднати детальну візуальну інформацію з точними даними про відстань.

Крім того, алгоритми злиття даних, такі як фільтри Калмана та фільтри частинок, можуть бути використані для отримання більш точних моделей навколишнього середовища, стійких до перешкод. Однак такі підходи складні в реалізації і вимагають значних обчислювальних ресурсів. Порівняння технік виявлення малорозмірних об'єктів наведено в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняння технік виявлення малорозмірних об'єктів

Техніка	Точність	Швидкість	Складність реалізації	Вартість
Обробка зображень	Середня	Висока	Низька	Низька
Глибоке навчання	Висока	Середня	Висока	Висока
Лідари	Висока	Висока	Середня	Висока
Ультразвуков і датчики	Низька	Висока	Низька	Низька
Інфрачервоні сенсори	Середня	Середня	Низька	Середня
Комбіновані підходи	Висока	Середня	Висока	Висока

Таким чином, вибір техніки залежить від конкретного застосування. Для

високоточного виявлення малорозмірних об'єктів у складних умовах найбільш ефективними є методи глибокого навчання або комбіновані підходи, які забезпечують високу адаптивність і стійкість до змін середовища.

1.5 Проблеми селекції малорозмірних об'єктів у реальних умовах

Виділення малих об'єктів у реальних умовах навігації мобільних роботів стикається з низкою проблем, які впливають на ефективність і точність їх виявлення. Ці проблеми викликані як апаратними обмеженнями, так і складністю середовища, в якому працює робот.

Однією з основних проблем є залежність від освітлення. Наприклад, камери та інші оптичні датчики мають значні труднощі з виявленням об'єктів, коли світло занадто слабе або занадто сильне. Ця проблема особливо критична для роботів, що працюють на відкритому просторі або вночі. Навіть з алгоритмами обробки зображень і методами глибокого навчання зміни в освітленні можуть знизити точність.

Іншою важливою проблемою є шумові перешкоди, які виникають, коли датчики працюють у складних умовах. Наприклад, ультразвукові датчики можуть плутати дрібні об'єкти з фоновим шумом, що ускладнює виявлення лідаром об'єктів з низькими відбивними властивостями. Крім того, високий рівень шуму в даних ускладнює застосування методів машинного навчання, які вимагають чистих, високоякісних наборів даних для навчання.

Ще однією важливою проблемою є те, що об'єкти можуть бути приховані великими перешкодами. Невеликі об'єкти можуть бути частково або повністю приховані за іншими об'єктами, що ускладнює ідентифікацію. Це вимагає складних алгоритмів сегментації зображень і 3D-реконструкції навколишнього середовища, що вимагає значних обчислювальних ресурсів.

Інший виклик – динамічний характер середовища, де об'єкти можуть швидко змінювати положення або з'являтися несподівано. У таких ситуаціях

сенсорні системи повинні працювати в режимі реального часу з мінімальною затримкою, щоб забезпечити безпечну навігацію мобільних роботів. У таких умовах використання передових моделей глибокого навчання може бути обмеженим через високу обчислювальну складність. Апаратні обмеження також впливають на ефективність селекції. Наприклад, мобільні роботи часто оснащені малопотужними процесорами і датчиками з обмеженими можливостями. Це обмежує використання високоточних алгоритмів, які потребують потужного обладнання. Інша проблема – різноманітність об'єктів, які потрібно виявити.

Невеликі об'єкти відрізняються за формою, текстурою і кольором, що ускладнює їх виявлення універсальними методами. У складних середовищах, таких як природні ландшафти або промислові зони, моделі часто потрібно налаштовувати для конкретних сценаріїв.

Узагальнення основних проблем їх характеристика представлено в таблиці 1.3.

Таблиця 1.3 – Основні проблеми селекції малорозмірних об'єктів у реальних умовах

Проблема	Причина	Наслідок	Можливі рішення
1	2	3	4
Залежність від освітлення	Недостатнє або надмірне освітлення	Зниження точності	Використання сенсорів, незалежних від світла
Шумові перешкоди	Низька якість даних від сенсорів	Помилкові результати або зниження точності	Застосування фільтрів для зменшення шуму

Продовження таблиці 1.3

1	2	3	4
Маскування об'єктів	Приховання малих об'єктів більшими	Неповне або неправильне виявлення	Використання 3D-реконструкції
Динамічність середовища	Рух об'єктів або їх раптове з'явлення	Необхідність роботи в реальному часі	Оптимізація алгоритмів для швидкого виконання
Обмеження апаратного забезпечення	Низька потужність сенсорів та процесорів	Неможливість реалізації складних алгоритмів	Використання легких моделей
Різноманіття об'єктів	Різні форми, текстури та кольори об'єктів	Ускладнення ідентифікації універсальними методами	Адаптація моделей до конкретних середовищ

Таким чином, для вирішення цих проблем необхідно застосовувати комбіновані підходи, які включають оптимізацію апаратного забезпечення, адаптацію алгоритмів до умов середовища та використання новітніх технологій для підвищення точності та швидкості селекції малорозмірних об'єктів.

2 ТЕХНОЛОГІЇ НАВІГАЦІЇ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

2.1 Сучасні технології навігації для мобільних роботів

Навігація є одним із ключових елементів успішної роботи автономних мобільних роботів, оскільки вона забезпечує їхню здатність орієнтуватися в просторі, уникати перешкод і досягати заданих цілей. З розвитком технологій мобільні роботи знаходять все ширше застосування в різних галузях – від промислового виробництва та логістики до сільського господарства, медицини та сфери громадських послуг. В умовах індустрії 4.0 мобільні роботи стали незамінною частиною автоматизованих виробничих ліній і складських систем, які вимагають від них точності у виконанні завдань, високої швидкості реакції та безпеки.

У сучасному світі мобільні роботи повинні не лише виконувати рух за задалегідь запрограмованими маршрутами, але й адаптуватися до мінливих умов реального середовища. Наприклад, у складських приміщеннях вони можуть стикатися з непередбачуваними перешкодами, такими як рухомі об'єкти, інші роботи або люди. Здатність автономного робота швидко аналізувати ситуацію та реагувати на зміни є важливим фактором його ефективності та безпеки в динамічних умовах.

Навігаційні системи, які дозволяють роботам вирішувати ці завдання, базуються на обробці даних, отриманих від широкого спектра сенсорів. До них належать:

- камери, які забезпечують зображення навколишнього середовища;
- лідари, які створюють тривимірні моделі простору для визначення точного розташування об'єктів;
- ультразвукові датчики, які вимірюють відстань до перешкод;
- інфрачервоні сенсори, що можуть використовуватися для точного

визначення близьких об'єктів або контролю температури.

Завдяки цим технологіям роботи отримують можливість:

- аналізувати оточення – виявляти об'єкти, оцінювати відстані до них, визначати їхню форму, розмір і траєкторію руху;
- планувати маршрути – прокладати оптимальні шляхи до цілі, враховуючи всі перешкоди;
- запобігати зіткненням – своєчасно коригувати траєкторію руху, що особливо важливо при роботі у середовищі, де присутні люди чи інші роботи.

Сучасні навігаційні технології відкривають великі можливості для розширення застосування мобільних роботів, забезпечуючи їхню безпеку, ефективність та інтеграцію в складні й непередбачувані умови реального світу.

Окрім сенсорів, ефективність навігаційних систем мобільних роботів значною мірою залежить від алгоритмів, які відповідають за інтерпретацію та обробку отриманих даних. Ці алгоритми дозволяють створювати карти місцевості, визначати точну позицію робота в просторі та прокладати безпечні маршрути.

Одним із ключових підходів є алгоритми SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), які забезпечують одночасне створення карти оточення та визначення місцезнаходження робота на ній. Ця технологія особливо важлива для навігації у невідомих або мінливих середовищах, де немає попередньо підготовлених карт. Завдяки SLAM мобільні роботи можуть орієнтуватися в реальному часі, адаптуючись до змін у середовищі та знаходячи оптимальні шляхи.

Ще одним важливим компонентом навігації є алгоритми планування траєкторії, такі як:

1 алгоритм A^* – дозволяє знаходити найкоротший шлях від початкової точки до заданої мети, враховуючи наявні перешкоди;

2 алгоритм Дейкстри – забезпечує пошук оптимального маршруту, який є найкоротшим або найефективнішим, шляхом поступового розширення

області пошуку.

Ці алгоритми дозволяють роботам у реальному часі аналізувати ситуацію та обирати найкращі маршрути, знижуючи витрати енергії, покращуючи швидкість виконання завдань і збільшуючи загальну продуктивність.

Надійні навігаційні системи є основою для успішного функціонування автономних мобільних роботів. Вони забезпечують здатність роботів інтегруватися у складні умови реального світу, роблячи їх корисними для широкого спектра застосувань. Завдяки автономній навігації роботи можуть:

- розширювати функціональність. Виконувати складніші завдання без попередньої підготовки середовища;
- підвищувати продуктивність. Використовувати ресурси більш ефективно, виконуючи більше завдань за той самий час;
- знижувати потребу у втручанні людини. Зменшувати залежність від ручного керування, що робить їх більш автономними.

Загалом, автономна навігація є основним фактором, який забезпечує інтеграцію роботів у реальні умови та розширює їхнє використання в різноманітних галузях – від логістики до медицини та автоматизованого виробництва.

2.2 Сенсорні технології

Сенсори відіграють центральну роль у забезпеченні автономної навігації мобільних роботів, надаючи їм здатність орієнтуватися навіть у складних і мінливих умовах. Використовуючи різні типи сенсорів, роботи отримують важливу інформацію про навколишнє середовище, включаючи:

- положення об'єктів;
- відстань до перешкод;
- розміри та форму об'єктів;

- загальні умови довкілля.

Ця інформація є основою для планування точних маршрутів, уникнення перешкод та швидкої адаптації до нових ситуацій у реальному часі.

Сучасні навігаційні системи використовують широкий спектр сенсорних технологій. Кожен тип сенсора виконує специфічні завдання та має свої переваги й обмеження, які необхідно враховувати при проектуванні автономних роботів.

Камери є одними з найпоширеніших сенсорів завдяки здатності надавати візуальну інформацію у вигляді зображень або відео, що дозволяє роботу «бачити» своє оточення. Основні переваги камер:

- детальна інформація: камери можуть розпізнавати форму, колір, текстуру об'єктів;
- універсальність: використання алгоритмів комп'ютерного зору дозволяє виконувати завдання розпізнавання маркерів, дорожніх знаків, людей тощо.

Недоліки:

- чутливість до освітлення (зміни освітленості, такі як тіні або відблиски, можуть ускладнити розпізнавання об'єктів);
- необхідність складної обробки (для стабілізації якості даних у змінних умовах освітлення використовуються додаткові алгоритми обробки зображень або інші сенсори).

Лідари використовують лазерні промені для вимірювання відстані до об'єктів, створюючи тривимірні карти оточення. Це робить їх ідеальними для задач, що вимагають просторово-орієнтованої інформації.

Переваги:

- висока точність (лідари визначають точні контури об'єктів, їхні розміри та відстань до них);
- сканування в реальному часі: забезпечують швидке й точне сканування простору навколо робота.

Області застосування:

– складські приміщення, де необхідна точна орієнтація серед численних об'єктів;

– промислові зони, де важлива деталізація навколишнього середовища.

Недоліки:

– висока вартість обладнання;

– обмеження в умовах диму, пилу або дощу, які можуть впливати на якість отриманих даних.

Ефективна навігація мобільних роботів часто потребує використання комбінації різних сенсорів. Наприклад камери можуть доповнюватися лідарами для забезпечення деталізації тривимірних даних у складних умовах, а ультразвукові та інфрачервоні сенсори можуть використовуватися для запобігання зіткненням на коротких дистанціях.

Сенсорні технології є основою для створення інтелектуальних автономних систем, здатних функціонувати в різних середовищах. Використання сенсорів у поєднанні з сучасними алгоритмами обробки даних дозволяє роботам ефективно планувати маршрути, уникати перешкод і адаптуватися до нових умов, що значно розширює сферу їхнього застосування.

Сенсори відіграють ключову роль у забезпеченні автономної навігації мобільних роботів, дозволяючи їм орієнтуватися у складних і динамічних умовах. Вони забезпечують отримання важливої інформації про навколишнє середовище, включаючи відстань до об'єктів, їхні розміри, форму та розташування, що є основою для точного планування маршруту, уникнення перешкод і адаптації до нових ситуацій у реальному часі.

Одним із найбільш точних інструментів для навігації є лідари, які використовують лазерні промені для створення тривимірних карт простору. Вони незалежні від умов освітлення, тому можуть працювати вдень і вночі з однаковою ефективністю. Лідари забезпечують високу точність, що особливо важливо для роботи в складських приміщеннях або промислових зонах. Проте

вони мають значний недолік – високу вартість та енергоспоживання, що може обмежити їхнє застосування в легких або енергообмежених роботах.

Ультразвукові сенсори забезпечують доступне рішення для визначення відстані, використовуючи звукові хвилі високої частоти. Вони дозволяють уникати зіткнень у невеликих приміщеннях і є економічно вигідним варіантом. Однак ці датчики мають обмежений діапазон і можуть втрачати точність при роботі з м'якими, кутовими або погано відбиваючими поверхнями, що дещо знижує їх ефективність у складних умовах.

Інфрачервоні сенсори застосовуються для виявлення об'єктів і вимірювання відстані за допомогою відбиття інфрачервоного світла. Вони компактні, енергоефективні та швидкі в роботі, що робить їх зручними для використання в багатьох завданнях навігації. Проте їхня точність залежить від умов навколишнього середовища, зокрема яскравого освітлення або тепла, що може впливати на результати.

Глобальна система позиціонування (GPS) є незамінною для навігації на відкритих просторах, таких як сільськогосподарські угіддя або міські території. Вона дозволяє роботам точно визначати своє місцезнаходження за допомогою супутників, забезпечуючи ефективну роботу на великих відстанях. Водночас GPS має обмеження в приміщеннях, густих міських районах або тунелях, де супутниковий сигнал може бути слабким або блокованим, а похибка у визначенні координат стає більш відчутною.

Для підвищення точності та ефективності навігації зазвичай застосовуються комбіновані сенсорні системи, які інтегрують кілька типів сенсорів одночасно. Такий підхід дозволяє компенсувати недоліки кожного з них і забезпечувати стабільну, точну та надійну роботу в будь-яких умовах. Комбінації, наприклад, камер із лідарами або GPS із ультразвуковими датчиками, дозволяють мобільним роботам адаптуватися до змінного середовища, забезпечуючи ефективне та безпечне виконання завдань у реальному світі.

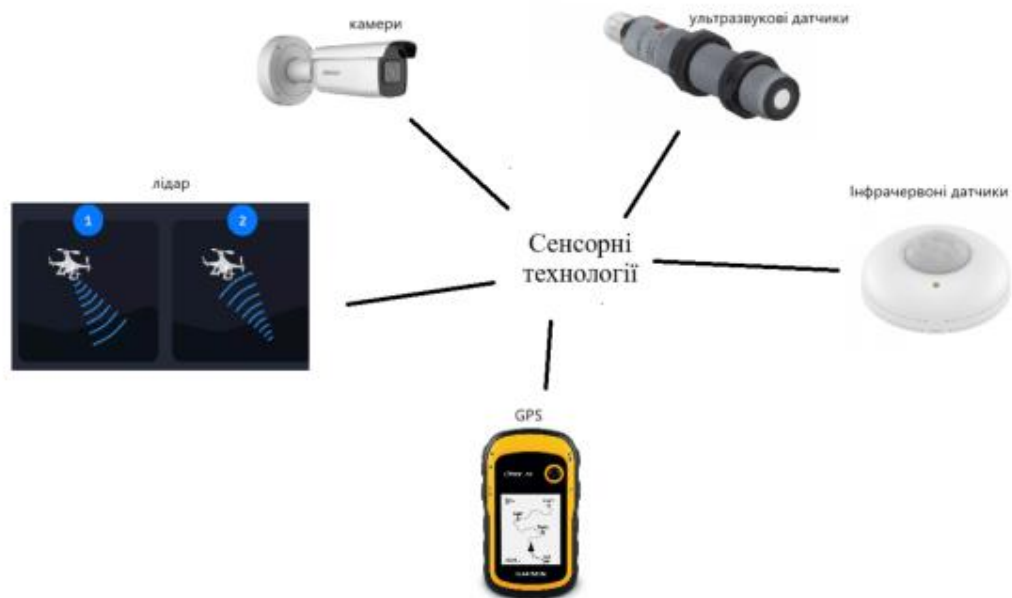


Рисунок 2.1 — Типи сенсорів

2.3 Алгоритми та методи навігації

Алгоритми навігації є основою автономних систем мобільних роботів, оскільки саме вони надають можливість ефективно пересуватися в складних та мінливих середовищах. Вони дозволяють обчислювати оптимальні маршрути, адаптуватися до непередбачених перешкод і орієнтуватися в невідомих умовах. Завдяки таким алгоритмам роботи можуть функціонувати автономно, приймаючи рішення без зовнішнього втручання, аналізуючи навколишнє середовище та знаходячи найкращі шляхи для виконання своїх завдань. Це забезпечує гнучкість, безпеку та ефективність роботи у різноманітних сценаріях, від промислових до громадських.

Одним із найпоширеніших алгоритмів є A^* (А-зірка), який спеціалізується на знаходженні оптимального шляху до заданої мети з урахуванням наявних перешкод. Принцип роботи алгоритму базується на оцінці найкоротшої відстані між поточним місцем роботи та кінцевою точкою,

використовуючи функцію вартості. Ця функція враховує як реальну відстань, так і евристичну оцінку, що дозволяє пришвидшити процес пошуку. Завдяки цьому A^* є надзвичайно ефективним для застосування в реальному часі. Наприклад, у складських умовах цей алгоритм допомагає роботам знаходити найшвидший шлях між полицями, уникаючи зіткнень із іншими об'єктами.

Попри свою ефективність, A^* може бути ресурсозатратним, особливо при роботі на великих площах із багатьма перешкодами. У таких випадках алгоритм оптимізують або комбінують з іншими методами, щоб зменшити обчислювальне навантаження. Одним із таких підходів є поєднання A^* з алгоритмами локалізації, які дозволяють роботу не лише прокладати маршрут, а й в реальному часі адаптуватися до змін у середовищі, наприклад, обходити нові перешкоди.

Іншим важливим алгоритмом є SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), який дозволяє одночасно створювати карту навколишнього середовища та визначати поточну позицію робота на цій карті. Це особливо важливо в умовах, коли попередньо підготовлені карти недоступні, наприклад, у нових або динамічних середовищах. SLAM забезпечує мобільним роботам здатність працювати в автономному режимі навіть у незнайомих місцях, відкриваючи нові можливості для їхнього використання в складних середовищах.

У сукупності алгоритми навігації, такі як A^* та SLAM, разом із методами планування та виявлення перешкод, формують основу для сучасних автономних систем. Їх інтеграція в одну систему дозволяє роботам ефективно вирішувати завдання навіть у найскладніших умовах, забезпечуючи високу продуктивність, безпеку та автономність.

Алгоритм Дейкстри, широко відомий як метод пошуку найкоротшого шляху, є класичним інструментом для роботи з графами. Він дозволяє визначити оптимальні маршрути від заданої точки до всіх інших вузлів графа. Завдяки своїй здатності детально обробляти кожен вузол, алгоритм є

надзвичайно корисним у задачах картографування та побудови маршрутів у добре відомих середовищах. Його основна особливість полягає у відсутності використання евристики, що забезпечує точні результати, але робить його менш ефективним у масштабних або складних просторах.

Алгоритм Дейкстри є найбільш придатним для ситуацій, коли вся карта середовища доступна заздалегідь і є статичною. Це дозволяє використовувати його для стаціонарних робіт або в умовах, де середовище змінюється незначно. Однак через те, що алгоритм не враховує пріоритетність чи евристичні оцінки, його продуктивність знижується у динамічних середовищах або при обчисленні маршрутів у реальному часі. Зазвичай його інтегрують із більш адаптивними методами для забезпечення гнучкості роботи в умовах статичних перешкод і попередньо відомих маршрутів. У деяких випадках Дейкстра виконує роль базової моделі для складніших алгоритмів навігації.

Метод SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) є однією з найсучасніших і найважливіших технологій у сфері автономної навігації. Цей підхід дозволяє мобільним роботам одночасно будувати карту невідомого середовища та визначати своє місцезнаходження на ній. Особливість SLAM полягає у його здатності працювати в умовах, коли попередня карта недоступна або середовище змінюється швидкими темпами. Використовуючи дані з різноманітних сенсорів, таких як лідари чи камери, SLAM забезпечує можливість створення карти в реальному часі, а також точного позиціонування робота.

SLAM є особливо цінним у складних середовищах, наприклад, на фабриках чи в складських приміщеннях, де розташування об'єктів може постійно змінюватися. Завдяки своїй адаптивності метод дозволяє роботам швидко пристосовуватися до нових умов, забезпечуючи автономність навіть у динамічних просторах. Одним із головних викликів використання SLAM є його висока вимогливість до обчислювальних ресурсів, що обмежує

застосування на роботах із низькою потужністю.

Часто SLAM поєднується з іншими алгоритмами, такими як A^* , для створення інтегрованих систем навігації. Це дозволяє роботам не лише будувати карти, але й прокладати оптимальні маршрути на них, забезпечуючи безпечне та ефективне переміщення. Завдяки цьому поєднанню роботи можуть успішно виконувати складні завдання в реальних умовах, покращуючи свою продуктивність та автономність.

2.4 Приклади практичного застосування навігаційних систем

Навігаційні системи мобільних роботів є важливим інструментом у різних галузях, де автономне переміщення є критичним для виконання завдань. Завдяки використанню сучасних алгоритмів навігації та передових сенсорних технологій, роботи здатні ефективно функціонувати навіть у складних і змінних умовах, що робить їх незамінними у багатьох сферах діяльності.

Однією з таких сфер є логістика, де мобільні роботи активно автоматизують процеси переміщення та зберігання товарів на складах. Наприклад, великі компанії, такі як Amazon та Alibaba, використовують автономних роботів для транспортування вантажів, підготовки замовлень і управління складським простором. Система Amazon Robotics використовує алгоритми навігації, зокрема A^* та SLAM, для точного визначення місця розташування роботів та побудови оптимальних маршрутів. Це дозволяє роботам безпечно й ефективно переміщатися між стелажми, доставляючи товари до пакувальних зон. Завдяки таким інтелектуальним системам процеси в складах стають значно швидшими, знижуються витрати на зберігання і обробку замовлень, а також підвищується загальна ефективність роботи підприємств.

Мобільні роботи також активно використовуються на виробництвах, де

вони відповідають за безпечне переміщення компонентів або готової продукції між різними ділянками заводів. Наприклад, у автомобільній промисловості автономні візки, що використовують алгоритми SLAM і RRT, застосовуються для транспортування деталей до конвеєрів. Оскільки ці роботи оснащені лідарами і камерами, вони можуть точно визначати своє місцезнаходження, уникати перешкод і адаптуватися до змін у навколишньому середовищі. Це не лише забезпечує безперебійний процес доставки матеріалів на виробничих лініях, але й підвищує безпеку, зменшуючи ризики для працівників, оскільки роботи беруть на себе роботу з важкими вантажами. Інтеграція таких роботів у виробничі процеси дозволяє значно оптимізувати робочі процеси і знизити виробничі витрати.

У сільському господарстві мобільні роботи стали незамінними помічниками для виконання завдань, що потребують високої точності навігації та ефективною адаптації до змінних умов відкритого середовища. Наприклад, роботи для збирання врожаю чи обробки ґрунту використовують GPS для визначення своєї географічної позиції, поєднуючи ці дані з локальними сенсорами для більш точної навігації на великих відкритих площах. Для планування маршруту по полях і обходу перешкод, таких як камені, дерева чи інші об'єкти, агророботи можуть використовувати алгоритм A*, що дозволяє обчислити найкращий шлях для пересування. Додатково, алгоритм SLAM дає можливість адаптуватися до змін у середовищі, коли розташування перешкод непередбачуване або змінюється в процесі роботи. Завдяки таким системам агророботи можуть працювати ефективно, зменшуючи необхідність в ручній праці та оптимізуючи використання ресурсів, що сприяє зниженню витрат.

У медичних установах мобільні роботи виконують важливу роль у автоматизації транспортування медичних матеріалів, зразків, ліків та обладнання між різними відділеннями лікарні. Оскільки ці роботи оснащені сучасними сенсорами, вони можуть безпечно переміщатися в умовах, де

присутні пацієнти та медперсонал. За допомогою навігаційних систем, які використовують алгоритми SLAM і A*, роботи можуть точно визначати своє місцезнаходження і прокладати оптимальні маршрути для доставки необхідних матеріалів. Ці технології дозволяють роботам оперативно реагувати на перешкоди, швидко змінюючи напрямок, і уникати зіткнень, що забезпечує безпеку і ефективність у щоденній роботі лікарень. Автоматизація таких рутинних завдань значно полегшує роботу медперсоналу, дозволяючи йому більше часу приділяти пацієнтам і покращувати загальну якість медичних послуг.



Рисунок 2.2 – Приклади використання мобільних роботів

У розумних містах автономні транспортні засоби використовують передові навігаційні алгоритми для забезпечення безпечного і ефективного руху між міськими об'єктами без необхідності втручання водіїв. Автономні автобуси та автомобілі інтегрують різні сенсори, такі як GPS, камери, лідари та технології SLAM, щоб визначити своє місцезнаходження і забезпечити надійне орієнтування в міському середовищі. Алгоритми A* та Dijkstra активно використовуються для обчислення найкоротших і найбільш

оптимальних маршрутів, враховуючи всі доступні дані про дорожні умови та потік транспорту.

Водночас, SLAM дозволяє автономним транспортним засобам адаптуватися до складних ситуацій, наприклад, у умовах переповнених вулиць або змінюваних перешкод, таких як інші транспортні засоби чи пішоходи. Це дає змогу транспорту не лише ефективно орієнтуватися в трафіку, але й уникати зіткнень і коригувати маршрут у реальному часі. Завдяки такій інтеграції автономних систем, розумні міста можуть значно знизити кількість аварій, оптимізувати потоки транспорту і зменшити затори, підвищуючи загальну ефективність використання транспортної інфраструктури. Це сприяє покращенню якості життя городян, знижуючи екологічний вплив та збільшуючи зручність переміщення в межах міста.

2.5 Особливості та виклики виявлення об'єктів для мініатюрної робототехніки

Мініатюрна робототехніка є сучасним напрямком наукових досліджень, який здатен значно вплинути на різноманітні сфери діяльності, зокрема інспекційні роботи та пошуково-рятувальні операції. Успішна робота невеликих мобільних роботів у невідомих і динамічних умовах вимагає від них здатності розпізнавати об'єкти у навколишньому середовищі.

Однак створення таких систем стикається з рядом викликів. Мініатюрні платформи мають суттєві обмеження у потужності обчислень, обсягу пам'яті, якості використовуваних сенсорів та енергоефективності. Ці фактори ускладнюють розробку надійних рішень для виявлення об'єктів.

Безперервне навчання (БН) відіграє ключову роль у вирішенні цих проблем, адже воно дозволяє моделям адаптуватися до нових умов і навчатися на додаткових даних без втрати вже здобутих знань. Проте нейронні мережі та більшість інших методів машинного навчання мають недолік – схильність до

деструктивного забування. Цей недолік стає особливо критичним для малих роботів, які мають обмежені ресурси для зберігання і обробки даних.

Для оцінки ефективності систем виявлення об'єктів та реалізації безперервного навчання були розроблені різні набори даних і метрики. Проте існуючі інструменти не враховують специфічних проблем, притаманних мініатюрній робототехніці, таких як обмеження ресурсів і часті зміни в оточенні.

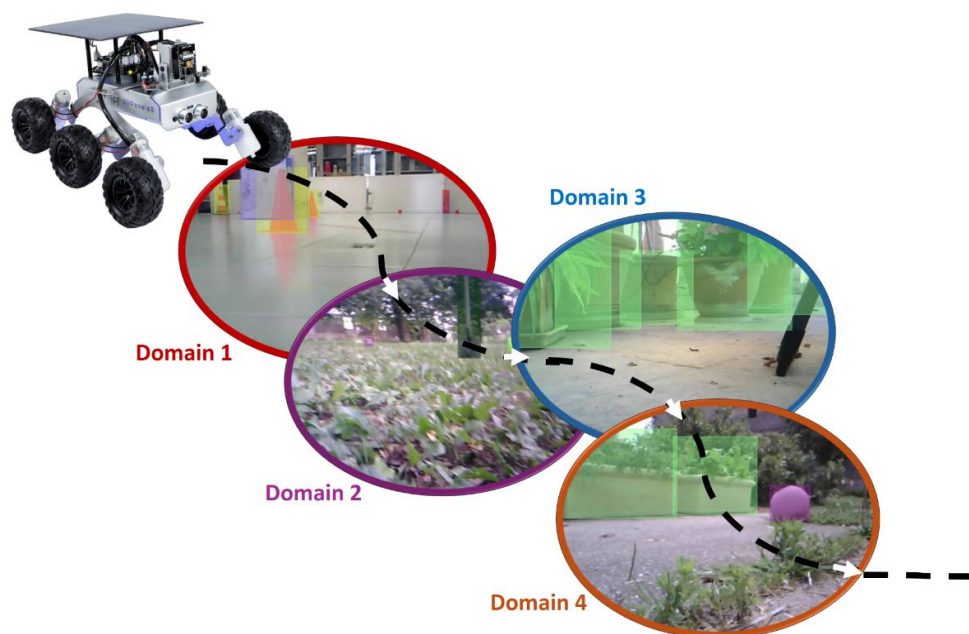


Рисунок 2.3 – Набір даних Tiny Robotics Object Detection із маленьким мобільним роботом, який досліджує різні середовища

Набір даних TiROD був зібраний за допомогою вбудованої камери мініатюрного мобільного робота (рисунок 2.3). Під час збору даних було зафіксовано п'ять різних середовищ – як у приміщенні, так і на вулиці, а також 13 класів об'єктів. Цей набір використовується для перевірки адаптивності різних алгоритмів виявлення об'єктів. Завдяки своїй специфіці, TiROD є складним і реалістичним випробувальним майданчиком, який дозволяє оцінити ефективність детекторів у типових умовах, характерних для

мініатюрної робототехніки.

2.6 Невеликий мобільний робот

Набір даних TiROD було зібрано за допомогою ровера GalaxyRVR1 компанії SunFounder - невеликого мобільного робота вагою 950 г і розмірами 30 x 25 x 16 см. Платформа була обрана тому, що це недороге рішення з відкритим вихідним кодом і підходить для використання на відкритих майданчиках. Крім того, вбудована сонячна батарея дає змогу роботу працювати протягом тривалого часу навіть у сонячну погоду, що робить його ідеальним для вирішення довгострокових навігаційних завдань. Цей невеликий робот, показаний на рисунок 2.4, оснащений шістьма редукторними двигунами ТТ і системою підвіски на рокерному візку, призначеному для важкопрохідної місцевості. Двигунами керує драйвер, під'єднаний до плати Arduino Uno. Крім того, всюдихід оснащений мікроконтролером ESP32-CAM2 з вбудованою 2,0-мегапіксельною камерою і можливістю підключення до Wi-Fi.

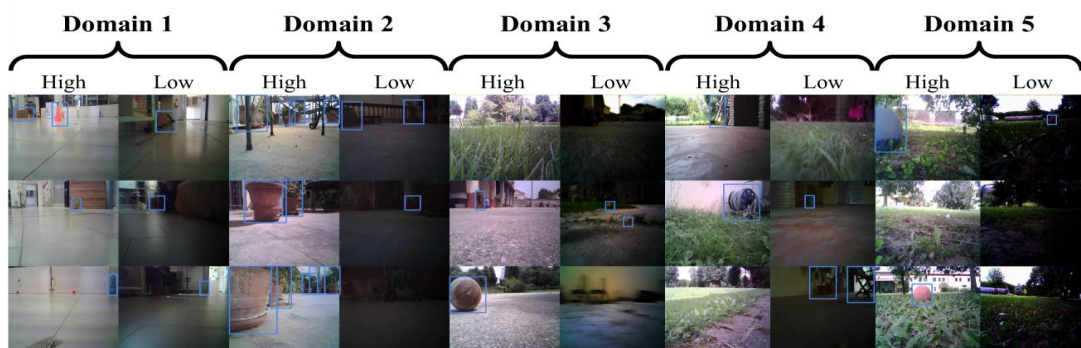


Рисунок 2.4 – Зразок набору даних TiROD

Кожен стовпчик відповідає одному з 10 послідовних завдань навчання; домен змінюється кожні два завдання, і в кожному домені є дві умови освітлення: «висока» і «низька».

Цей набір даних було зібрано, коли наш маленький робот переміщався п'ятьма різними середовищами (одне криге і чотири відкриті). Перше середовище - крига плитка; друге - відкриті, також плитка; третє - відкриті, на плитковій землі і траві; четверте, як і третє, включає довгу послідовність по траві; п'яте - відкриті, на плитковій землі, також плитка; п'яте - відкриті, на траві, також плитка; шосте - відкриті, на траві, також плитка, і включає довгу послідовність по траві. Останнє середовище знаходиться виключно на відкритому газоні.

Для кожного оточення збір даних повторювали двічі з «високим» і «низьким» освітленням, щоб створити 10 різних завдань для тесту CLOD RGB-зображення було отримано з роздільною здатністю 640 x 480 пікселів. Шуми і розмитість виникали через дешеву матрицю камери і рух робота. Це є додатковою проблемою для виявлення об'єктів маленькими роботами в реальному світі і часто ігнорується в попередніх наборах даних. Зображення вибирали з відеопотоку з частотою кадрів близько 8 кадрів на секунду, у результаті чого було отримано загалом близько 6,7 тис. зображень. З кожної 10-кадрової послідовності 5 кадрів було відібрано для валідаційного набору, 10 кадрів - для тестового набору, а решту кадрів - для навчального набору. На додаток до зображень TiROD містить близько 17,9 тис. обмежувальних рамок із 13 різними анотаціями класів об'єктів. Ці мітки були вперше створені за допомогою Grounding Dino і згодом поліпшені за точністю людськими поліпшеними анотаторами.

3 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА

Тенденція до більш широкого використання КЕСН (кореляційно-екстремальні системі навігації) для навігації МР з різними льотно-технічними характеристиками та динамікою і характеристиками траєкторії польоту вимагає більш детального опису нових можливостей, пов'язаних з формуванням ВФ (вирішальна функція), а також в залежності від ПЗ (поточне зображення).

Це необхідно для підвищення точності навігації та можливості позиціювання КЕСН. Оскільки ЕЗ (еталонне зображення), що використовується в МР, не змінюється протягом процесу формування ВФ, очікується, що кінцевий результат позиціонування буде залежати від якості ЕЗ, що генерується під час польоту.

Однак, при генерації ВФ вирішальне значення має як процедура генерації ЕЗ на основі вже отриманих даних ДЗЗ, так і процедура вибору еталонних зображень еталонної області. Підготовка та створення ЕЗ полягає у визначенні інформаційних характеристик поверхні зйомки, які придатні для використання в процесі цифрового представлення зображень і максимально відповідають.

В той же час, розбіжності на порівняльних зображеннях в процесі формування ВФ можуть призвести до недостатньої точності позиціонування системи. Тому інформаційні мітки неминуче пов'язані зі спотвореннями, які можуть бути викликані умовами видимості, нестабільністю траєкторії польоту МР або іншими спотворюючими факторами, як природного, так і штучного походження.

Для врахування цих факторів необхідно використовувати набір спеціальних еталонних зображень МР, що враховують як зміну висоти літака, так і зміну кута огляду на еталонний об'єкт. Такий підхід призводить до

необхідності сортування всіх можливих варіантів порівняння зображень та вирішення задачі побудови спеціальної функції прийняття рішень. На цій основі здійснюється процес визначення необхідної ВФ, при якій спостерігається максимальна відповідність між згенерованим ЕЗ та одним з ПЗ. Важливе значення має конфігурація об'єкта та його розподіл по лінії видимості. Залежно від висоти літака (на великій висоті) деякі малі об'єкти не видно на гістограмі розподілу яскравості через просторове згладжування.

Однак ці об'єкти вносять свій внесок у загальний абсолютний рівень яскравості, але в структурі розподілу яскравості вони не з'являються. Така ж картина спостерігається і на менших висотах польоту, але з меншою роздільною здатністю приймача і датчиків первинної обробки. Цей фактор стає важливим при комбінуванні датчиків КЕСН з різною роздільною здатністю, наприклад, оптичних і радіолокаційних, радіолокаційних та радіометричних, що працюють з різними антенними системами.

Фрагменти ПЗ різної висоти з однаковим кутом огляду можуть ініціювати процес формування ВФ за інших умов спостереження, оскільки суттєвих відмінностей у характері розподілу інформаційних параметрів немає. З іншого боку, в умовах складних траєкторій і швидкого руху МР така ситуація неминуче призводить до збою процесу позиціонування. Тому необхідно проводити дослідження з метою розробки швидких методів та алгоритмів вибору ПЗ, що відповідають умовам видимості, для забезпечення навігації повітряних суден, які рухаються на високих швидкостях.

3.1 Модель процесу формування вирішальної функції

Розглянемо задачу локації маневрового МР, оснащеного оптико-електронною системою КЕСН. Ведемо наступні умови:

- висота польоту та кут огляду орієнтира варіюються в широких межах;
- ПЗ є природним ландшафтом без тривимірних об'єктів;

- яскравості об'єктів, які значно впливають на набір яскравості пікселів зображення, не розглядаються;
- система КЕСН формує зображення ПЗ без спотворень;
- зображення описується рівномірно обмеженою та диференційованою функцією розподілу яскравості.



Рисунок 3.1 – Поточне зображення поверхні візування

Прийнято припущення, що МР рухається в площині xz координатної системи x, y, z (рисунок 3.2).

З урахуванням геометричних умов та можливих змін польоту МР при формуванні ЕЗ слід враховувати широкий діапазон змін висоти польоту, кутів візування, особливостей місцевості та часових змін.

З урахуванням геометричних умов та можливих змін польоту МР при

формуванні ЕЗ ми враховували широкий діапазон змін висоти польоту.

Ці умови зумовлюють необхідність формування набору ЕЗ:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_{Rl}(2\theta_{0,s}, h_i, \alpha_j, \beta_k, \nu_l, \varphi_s, t_p), \quad i = \overline{1, I}, \quad j = \overline{1, J}, \\ k = \overline{1, K}, \quad l = \overline{1, L}, \quad p = \overline{1, P}, \quad s = \overline{1, S}. \end{aligned} \quad (3.1)$$

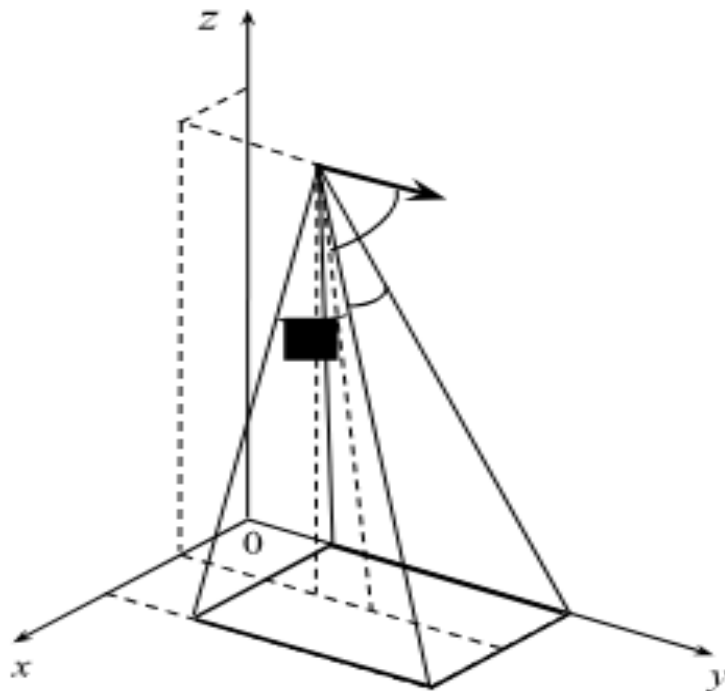


Рисунок 3.2 – Геометричні умови формування ЕЗ

З урахуванням геометричних умов та можливих змін польоту МР при формуванні ЕЗ ми враховували широкий діапазон змін висоти польоту.

Ці умови зумовлюють необхідність формування набору ЕЗ:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_{Rl}(2\theta_{0,s}, h_i, \alpha_j, \beta_k, \nu_l, \varphi_s, t_p), \quad i = \overline{1, I}, \quad j = \overline{1, J}, \\ k = \overline{1, K}, \quad l = \overline{1, L}, \quad p = \overline{1, P}, \quad s = \overline{1, S}. \end{aligned} \quad (3.2)$$

Кожне окреме ЕЗ відповідає певній матриці яскравості пікселів:

$$\mathbf{S}_{RI} = \|S_{RI}(m, n)\|, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, \quad (3.3)$$

де M, N – розміри ЕЗ.

Кожен елемент ЕЗ є бінарним зображенням, елементи об'єкта відповідають значенню 1, а елементи фону – 0. Для моделей ЕЗ та ПЗ вирішальна функція (ВФ) визначається як результат порівняння ПЗ з ЕЗ за формулою:

$$\mathbf{R}(\mathbf{r}, t) = \mathbf{F}_{SP}(\mathbf{S}_{CI}(\mathbf{r}, t), \mathbf{S}_{RI}(2\theta_{0,5}, h, \alpha_j, \beta_k, \mathbf{v}_l, \varphi_s, t_p)) \quad (3.4)$$

де \mathbf{F}_{SP} – оператор порівняння, який визначає алгоритм аналізу зображень.

Для розглянутого ПЗ потрібно вирішити задачу вибору одного з доступного ЕЗ та побудувати на його основі ВФ, уникаючи повного перебору всіх можливих варіантів порівняння зображень.

3.2 Результати формування ВФ КЕСН МР при зміні висоти польоту

Для формування ВФ використовувався багатопороговий алгоритм, наведений на рисунку 3.3. Випробуванняданого алгоритму проводили наступним шляхом:

- багаторазовий запуск обчислювальних процедур алгоритму;
- формування ВФ для поточного зображення поверхні візування (рисунок 3.1);
- в результаті випробувань, порівнюючи координати малорозмірних об'єктів на зображенні приймалось рішення про правильну навігацію МР.

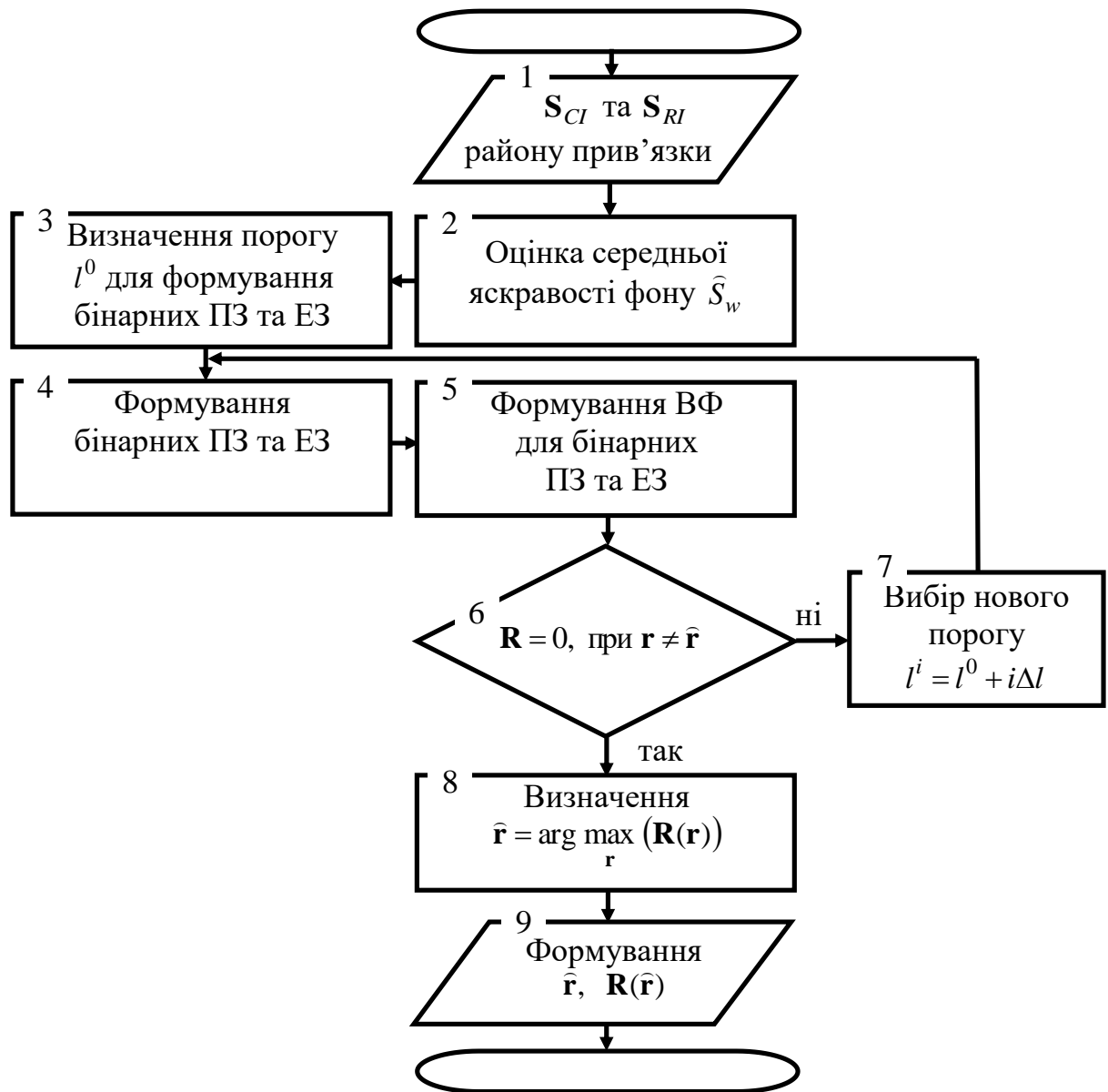


Рисунок 3.3 – Багатопороговий алгоритм формування ВФ КЕСН МР

Коли користувались лише одним еталонним зображенням, то аналіз результатів даного алгоритму формування ВФ КЕСН МР показав, що формуються яскраво виражені унімодальні ВФ, але, не звертаючи увагу на даний факт, забезпечується ймовірність правильної навігації МР, яка близька до одиниці.

Результати моделювання методом селекції, з урахуванням висоти польоту МР та при зміні кута повороту на 30^0 наведено на рисунках 3.4 – 3.13.



Рисунок 3.4 – Вихідне зображення при висоті 2000 м

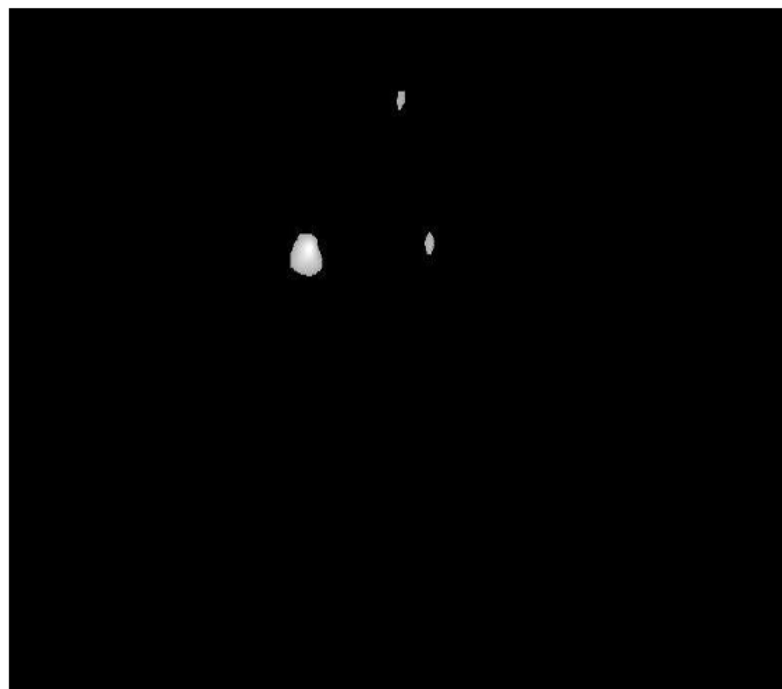


Рисунок 3.5 – Селективне зображення до рисунку 3.4

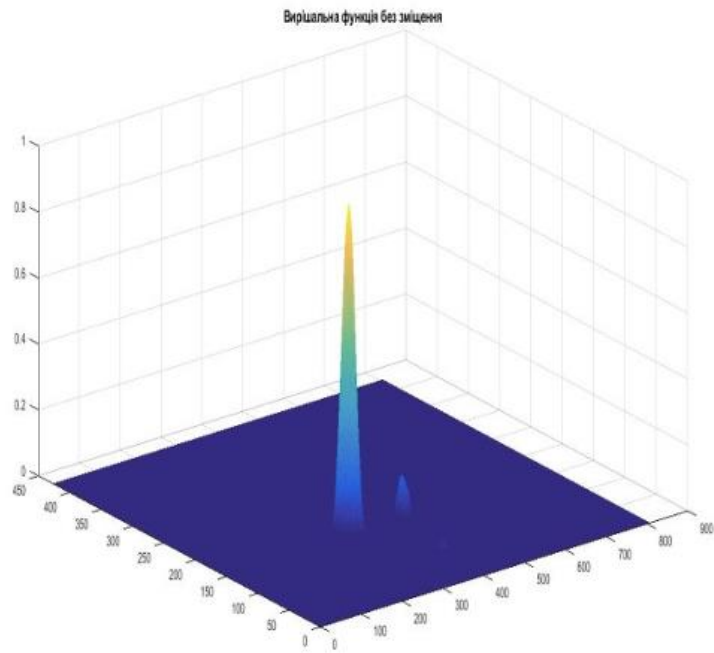


Рисунок 3.6 – ВФ без повороту ВЗ

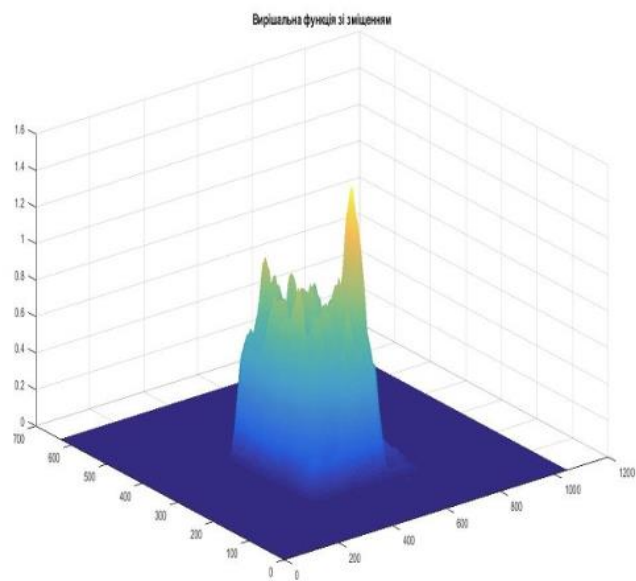


Рисунок 3.7 – ВФ з поворотом ВЗ на 30°



Рисунок 3.8 – Вихідне зображення при висоті 3000 м

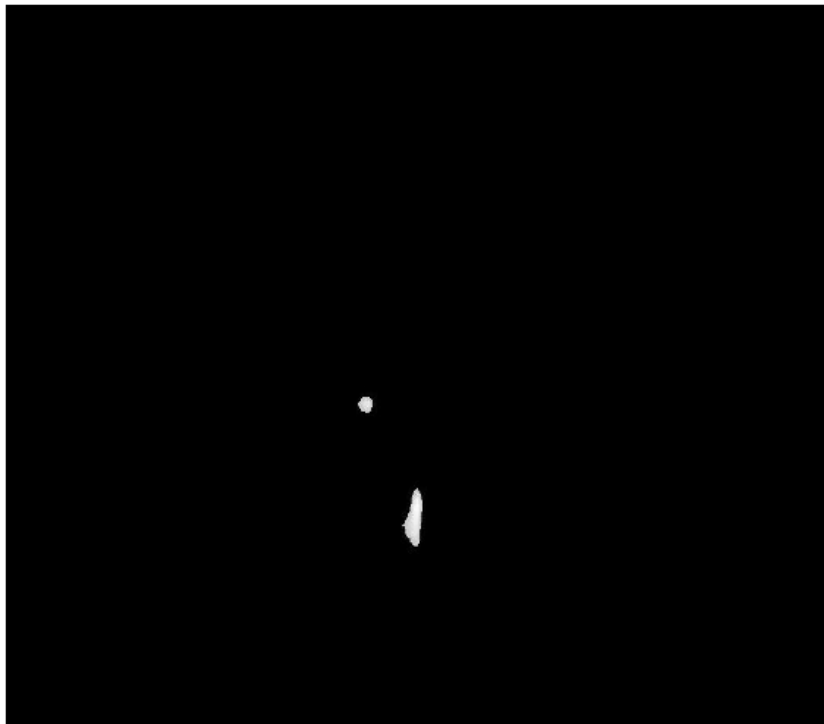


Рисунок 3.9 – Селективне зображення до рисунку 3.8

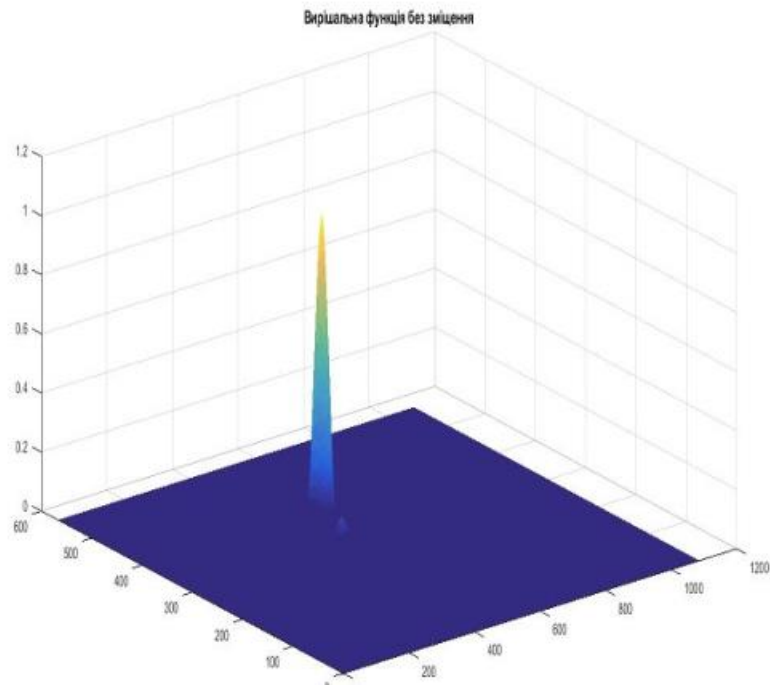


Рисунок 3.10 – ВФ без повороту ВЗ (рисунок 3.8)

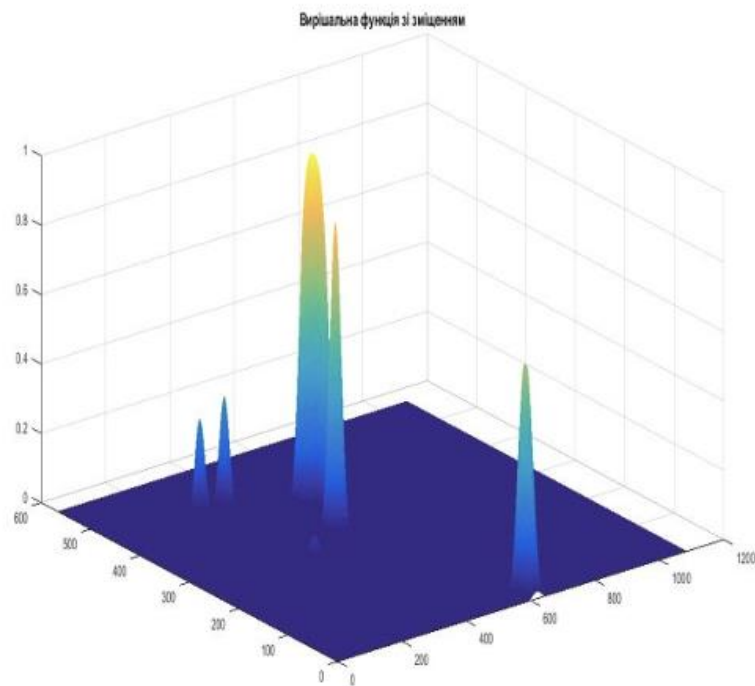


Рисунок 3.11 – ВФ з поворотом ВЗ на 30 градусів

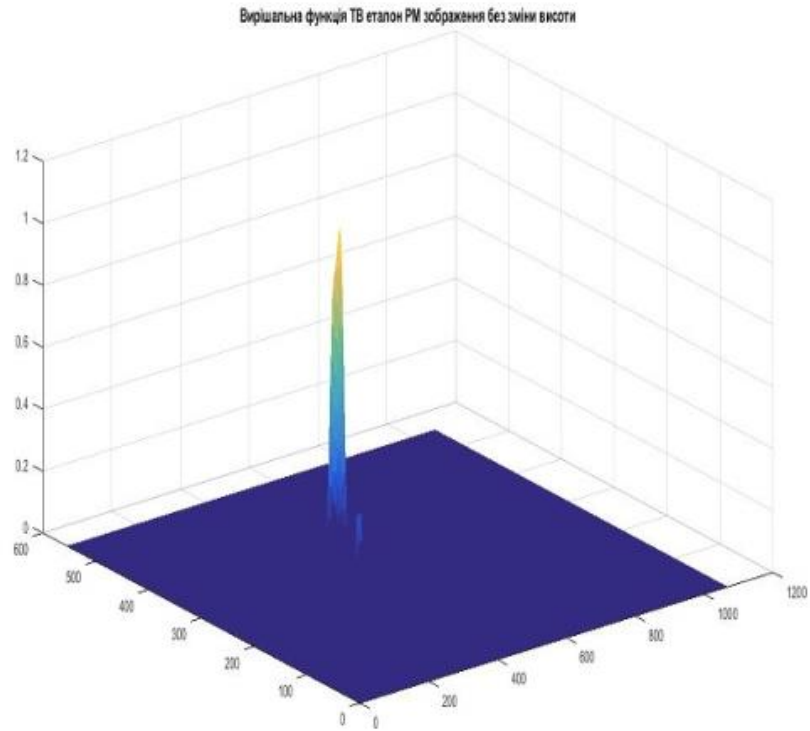


Рисунок 3.12 – ВФ ВЗ еквівалентного ОП без зміни висоти

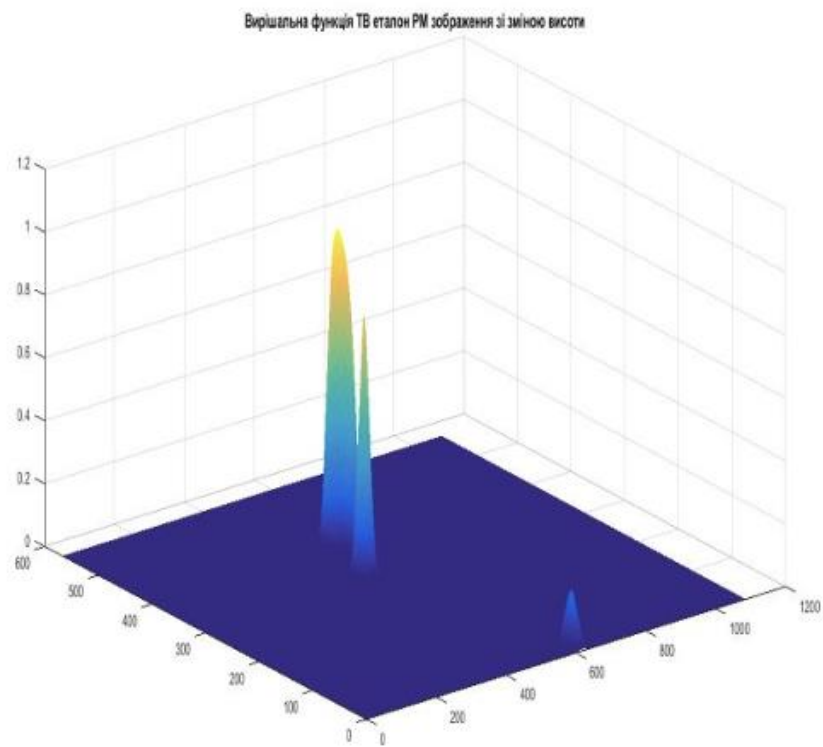


Рисунок 3.13 – ВФ ВЗ та еквівалентного ОП при зміні висоти

Отже, отримані результати статистичних випробувань багатопорогового алгоритму формування ВФ КЕСН МР підтверджують ефективність застосування методу селекції, з метою підвищення ймовірності місцевизначення МР. Показано можливість усунення багатоекстремальності при формуванні ВФ (багатоекстремальність зазвичай виникає під впливом низької яскравості між об'єктами на ПВ, наявності шумів, тіней на поточному зображенні).

3.3 Побудова розподілу яскравості об'єкта прив'язки при зміні кута

Сукупність ЕЗ представлена багатовимірною матрицею, для аналізу якої застосовується багатовимірно-матричний підхід, який пов'язаний із необхідністю використання програмних засобів, що забезпечують алгоритмічну узгодженість.

Вибір одного ЕЗ із множини виконується пошуком рішення, яке забезпечує максимальну схожість між порівнюваними зображеннями за мінімальної кількості операцій.

Введено припущення щодо сталості певних параметрів із сукупності (вектор, який визначає геометричні умови візування об'єкту узгоджується з параметрами формування ЕЗ). При проведенні моделювання використовуватимемо зображення, представлене на рисунку 3.14. Зображення демонструє певні особливості рельєфу та структурні елементи ландшафту, які впливають на параметри візування.

Для забезпечення необхідної точності характеристик навігаційної системи при зміні траєкторії МР необхідно досягти кореляції між окремими ЕЗ у межах 0,5–0,7. При моделюванні використовується програмне забезпечення MATLAB. Графік розподілу яскравості об'єкта зображено на рисунку 3.15.



Рисунок 3.14 – Вихідне зображення при висоті 500 м

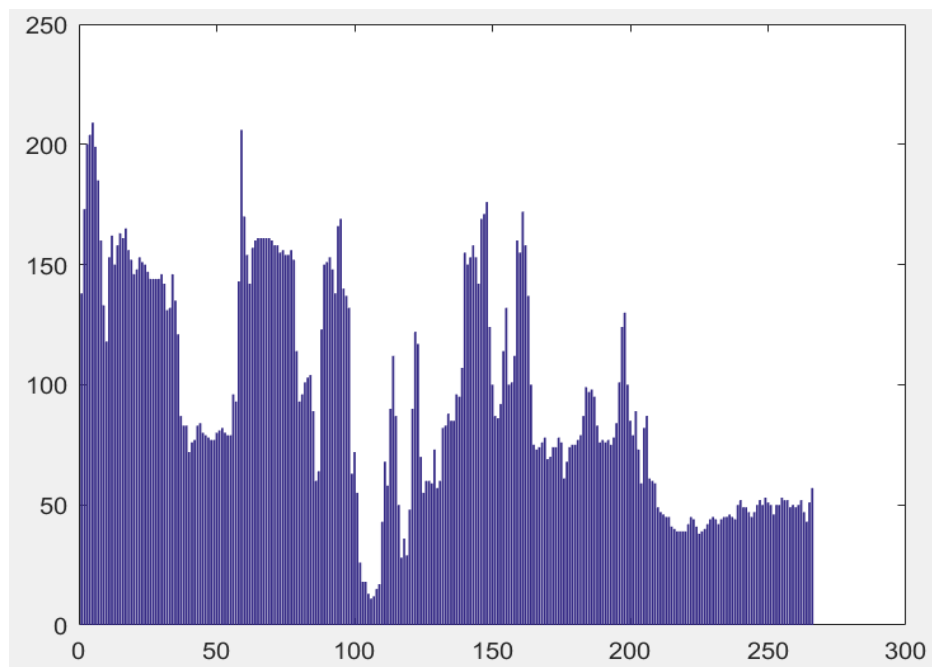


Рисунок 3.15 – Розподіл яскравості об'єкта згідно рисунку 3.14

В подальшому проведемо порівняння подібних зображень та графік розподілу яскравості, які отримані під кутами -80° та -70° , усі умови візування залишаємо незмінними.



Рисунок 3.16 – Типовий пейзаж під кутом -80°

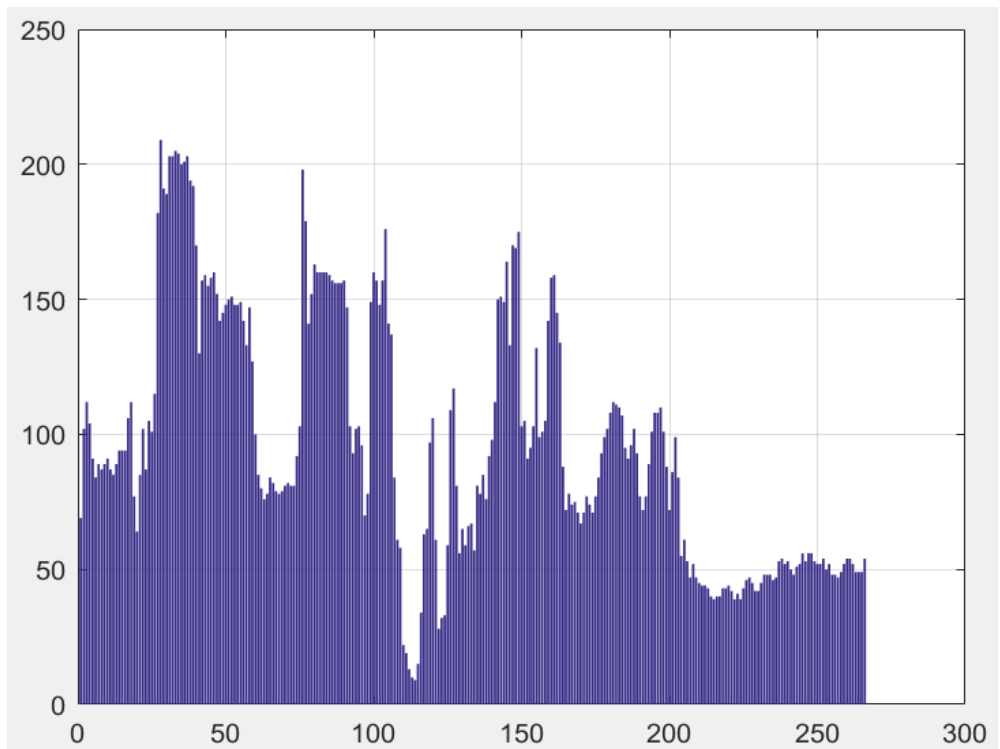


Рисунок 3.17 – Розподіл яскравості об'єкта для зображення згідно
рисунку 3.16



Рисунок 3.18 – Типовий пейзаж під кутом -70°

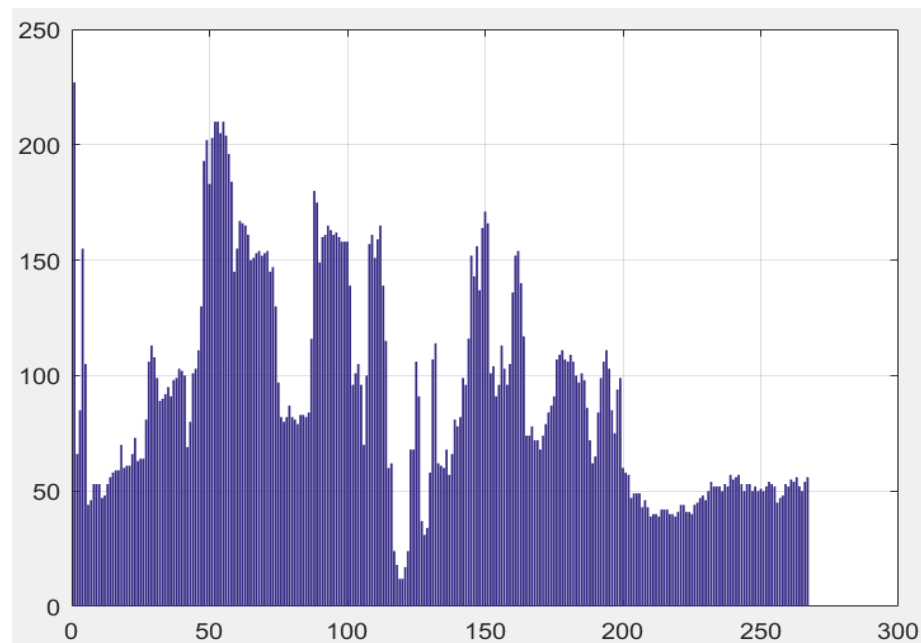


Рисунок 3.19 – Розподіл яскравості об'єкта для зображення згідно
рисунку 3.18

При порівнянні графіків розподілу яскравості об'єктів поверхні візування, варто звернути увагу на зміни яскравості, які найбільш помітні в ділянці з найменшим значенням яскравості (близько 115 пікселів на рисунку

3.17) і 123 пікселів (рисунок 3.19). те ж саме спостерігається і при меншій величині кутів розташування.

Взявши за основу зображення (рисунок 3.14) як еталон, а зображення (рисунок 3.18) в якості поточного (кадр Ψ_1), то можна встановити, що зсув кадру Ψ_1 відносно кадру ЕЗ складає близько 12 пікселів. Порівнюючи зображення ПЗ (кадр Ψ_2), яке показано на рисунку 3.16, з еталонним зображенням (рисунок 3.14), зміщення буде приблизно 5 пікселів.

Тому, процедуру необхідно повторювати до того часу, поки компоненти вектора зміщення R на кроці n не зменшаться до значень $\sigma_x > 0$. При цьому, ЕЗ, для якого результат порівняння з ПЗ буде визначений як співпадіння, вважатиметься таким, що є тотожним ЕЗ. При фіксованій висоті шляхом порівняння декількох варіантів зображень можна визначити ступінь невідповідності між порівнюваними зображеннями.

Проведемо моделювання при зміні висоти. Фрагменти ПЗ та розподіл яскравості об'єктів для висоти 250 м та під кутами -80° і -70° наведено на рисунках 3.20 – 3.25. Варто врахувати, що зміна висоти впливає на спотворення об'єктів і зміщення ключових точок у зображенні.



Рисунок 3.20 – Зображення типового ландшафту в найнижчій точці з висоти 250 м

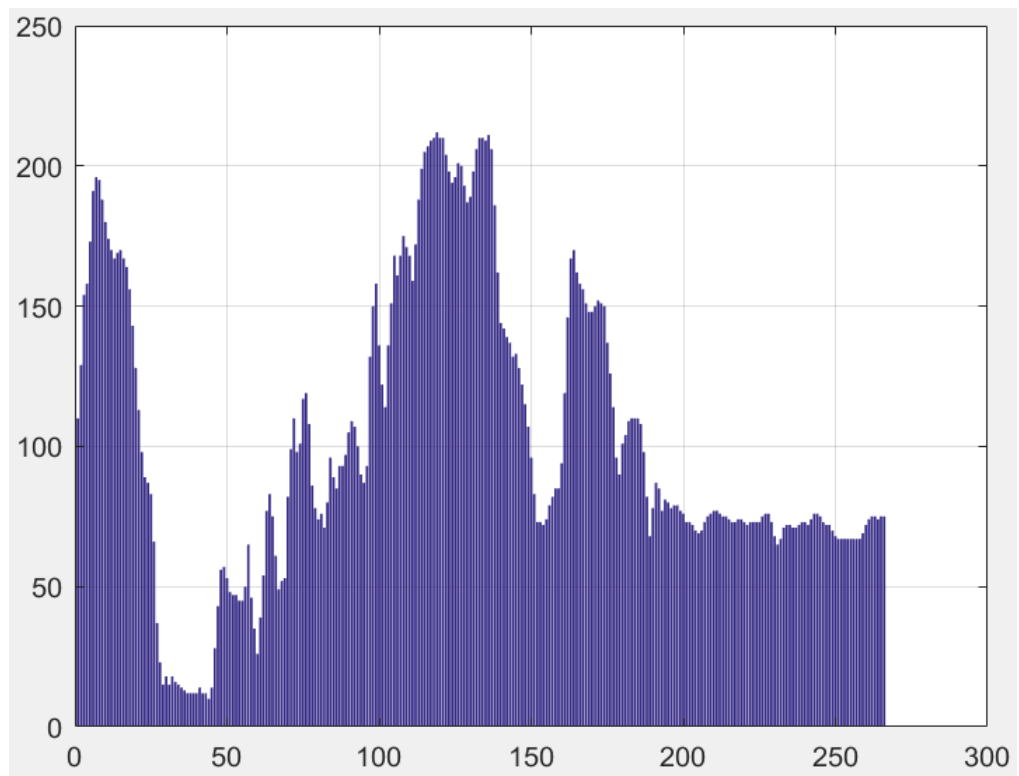


Рисунок 3.21 – Розподіл яскравості об'єктів для зображення згідно
рисунку 3.20

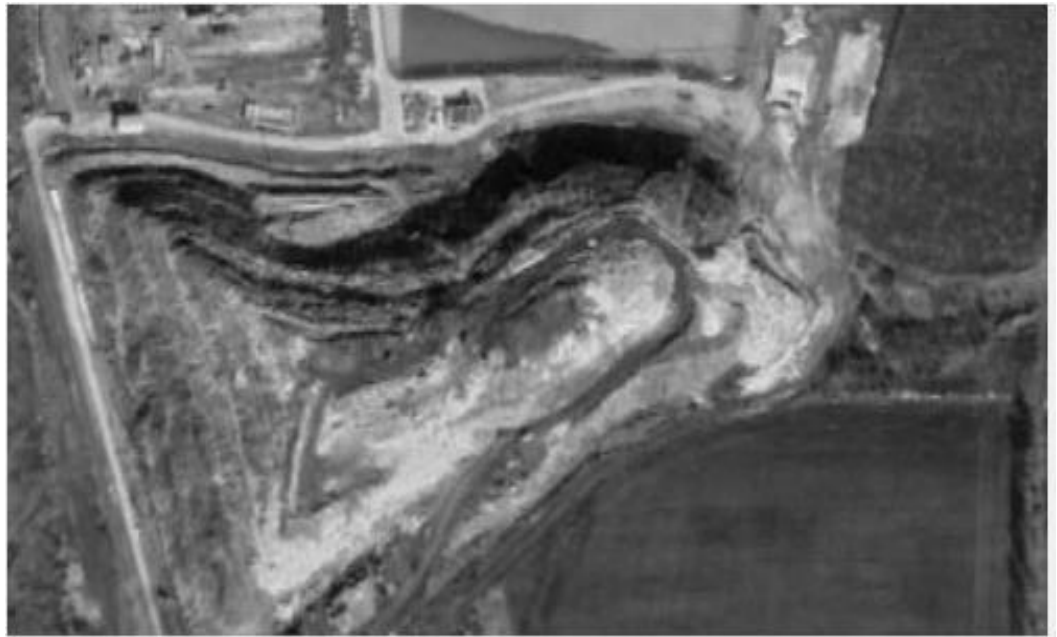


Рисунок 3.22 – Зображення типового пейзажу під кутом сидіння

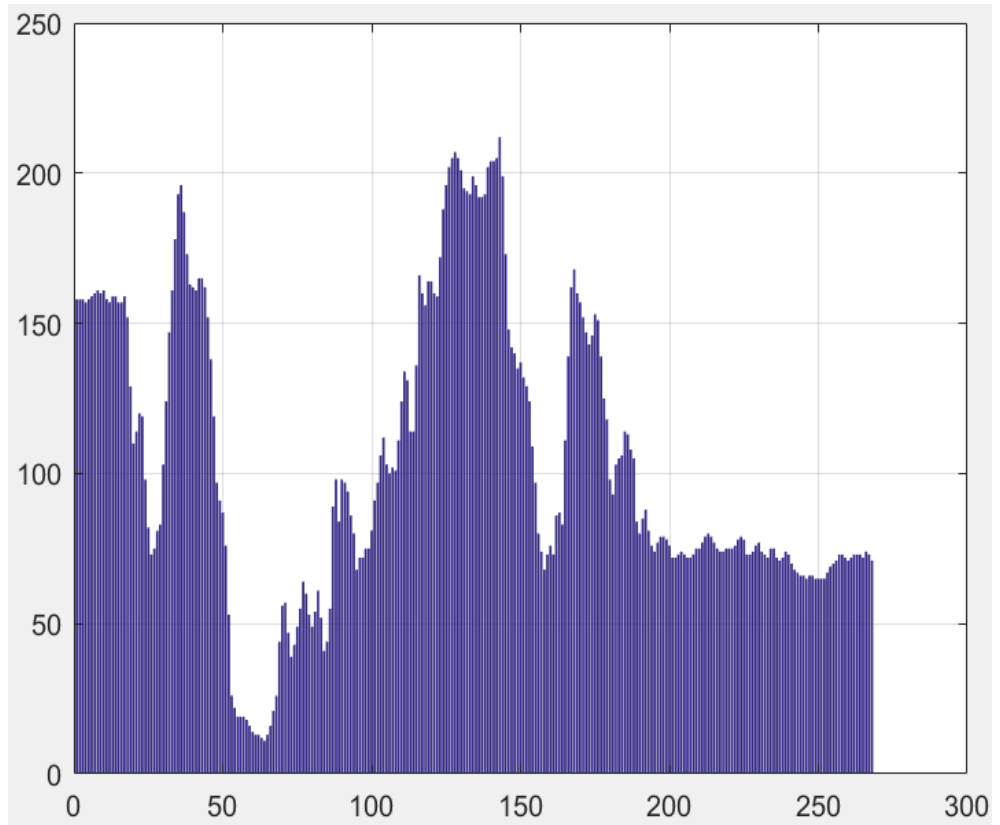


Рисунок 3.23 – Розподіл яскравості об'єктів для зображення згідно
рисунку 3.22



Рисунок 3.24 – Зображення типового пейзажу під кутом сидіння

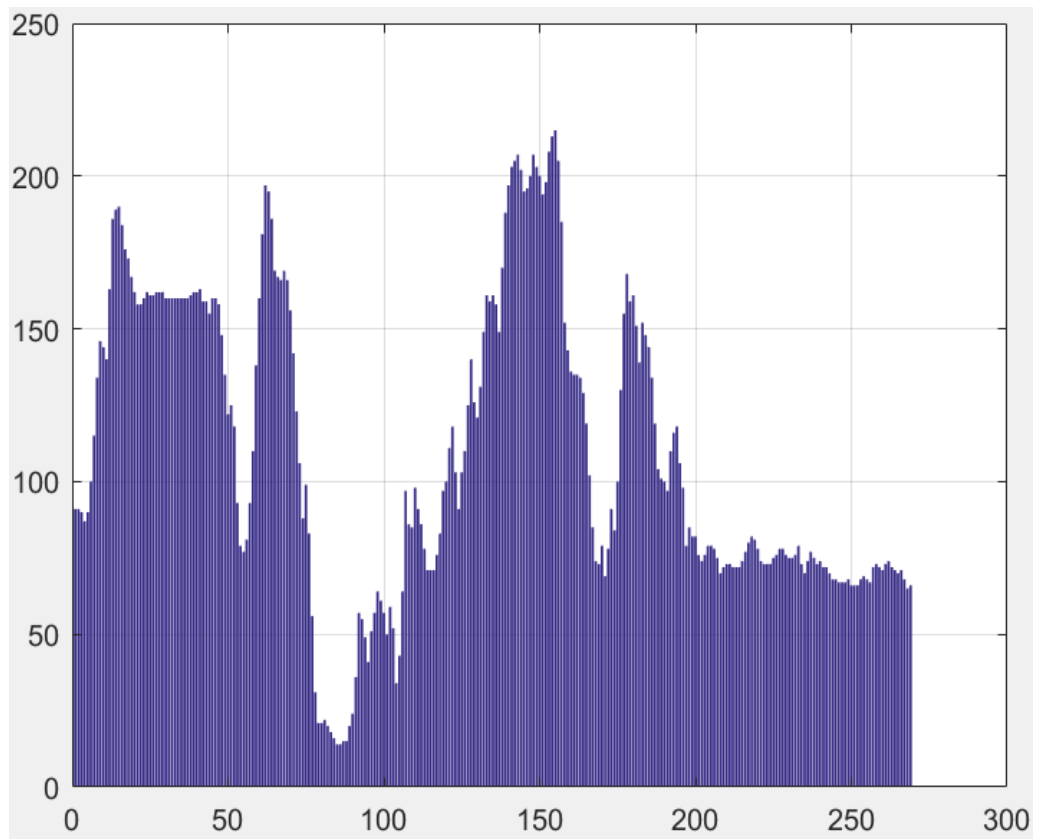


Рисунок 3.25 – Розподіл яскравості об'єктів для зображення згідно
рисунок 3.24

Збільшення висоти може призводити до втрати дрібних деталей, які залишаються помітними при нижчій висоті. Аналіз розподілів яскравості для різних висот допомагає визначити оптимальні параметри для кожного зображення.. Таким чином, врахування просторової роздільної здатності та умов зйомки дозволяє досягти кращої точності у створенні моделей або картографічних продуктів.

Аналіз результатів моделювання показав, що вибір конкретного ЕЗ повинен ґрунтуватися на параметрі висоти h_i . Уточнення відбору ЕЗ має відбуватися шляхом організації ітераційного процесу.

ВИСНОВКИ

У рамках виконання кваліфікаційної роботи було розглянуто метод та алгоритм для селекції малорозмірних об'єктів у контексті навігації мобільних роботів. Визначено, що МР стикаються з численними викликами, зокрема з обмеженими ресурсами, низькою роздільною здатністю сенсорів та складністю адаптації до динамічних умов навколишнього середовища. У зв'язку з цим, важливим завданням є ефективне виявлення та обробка малорозмірних об'єктів для точного орієнтування МР в реальних умовах.

Одним із важливих аспектів роботи стало розроблення моделі процесу формування вирішальної функції (ВФ), яка дозволяє підвищити ефективність навігації мобільних роботів в умовах складних траєкторій. Було сформульовано завдання щодо вибору еталонних зображень (ЕЗ) з наявної сукупності для систем вторинної обробки зображень у кореляційно-екстремальних системах навігації (КЕСН).

Також було запропоновано метод і алгоритм відбору ЕЗ в умовах високої динаміки польоту та різних вимог до точності, що дозволяє суттєво підвищити продуктивність системи.

Таким чином, виконане дослідження дозволяє зробити важливі висновки щодо ефективності методів селекції малорозмірних об'єктів для навігації МР, зокрема в складних умовах. Запропонований метод та алгоритм можуть бути успішно застосовані для підвищення точності та надійності навігаційних систем, що особливо важливо для роботів з обмеженими ресурсами та високими вимогами до продуктивності.

Практичне впровадження методу дозволить зменшити кількість аварійних ситуацій, знизити витрати на обслуговування роботів та підвищити їх ефективність, що робить цю роботу актуальною і корисною як для наукової спільноти, так і для промислових підприємств.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. 2006. 738 с.
2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press. 2016. 800 с.
3. Thrun S., Burgard W., Fox D. Probabilistic Robotics. MIT Press. 2005. 668 с.
4. Hartley R., Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision. Cambridge University Press. 2003. 655 с.
5. Siciliano B., Khatib O. Springer Handbook of Robotics. Springer. 2016. 2227 с.
6. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv preprint. 2018. 19 с.
7. Szegedy C. et al. Going Deeper with Convolutions. IEEE CVPR. 2015. 12 с.
8. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Communications of the ACM. 2017. 60(6). 84–90 с.
9. Russell S.J., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson. 2020. 1136 с.
10. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. arXiv preprint. 2015. 14 с.
11. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. IEEE CVPR. 2016. 770–778 с.
12. Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. 9(1). 62–66 с.
13. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded Up Robust Features. ECCV. 2006. 404–417 с.

14. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*. 2004. 60(2). 91–110 с.
15. Shi J., Tomasi C. Good Features to Track. *IEEE CVPR*. 1994. 593–600 с.
16. Murphy K. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. MIT Press. 2012. 1096 с.
17. Durrant-Whyte H., Bailey T. Simultaneous Localization and Mapping: Part I. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 2006. 13(2). 99–110 с.
18. Borenstein J., Everett H.R., Feng L. *Navigating Mobile Robots: Systems and Techniques*. A K Peters/CRC Press. 1996. 416 с.
19. Koller D., Friedman N. *Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques*. MIT Press. 2009. 1231 с.
20. Szeliski R. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer. 2021. 1041 с.
21. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2017. 39(6). 1137–1149 с.
22. Ma Y., Soatto S., Kosecka J., Sastry S. *An Invitation to 3-D Vision: From Images to Geometric Models*. Springer. 2003. 528 с.
23. Єфименко П.Т. *Методи аналізу зображень*. 2019. 267 с.
24. Іванов В.К. *Роботизовані системи навігації. Навчальний посібник*. 2020. 352 с.
25. Калініченко М.Ю. *Машинне навчання для обробки даних*. 2021. 420 с.
26. Ковальчук С.Л. *Технічний зір: основи і практичне застосування*. 2018. 296 с.
27. Козловський Р.Д. *Лідари та їх застосування*. 2022. 228 с.
28. Костенко Н.М. *Навігація мобільних роботів. Монографія*. 2020. 314 с.

29. Лисенко А.М. Штучний інтелект і робототехніка. 2019. 364 с.
30. Мартинюк О.В. Інтелектуальні системи виявлення об'єктів. 2020. 292 с.
31. Shivrinsky V. N. On-Board Computer Complexes for Navigation and Aircraft Navigation: Lecture Notes / V. N. Shivrinsky. - Ulyanovsk : Ural State Technical University, 2010. - 148 с.
32. Antyufeev V. Matrix radiometric correlation-extreme navigation systems for aircraft: monograph Ukraine, Kharkov: KhNU V.N. Karazin, 372 p.
33. Yeromina N., Petrov S., Tantsiura A., Iasechko M., Larin V. Formation of reference images and decision function in radiometric correlation-extremal navigation systems, Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. — 2018. Vol.4, No.9 (94). — pp. 27—35. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139723.
34. Sokolov N. P. Introduction to the theory of multidimensional matrices. Kiev: Naukova dumka, 1972, 176 p.
35. Kostyk A.S. Features of aerial photography with ultralight unmanned aerial vehicles. Omsk Scientific Herald №1, 2011, p. 236-240.
36. Загнойко Я., Єр'оміна Н. МЕТОД СЕЛЕКЦІЇ МАЛОРОЗМІРНИХ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ НАВІГАЦІЇ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ. *VI Всеукраїнська студентська наукова конференція «ФОРМУВАННЯ СУЧАСНОЇ НАУКИ: МЕТОДИКА ТА ПРАКТИКА»*, 20 грудня 2024 р., м. Івано-Франківськ, 2025. С. 236–237. URL: <https://archive.liga.science/index.php/conference-proceedings/article/view/1491>.