

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний автомобільно-дорожній університет
Механічний факультет
Кафедра метрології та безпеки життєдіяльності

ДИПЛОМНА РОБОТА

магістра

ДОСЛІДЖЕННЯ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ОПТИЧНОЇ СИСТЕМИ
ВИМІРЮВАННЯ СТИБКІВ КОЛЬОРОВОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ НА
ОСНОВІ ДЕКОМПОЗИЦІЇ ДИНАМІЧНИХ МОД

Завідувач кафедри канд. техн. наук, доц.



О. І. Богатов

Нормоконтролер, канд. техн. наук



М. В. Москаленко

Керівник, д-р техн. наук, професор



О. В. Полярус

Студент гр. ММ-61-21



А. А. Помогайбо

Харків - 2022

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ АВТОМОБІЛЬНО – ДОРОЖНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ

Факультет механічний
Кафедра метрології та безпеки життєдіяльності
Освітній рівень магістр
Спеціальність 152 «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри метрології та БЖД

професор О. І. Богатов

« 13 » вересня 2022 р.

**ЗАВДАННЯ
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Помогайбо Артему Андрійовичу

1. Тема роботи: Дослідження математичної моделі оптичної системи вимірювання стрибків кольоровості зображення на основі декомпозиції динамічних мод

Керівник роботи Полярус Олександр Васильович, д-р. техн. наук, проф.

Затверджена наказом по університету від « 04 » жовтня 2022 р. № 102

2. Термін здачі студентом закінченої роботи « 30 » листопада 2022 р.

3. Вхідні дані до роботи: 1) Типові вимірювальні системи для виявлення наземних орієнтирів при навігації роботів; 2) Фотографії різноманітних однорідних і неоднорідних ділянок місцевості; 3) Фотографії об'єктів, що розпізнаються системою.

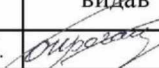
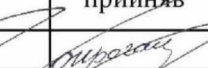
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які необхідно розробити):

1) Вступ; 2) Аналіз наявних вимірювальних систем роботів для їх автономної навігації; 3) Аналіз оптичних систем, що встановлюються на автономних роботах; 4) Сутність методу вимірювання стрибків кольоровості зображення на основі декомпозиції мод та відповідної моделі; 5) Результати моделювання стрибків кольоровості зображення;

6) Рекомендації щодо практичного впровадження запропонованого методу; 7) Висновки;

8) Список використаних джерел.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслеників): плакати (слайди): 1) Ілюстрації вимірювальних систем для автономної навігації роботів (слайди); 2) Ілюстрації оптичних систем роботів в інтересах розпізнавання об'єктів (слайди); 3) Ілюстрації нового методу вимірювання стрибків кольоровості зображення (слайди); 4) Результати моделювання стрибків кольоровості зображення (слайди); 5) Рекомендації щодо практичного впровадження запропонованого методу (слайди); 6) Висновки

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
5	Завідувач кафедри канд. техн. наук, доц. Богатов О. І.		

7) Дата видачі завдання « 13 » вересня 2022 р.

Керівник роботи

Полярус О.В.

Завдання прийняв до виконання

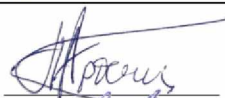
А. А. Помогайбо



КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН


№ п/п	Найменування етапів дипломної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Вивчення літератури	20.09.2022	Виконано
2	Аналіз наявних вимірювальних систем роботів для їх автономної навігації	30.09.2022	Виконано
3	Аналіз оптичних систем, що встановлюються на автономних роботах	20.10.2022	Виконано
4	Сутність методу вимірювання стрибків кольоровості зображення на основі декомпозиції мод та відповідної моделі	30.10.2022	Виконано
5	Результати моделювання стрибків кольоровості зображення	10.11.2022	Виконано
6	Рекомендації щодо практичного впровадження запропонованого методу	15.11.2022	Виконано
7	Формулювання висновків	20.11.2022	Виконано
8	Оформлення пояснювальної записки	30.11.2022	Виконано
9	Створення презентації на Power Point	5.12.2022	Виконано
10	Відправка роботи на рецензію	7.12.2022	Виконано

Студент гр. ММ-61-21



Помогайбо А. А.

Керівник роботи



Полярус О. В.

РЕФЕРАТ

Дипломна робота містить: 74 сторінки, 10 рисунків, 77 джерел, 44 формули.

АВТОНОМНИЙ МОБІЛЬНИЙ РОБОТ, НАЗЕМНИЙ ОРІЄНТИР, КОЛЬОРОВІСТЬ ЗОБРАЖЕННЯ, ДЕКОМПОЗИЦІЯ ДИНАМІЧНИХ МОД

Об'єкт дослідження - кольоровість наземних орієнтирів, що можуть використовуватись для навігації автономних мобільних роботів на незнайомій місцевості.

Предмет дослідження - математична модель оптичної системи вимірювання кольоровості об'єктів на основі декомпозиції динамічних мод.

Мета дослідження - створення математичних моделей оптичної системи вимірювання стрибків кольоровості об'єктів, що дає можливість віднести ці об'єкти до орієнтирів для автономних мобільних роботів.

Методи дослідження: вимірювання кольоровості, обробка зображень, декомпозиція динамічних мод, глобальна лінеаризація моделей на основі оператора Купмана.

У дипломній роботі було запропоновано використовувати метод декомпозиції динамічних мод (DMD), за допомогою якого було зроблено перехід від аналізу зображень у просторі до аналізу в часовій області, що дає можливість застосувати марковську теорію лінійної та нелінійної фільтрації для виявлення наземних орієнтирів.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ	8
1 Аналіз наявних вимірювальних систем роботів для їх автономної навігації.....	12
1.1 Основні завдання вимірювальних систем роботів.....	12
1.2 Методи навігації мобільних наземних роботів у невизначених середовищах.....	16
1.3 Виявлення наземних орієнтирів мобільними автономними роботами на основі оцінки різких змін параметрів кольоровості навколишньої місцевості.....	18
1.4 Навігація автономних мобільних роботів з використанням хмарних технологій.....	19
1.4.1 Хмарні технології.....	20
1.5 Каскадна модель потужних класифікаторів.....	21
1.6 Висновки по першому розділу.....	23
2 Аналіз оптичних систем що встановлюються на автономних роботах.....	24
2.1 Система машинного зору автономного мобільного робота.....	24
2.2 Приклади використання відеокамер у системах машинного зору для автономних мобільних роботів.....	25
2.3 Проблеми із якими зустрічаються розробники автономних мобільних роботів при впровадженні відеокамер у системи машинного зору.....	27
2.4 Висновок по другому розділу.....	30
3 Математичні моделі кольоровості зображення.....	31
3.1 Загальні вимоги до моделей кольоровості навколишнього середовища.....	31

3.2 Математична модель кольоровості на основі моментальних знімків.....	32
3.3 Проблеми врахування не лінійності моделей кольоровості.....	41
3.4 Висновок по третьому розділу.....	45
4 Модель кольоровості зображень на основі власної ортогональної декомпозиції.....	46
4.1 Модель кольоровості зображення на основі власної ортогональної декомпозиції.....	47
4.2 Модель кольоровості зображення на основі методу декомпозиції динамічних мод.....	49
4.3 Глобальна лінеаризація моделей кольоровості.....	51
4.4 Висновок по четвертому розділу.....	60
5 Охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин.....	61
5.1 Виробнича санітарія.....	61
5.2 Освітлення приміщення.....	63
5.3 Висновок по п'ятому розділу.....	63
Висновки.....	64
Перелік посилань.....	65
Додаток А Ілюстративний матеріал до дипломної роботи.....	74

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

GPS - (з англійської Global Positioning System) система глобального позиціонування;

AMP - автономні мобільні роботи;

IT - інформаційні технології;

CNN - (з англійської Convolutional Neural Network) згорткові нейронні мережі;

5G - (з англійської Fifth Generation) п'яте покоління мобільного зв'язку;

DL - (з англійської Deep Learning algorithm) алгоритм глибокого навчання;

DMD - (з англійської Decomposition of Dynamic Modes) декомпозиція динамічних мод;

POD - (з англійської Proper Orthogonal Decomposition) власна ортогональна декомпозиція;

BUG - (з англійської bug – помилка) - за основу цього алгоритму взято поведінку жука - якщо він бачить перешкоду, то оминає її;

SVD - (з англійської singular value decomposition) декомпозиція сингулярних значень;

MAP - мобільних автономних роботів;

СМЗ - системи машинного зору;

ЕОМ - електронно-обчислювальні машини;

ПК – персональний комп'ютер.

ВСТУП

Навігація автономних мобільних роботів (АМР) на незнайомій місцевості може відбуватись у відсутності GPS. Ця навігаційна система може бути придушена активними завадами або просто сигнали від супутників можуть перекриватись рельєфом місцевості, що створює потребу переходу від глобальної навігації до персональної навігації. В такій ситуації робот використовує активні та пасивні засоби вимірювання положення орієнтиру на місцевості. Цей орієнтир потрібно ще виявити та виміряти його координати. Активні засоби (радари, ультразвукові далекоміри, лазери) можуть самі собі ставити ненавмисні завади, які є результатом відбиття сигналів від навколишньої місцевості, тим більше це більш явно може проявитись при застосуванні різних засобів вимірювання якщо їх неправильно підібрати. Пасивні системи вільні від такого типу недоліків. Основною пасивною системою є відеокамера, яка може вимірювати кольоровість об'єктів навколишнього середовища, разом з можливим наземним орієнтиром. Відеокамера відноситься до оптичних засобів вимірювання. Появлення наземного орієнтиру може привести до стрибків кольоровості у визначеному місці матриці відеокамери. Звідси випливає важливе практичне завдання – розробка математичних моделей оптичної системи вимірювання стрибків кольоровості об'єктів, що дає можливість віднести ці об'єкти до орієнтирів для автономних мобільних роботів. В деяких ситуаціях необхідно розв'язати завдання розпізнавання визначеного типу орієнтирів. Аналогічні завдання вже ставились перед дослідниками технології розпізнавання обличчя людини, які розроблялись із середини 20 століття, але можливість їх повноцінного використання з'явилась на початку 21 століття, і причин цьому три:

- 1) зростання потужності комп'ютерів які можуть забезпечити потрібну швидкість обробки та зберігання даних;
- 2) поява баз даних;
- 3) розвиток нейронних мереж.

Усі ці алгоритми дали ідеальну базу для створення систем розпізнавання не тільки облич, але і об'єктів. Для того щоб розпізнати орієнтир, потрібно його знайти, для цього можна використовувати нейронні мережі, але це дуже тривалий процес і для його реалізації потрібна велика кількість ресурсів. На сьогоднішній день використовують достатньо простий метод [1, 2, 3] Віюлі – Джонса.

Використання АМР в останній час набуло поширення в різних галузях людської діяльності, особливо в тих, що пов'язані з безпекою та військовими діями. Роботи можуть виконувати різні функції у повітрі, воді, землі, але у дипломній роботі розглядаються наземні роботи, які самостійно виконують поставлені їм завдання без GPS. Для реалізації свого плану робот повинен добре орієнтуватись на території і при відсутності GPS мати орієнтири, що поділяються на різні класи: штучні та природні, постійні і тимчасові, випромінюючі і не випромінюючі (пасивні і активні), ті, що застосовуються всередині приміщень і поза ними. В роботі для аналізу вибрані штучні і природні орієнтири, що розміщені на довільній місцевості за межами приміщень. Алгоритми обробки інформації від різних орієнтирів повинні бути схожими. Без інформації про положення робота всі інші його функції не мають сенсу.

Для виявлення і розпізнавання орієнтирів в інтересах навігації, АМР використовують багато методів і технічних засобів, що ґрунтуються на різних фізичних принципах. В дипломній роботі розглядаються тільки оптичні методи на основі реєстрації інформації за допомогою відео камер і наступного оброблення сигналів за новітніми технологіями, які можуть поєднуватися з попереднім глибоким навчанням нейронних мереж та штучним інтелектом. Для зняття навантаження на центральний процесор можна використовувати хмарні технології, що додатково знизить енергоспоживання системи, і звільнить місце на носіях інформації. Традиційні алгоритми виявлення об'єктів можна розділити на - ручні та автоматичні. В роботі ручні методи не розглядаються. Сучасні автоматичні методи ґрунтуються на використанні

згорткової нейронної мережі (CNN). В дипломній роботі запропоновано інший підхід, що не потребує обов'язкової наявності штучної нейронної мережі у складі системи оброблення інформації. Як наслідок, робот стає менш залежним від виду навколишнього середовища та багатьох інших факторів. Приведений метод оброблення сигналів може використовуватись і в нічних умовах, коли ефективність застосування відео камер є дуже низькою. Камери в таких випадках замінюються на системи нічного бачення, які можуть одночасно працювати із малопотужними радарями.

В [4] розв'язується проблема усунення великих похибок позиціонування, а також збільшення швидкості і точності розпізнавання об'єктів промисловими роботами у середовищі 5G з використанням моделі CNN і алгоритму глибокого навчання (DL). В автономній навігації роботів немає спеціально виділених сторонніх джерел випромінювання і тому в дипломній роботі подібні питання не розглядаються.

Для підвищення якості виявлення і розпізнавання орієнтирів повинні висуватись вимоги щодо стиснення зображення, його зберігання та характеристик відео камери. В [5] розроблена методологія щодо попередньої обробки зображень. Перший метод використовує чотири відео камери (по дві камери відносно оптичної осі). Одна пара камер фокусується на передніх об'єктах зображення, наприклад, на можливих наземних орієнтирах, а інша пара - на задніх об'єктах, тобто на фоні. Сформований вектор невідповідності зменшує похибку прогнозу при попередній обробці інформації.

Апріорна інформація для розпізнавання об'єктів міститься в базі даних і може досягати 10 мільйонів фотографій сцен, що позначені семантичними категоріями сцен [6]. Аналіз починається з класифікації об'єктів, які потрібно виявити. Класифікація і теги визначають, що є на зображенні, і який рівень достовірності цієї інформації. У той час як класифікація розпізнає лише один клас об'єктів, додавання тегів може розпізнавати декілька для певного зображення. Іншими словами, під час класифікації алгоритм запам'ятає лише конкретне зображення, ігноруючи всі інші класи. З іншого боку, під час

додавання тегів він намагатиметься повернути всі найкращі класи, які відповідають зображенню. Найсуттєвішою відмінністю між навчанням моделі класифікації зображень і навчанням моделі виявлення об'єктів є маркування зображень тегами. У той час як для класифікації зображень потрібні один або кілька тегів, які застосовуються до всього зображення, виявлення об'єктів вимагає, щоб кожна мітка складалася з тегу та області, яка визначає обмежувальну рамку для кожного об'єкта на зображенні. Сегментація з допомогою обмежувальної рамки є надійною технологією, що має незначні похибки і неточності. Крім того, сегментація визначає об'єкти для кожного пікселя на зображенні, в результаті чого створюється дуже точна карта, однак точність сегментації залежить від тривалого навчання нейронної мережі. Отже, якість автоматичного розпізнавання в значній мірі визначається видом нейронної мережі та технологією її навчання. Звідси, впливають вимоги щодо зменшення такої залежності шляхом переходу до алгоритмів оброблення інформації без нейронних мереж.

Проблеми автоматичного розпізнавання орієнтирів викликані багатьма причинами. По-перше, треба з великою ймовірністю забезпечити виявлення орієнтиру в умовах оптичних завад, а по-друге, усунути можливі наслідки розмиття зображення, оклюзії, освітлення, нестандартного кута огляду об'єкта тощо. Труднощі виконання цього завдання посилюються внаслідок часових і просторових флуктуацій цих факторів, а також фону, на якому розташований орієнтир. Як наслідок, всі задачі потребують статистичного оцінювання. До цього потрібно додати обчислювальні витрати в реальному часі. Алгоритми розпізнавання орієнтирів ґрунтуються або на використанні нейронних мереж з глибоким машинним навчанням або на моделях, що отримують безпосередньо з зображень. Метою дипломної роботи є створення математичних моделей оптичної системи вимірювання стрибків кольоровості об'єктів, що дає можливість віднести ці об'єкти до орієнтирів для автономних мобільних роботів.

1 АНАЛІЗ НАЯВНИХ ВИМІРЮВАЛЬНИХ СИСТЕМ РОБОТІВ ДЛЯ ЇХ АВТОНОМНОЇ НАВІГАЦІЇ

1.1 Основні завдання вимірювальних систем роботів

Головні галузі застосування автономних мобільних роботів (АМР) приведені в багатьох наукових роботах. Основними операціями робота окрім локалізації є виявлення та розпізнавання орієнтирів чи інших об'єктів, які цікавлять замовника. Ці об'єкти, як і сам робот, можуть бути рухомими або нерухомими. Алгоритми, що призначені для виявлення і розпізнавання рухомих об'єктів, є більш складними [7]. Для повного виконання основних операцій в будь-який час доби роботи забезпечуються комплексом датчиків: лазерних, інфрачервоних, сонарних, інерційних тощо. Всі датчики в умовах використання в незнайомому середовищі і різних погодних умовах завжди видають вимірювальну інформацію з похибками та створюють при прийнятті рішень хибні дії [8]. Вони мають обмежену енергію і обчислювальні ресурси, а також вимушені задовольняти потребам обмежених розмірів і ваги та іноді потребують зв'язків між людиною та роботом, тобто частково втрачають автономність. Семантична навігація [9] в розділі не розглядається, а дослідження проведені тільки для умов використання відеокамер без інформації, що може надійти від лідарів, сонарів, радарів, і тощо. Аналіз здійснюється не для вузько спеціалізованих задач, як, наприклад, виявлення дверей в приміщенні [10], а для широкого кола задач.

Отже, в якості датчика використовується одна відео камера або декілька. Інформація від двох відеокамер обробляється з використанням стерео алгоритмів [11]. Розпізнавання орієнтирів та інших об'єктів здійснюється на основі порівняння отриманого зображення з шаблоном, включаючи нечіткий збіг шаблонів [12]. При відсутності можливості прийняти рішення в деяких роботах передбачений зв'язок з людиною [13]. Інтелектуальні системи розпізнавання використовують також контекстну інформацію [14]. Якісне розпізнавання можливе на основі апріорної інформації про зображення, яку

отримують або завчасно, якщо добре відома місцевість, на якій АМР виконує завдання, або в процесі його роботи, наприклад, з допомогою якісного панорамного опису сцен [15]. Для задач навігації може використовуватись генератор наземних орієнтирів, що створює шаблони [16], а для перевірки якості розпізнавання [17] створюють спеціально розроблені орієнтири. Для грубих оцінок форми орієнтиру іноді доцільними є використання гістограм кольоровості виявлених [18] об'єктів. Найчастіше алгоритми розпізнавання реалізують геометричні виділення [19] відомих орієнтирів. В сучасних системах оброблення інформації порівняння з шаблонами, оцінювання подібності і виявлення локальних особливостей зображень здійснюється в хмарах [20], причому алгоритми оброблення для рухомих об'єктів [21], як правило працюють у реальному часі. Велике значення тут мають алгоритми слідкування [22] за рухомими цілями чи орієнтирами. Розпізнавання об'єктів в багатьох системах проводиться в два етапи [23]: спочатку вибирається множина кандидатів на схожість з реальним орієнтиром, а потім серед цієї множини вибирається найкращий за вибраним критерієм. Локалізація орієнтиру може ускладнитися [24] внаслідок повторюваності його форми на території. Це може бути характерним всередині приміщень, наприклад, в коридорах або на місцевості, коли в якості орієнтиру вибирається дерево, а таких дерев багато. Ця обставина змушує розробляти спеціальні алгоритми. Щоб підвищити якість розпізнавання в реальному часі [25], можуть використовуватись допоміжні автономні роботи та спільні алгоритми. Щоб підвищити якість навігації та розпізнавання, апаратура робота ускладнюється, що приводить до проблем енергоспоживання. Отже, виникає проблема оптимізації об'єму апаратури [26] та потужності джерел живлення. Важливе значення має також внутрішнє та зовнішнє калібрування відео камер [18] що є важливим для отримання детального тривимірного зображення навколишнього середовища навколо робота. Для роботів, які виконують складні рухи, розвиваються нетрадиційні моделі, наприклад як у журналі [27] квантове моделювання процесів.

Сучасні методи розпізнавання об'єктів гуртуються на використанні штучних нейронних мереж [28], навіть в реальному масштабі часу [29]. Найбільш поширеними є Convolutional Neural Network (CNN) [30], причому існує можливість комбінації алгоритмів з голосовими командами [31, 32]. Інші види нейронних мереж також впроваджуються в алгоритми оброблення інформації [33], зокрема нейронні мережі зворотного поширення. Великого значення набуває процес навчання нейронних мереж. Для гнучкого виконання задач розпізнавання, [34, 35] доцільним є глибоке машинне навчання на 3D-хмарах. Під час навчання можуть встановлюватись різні додаткові перешкоди [33], штучно змінюватись умови освітлення [36] та інші умови, що є характерними для функціонування роботів. Іноді методи глибокого навчання поєднуються з human-robot symbiotic learning [37] в системах, що містять дві нейронні мережі.

З проведеного огляду випливає, що більшість наявних методів виявлення, локалізації та розпізнавання застосовуються для відомих за формою, розмірами та кольором орієнтирами. Для деяких роботів орієнтири спеціально створюються, наприклад, на об'єкти наносять візерунки з концентричних круглих кілець. Автоматичне рішення про віднесення якогось об'єкту до класу орієнтирів в складних умовах навколишнього середовища, як правило, не приймається роботами. Багато роботів не є автономними і потребують інформації від людського середовища або інших роботів, що перебувають на цій же території. Їх можна назвати на пів автономними. Виявлення і розпізнавання орієнтирів в реальному часі забезпечується складними системами оброблення інформації від різного типу датчиків. Ці системи мають потужні обчислювальні ресурси, а також вони є енерговитратними, що висуває вимоги до спрощення апаратури робота, а також до проведення оптимізації алгоритмів та ресурсів в умовах впливу багатьох факторів. Не в достатній мірі використовується інформація про колір орієнтиру, а гістограми кольору призначені головним чином для грубих оцінок характеристик орієнтирів.

В сучасних системах розпізнавання об'єктів найбільшого поширення отримали нейронні мережі різних типів, насамперед, згорткові нейронні мережі. Вони мають певні обмеження, зокрема, недостатню гнучкість. Навчання нейронних мереж готує мережу до виконання вузько спеціалізованої задачі, наприклад, розпізнавання орієнтиру визначеного типу. Навчання є затратним в часі і може здійснюватися тільки кваліфікованими спеціалістами. Постає необхідність розроблення алгоритмів для автоматичного розв'язання роботами важливих практичних завдань в складних умовах навколишнього середовища. Для цього [38] синтезована система диференціальних рівнянь для оптимального визначення в реальному часі параметрів кольоровості об'єктів, які потім можуть використовуватись для розпізнавання орієнтирів. Найбільша ефективність виявлення, локалізації та розпізнавання об'єктів досягається, коли алгоритми в системах оброблення вхідних даних розроблені для орієнтирів конкретної форми. Так, у книзі [39, 40] для виявлення цілей, що витягнуті у вертикальній площині, наприклад, стовпів, запропоновані дві оптимізовані системи оброблення інформації про кольоровість навколишнього середовища. Завдяки накопиченню сигналів, що описують кольоровість, досягається перевищення відповідних порогів і виявлення відповідного орієнтиру. Істотне зменшення впливу не стаціонарності процесів відбувається шляхом розкладання параметрів кольоровості на моди Гільберта-Хуанга і використанні для задач виявлення перших трьох мод, які містять інформацію про стрибки кольоровості, що обумовлені наявністю орієнтирів в полі зору відео камери.

1.2 Методи навігації мобільних наземних роботів у невизначених середовищах

На сьогодні практичною метою розробки роботів є передача їм таких видів діяльності, що є складними, монотонними або шкідливими для життя та здоров'я людини. Ними є допоміжні виробничі операції, основні виробничі операції та робота в екстремальних умовах. Умови функціонування роботів визначаються типом середовища експлуатації та характером робочого процесу. Їх можна розділити на дві категорії [2, 4, 1]: детерміновані (визначені); недетерміновані (невизначені).

Загальні вимоги до мобільних роботів: висока рухливість та прохідність; надійність у діях за непередбачених природних умов та в середовищах, що спеціально підготовлені для проживання людини; конструкція має забезпечувати швидке розгортання та високий рівень мобільності.

Існують три основні схеми навігації мобільних роботів:

- глобальна навігація – визначення абсолютних координат робота, при русі по довгим маршрутам. Використовується GPS, і має достатньо високу точність із похибкою від 1 м/км до 3 м/км. Недоліком цієї системи є – неможливість у використанні в закритих приміщеннях.

- локальна навігація - визначення поточного положення робота, щодо деякої точки, зазвичай стартової. Наприклад, позиціонування по стільниковій мережі актуальне для роботів, що виконують завдання в межах заздалегідь відомої місцевості. Недолік - низька точність, похибка може досягати 150 м/км).

- персональна навігація - визначення роботом частин власної конструкції та взаємодія з найближчими об'єктами, що актуально для роботів із маніпуляторами на борту. Наприклад, використання орієнтації за мітками, рух уздовж лінії тощо. Недолік – відсутність гнучкості у системі.

Глобальні методи ґрунтуються на тому, що перед початком руху роботу повністю відома карта місцевості. Знаючи своє місцезнаходження, точку

фінішу, а також розташування всіх перешкод, він, використовуючи заданий алгоритм дій, знаходить найкоротший шлях від старту до фінішу і після цього долає цей шлях.

Перевага глобальних методів навігації полягає в можливості заздалегідь спланувати оптимальний маршрут руху, спираючись на глобальну інформацію про зовнішнє середовище. Найбільш значимий недолік таких методів – підвищена обчислювальна складність і необхідність зберігання мапи середовища (найчастіше великого розміру).

Локальні методи навігації використовуються в тих випадках, коли роботу не відома глобальна карта зовнішнього середовища або перешкоди в цьому середовищі мають динамічний характер (можуть з'являтися і зникати [42], змінювати своє місце розташування).

До найбільш часто використовуваних локальних методів навігації можна віднести:

- методи, що ґрунтуються на використанні потенційних полів перешкод;
- методи сімейства BUG, що використовують для отримання навігаційної інформації тактильні датчики;
- методи сімейства VisBUG [43], які передбачають отримання навігаційної інформації від ультразвукових датчиків, що дає можливість не торкатися перешкод в процесі руху.

До переваг методів локальної навігації слід віднести їх обчислювальну простоту. Недоліки цих методів в порівнянні з методами глобальної навігації складаються у відхиленні від оптимального маршруту і більш складною процедурою локалізації робота у просторі.

Для обох груп методів навігації характерна проблема переходу від подання робота у вигляді матеріальної точки до його просторового поданням з урахуванням форми корпусу, розташування датчиків, конструкції системи руху.

Більшість існуючих методів навігації не передбачає врахування реальних розмірів, форми і розташування сенсорної системи роботів. Через це часто мають місце великі похибки їх локалізації у просторі, які не дозволяють успішно досягти мети навігації.

1.3 Виявлення наземних орієнтирів мобільними автономними роботами на основі оцінки різких змін параметрів кольоровості навколишньої місцевості

Навігація АМР на незнайомій місцевості при відсутності GPS вимагає, зокрема, дистанційного виявлення наземних орієнтирів, які зосереджені у просторі. Вночі для цього використовуються малопотужні радари, ультразвукові далекоміри, прилади нічного бачення, а вдень - звичайні відеокамери, зображення яких обробляється методами розпізнавання образів. Відеокамери, що встановлені на роботі, є ефективним інструментом для виявлення орієнтирів [1, 2, 44], якщо відома наперед їх форма. При такому підході можна взагалі не знайти жодного орієнтира, оскільки строгу форму мають тільки окремі об'єкти, кількість яких, як правило, не є великою. Навіть орієнтири строгої форми можуть бути частково перекриті гілками дерев, рослинністю тощо. Потрібні інші системи, що самі здатні прийняти рішення про виявлення об'єкта та віднесення його до класу орієнтирів. Такими системами є локаційні, фізичною основою яких є випромінювання та прийом відбитих від навколишньої місцевості хвиль (електромагнітних, ультразвукових). Проблемою таких систем є виявлення луна-сигналу від орієнтиру, оскільки разом з цим сигналом на вхід приймача приходять сигнали, що відбиваються від місцевості. Отже, важко виявити нерухомий орієнтир на фоні нерухомих об'єктів, що розміщені на місцевості. Однак, з фізичних міркувань ясно, що критерієм розрізнення такого орієнтиру від навколишньої місцевості може бути його колір. Звідси виникає потреба дослідження можливості виявлення орієнтирів на фоні довільної місцевості на

основі критерію кольоровості [45]. В умовах навігації АМР на реальній місцевості параметри кольоровості є випадковими і неоднорідними по простору. В процесі сканування простору відеокамерою вони змінюються випадково, а при попаданні в сектор огляду камери зосередженого орієнтиру, можливе стрибкоподібне змінювання одного або декількох параметрів. Це може бути ознакою для прийняття рішення про виявлення наземного орієнтиру.

1.4 Навігація автономних мобільних роботів з використанням хмарних технологій

В даний час автономні мобільні роботи (АМР) все частіше знаходять застосування в різних галузях. Всі більший інтерес для людей представляють не тільки промислові мобільні роботи, а й роботи, створені як для допомоги людям – роботи-пилососи, роботи-поводирі, так і для розваги – роботи-собаки, квадрокоптери, які на сьогоднішній день знаходять своє застосування у війні. Останні також здатні брати участь у деяких будівельних роботах. Наприклад, вони можуть зв'язати мотузковий міст, що витримує вагу кількох людей. Також служби безпеки покладають великі надії на розвиток автономних пристроїв, здатних без втоми виконувати завдання стеження та пошуку.

Основними проблемами таких мобільних апаратів, що переміщуються без допомоги людини, залишається навігація та тривалість роботи від одного заряду батареї. Адже в ідеалі такі роботи повинні без проблем переміщатися в малознайомій чи незнайомій місцевості.

Найбільш перспективною ідеєю є зберігання в пам'яті робота повної мапи місцевості. Найкращий результат дають тривимірні мапи, але їх зберігання та обробка бортовою системою робота вимагає дуже великих обчислювальних ресурсів та енергії [46].

Зараз проводиться безліч досліджень з навчання АМР методів самостійної побудови мап. Поки що ці дослідження не мають практичного

впровадження у системах реального часу. Слід зазначити, що головна перешкода полягає не у слабкості алгоритмів, а в повільних бортових процесорів. У зв'язку з цим необхідно згадати про хмарні технології, популярність яких зростає з кожним роком.

1.4.1 Хмарні технології

Хмарні технології – це середовище для зберігання та обробки інформації, яка об'єднує в собі ліцензійне програмне забезпечення, канали зв'язку [47, 48] та апаратні засоби. Це комп'ютерні ресурси та потужності, що надаються користувачу як інтернет-сервіс. З основних переваг можна виділити такі.

- хмарні технології дозволяють заощаджувати на придбанні, підтримці, модернізації програмного забезпечення та обладнання. Всі це здійснює провайдер послуг.

- масштабованість, відмовостійкість та безпека — автоматичне виділення та звільнення необхідних ресурсів у залежності від потреб програми.

- віддалений доступ до даних у хмарі — працювати можна з будь-якої точки на планеті, де є доступ до мережі Інтернет.

Зрозуміло, назріває питання: які перспективи може запропонувати застосування хмарних технологій у робототехніці?

Для навігації у просторі бортова система робота повинна вміти будувати маршрут, ставити кут повороту коліс та швидкість їх обертання, правильно інтерпретувати відомості у навколишньому світі, одержувані від датчиків та постійно відстежувати власні координати.

Завдання побудови мапи полягає у зберіганні опису навколишнього середовища, щоб в майбутньому робот міг визначити своє розташування на мапі. Ця мапа використовується для планування можливої траєкторії руху або вибору найбільш оптимальної позиції для захоплення будь-якого об'єкта.

Завдання побудови мапи та планування маршруту може бути виконано заздалегідь. Вони не для роботів. Наприклад сервіс Garuda надає хмарну платформу, в якій роботи можуть створювати обчислювальні середовища, щоб виконувати важкі обчислення. Ці обчислювальні середовища можуть або функціонувати як окремі хмари для окремого робота, або спільно використовуватись кількома роботами. Крім того, обчислювальні середовища, мають високу швидкість доступу до бази даних, що дозволить роботам отримувати швидкий доступ до інформації.

Але ця технологія вимагає доступ до інтернету, і не підходить для систем персональної навігації.

1.5 Каскадна модель потужних класифікаторів

Спосіб у якому при поєднанні слабких нерівномірних класифікаторів в один великий потужний класифікатор із пошуковою здатністю яка підвищується, але при цьому підвищує час прийняття рішення називається – способом поєднання потужних класифікаторів у каскадну модель. У деяких випадках час, окрім якості розпізнавання, є ключовим фактором. У цьому випадку пропонується побудувати каскадну модель з невеликих класифікаторів [1], що дозволяє підвищити швидкість пошуку, не зменшуючи якість.

Каскадна модель потужних класифікаторів – це дерево прийняття рішень, де кожен вузол дерева побудований таким чином, щоб можна було шукати майже всі образи, що нас цікавлять, і відхиляти деяку частину регіонів, що не є образами. Крім цього, вузли дерева розміщені таким чином, що чим ближче вузол знаходиться до підґрунтя дерева, тим менша кількість нерівномірних гаусівських примітивів складається, і тим самим вимагає меншого часу на прийняття рішення. Даний вид каскадної моделі добре підходить для обробки зображень, на яких загальна кількість образів які ми шукаємо дуже мала. У цьому випадку метод може швидше прийняти рішення,

оскільки цей регіон не містить образу і може перейти до наступного. Приклад каскадної моделі відображена на рисунку 1.5:

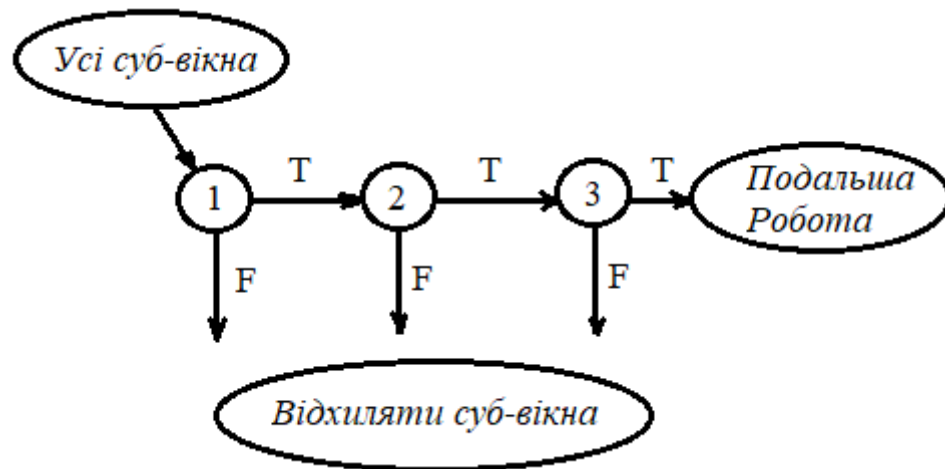


Рисунок 1.5 – Каскадна модель потужних класифікаторів

Складність навчання подібних класифікаторів дорівнює $Q(x,y,z)$, де застосовуються x шляхів у прикладів та z ознак.

Далі, каскад застосовується до зображення:

- праця із «простими» класифікаторами – при цьому відкидаються частина «негативних» вікон;
- позитивне значення першого класифікатора вмикає другий, більш прилаштований і так далі;
- негативне значення класифікатора на будь якому етапі призводить до негайного переходу до наступного скануючого вікна, старе вікно більше не враховується;
- ланцюжок класифікаторів починає ставати ще складнішим і від цього похибок стає все менше.

Для подальшого навчання подібного каскаду знадобиться наступна дія:

- встановлюється рівень допустимої похибок для кожного кроку (перед цим їх необхідно кількісно переглянути перед застосуванням до зображення виходячи з навчального набору) – вони мають назву «detection» та

«false positive rates» – необхідно щоб рівень detection був високим, false positive rates низьким;

– Додавати ознаки до тієї пори, поки параметри розрахункового етапу не досягнуть встановленого рівня, тут можливі такі допоміжні етапи, як:

a) тестування малого допоміжного набору;

b) межа AdaBoost [49] умисно знижується з метою виявити як умово більше об'єктів, ніж при цьому можлива більша кількість помилок виявлення об'єкта.

c) якщо false positive rates залишається високим, то додається наступний етап або шар;

d) помилкові виявлення у наступному етапі використовуються як негативні вже на наступному етапі або шарі.

1.6 Висновки по першому розділу

На цей час існує багато наукових робіт, що присвячені виявленню, локалізації та розпізнаванню орієнтирів наперед визначеної форми, розміру, кольору тощо, які перебувають у знайомих середовищах. Виконання зазначених завдань в незнайомих середовищах, характеристики яких змінюються в часі, а визначення типу орієнтиру доручається самому роботу, присвячено мало робіт. Вони, як правило, описують тільки деякі аспекти цієї проблеми. Для виявлення наземного орієнтиру та визначення його відносних координат в дипломній роботі вибрано пасивний метод вимірювання кольоровості зображень на основі відеокамери. Для оцінки можливостей цього методу треба провести аналіз оптичних систем, що встановлюються на роботі.

2 АНАЛІЗ ОПТИЧНИХ СИСТЕМ, ЩО ВСТАНОВЛЮЮТЬСЯ НА АВТОНОМНИХ РОБОТАХ

2.1 Система машинного зору автономного мобільного робота

Сучасні автономні мобільні роботи (АМР) здатні виконувати ряд завдань, пов'язаних з ризиком для життя людини. До таких завдань відносяться розвідка місцевості при ліквідації наслідків природних та техногенних катастроф і зараження місцевості, рятувальні роботи, патрулювання та розмінування, наукові дослідження тощо. Рішення вказаних завдань вимагає від робота вміння виявляти оточуючі об'єкти, визначати їх розміри та форму, ідентифікувати їх і таке інше. Для цього АМР оснащуються системами машинного зору (СМЗ), робота яких базується на використанні різноманітних засобів [50, 51]: камер, радарів (рисунки 2.1 б, в), лазерів, засобів супутникової (GPS) та інерціальної навігації, лідари (рисунки 2.1 а) тощо.

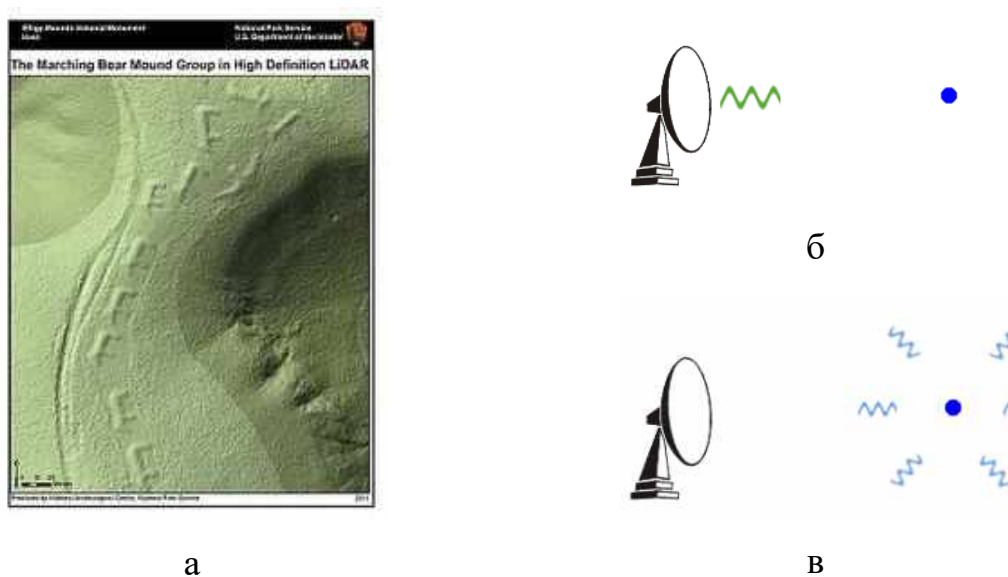


Рисунок 2.1 Деякі приклади СМЗ

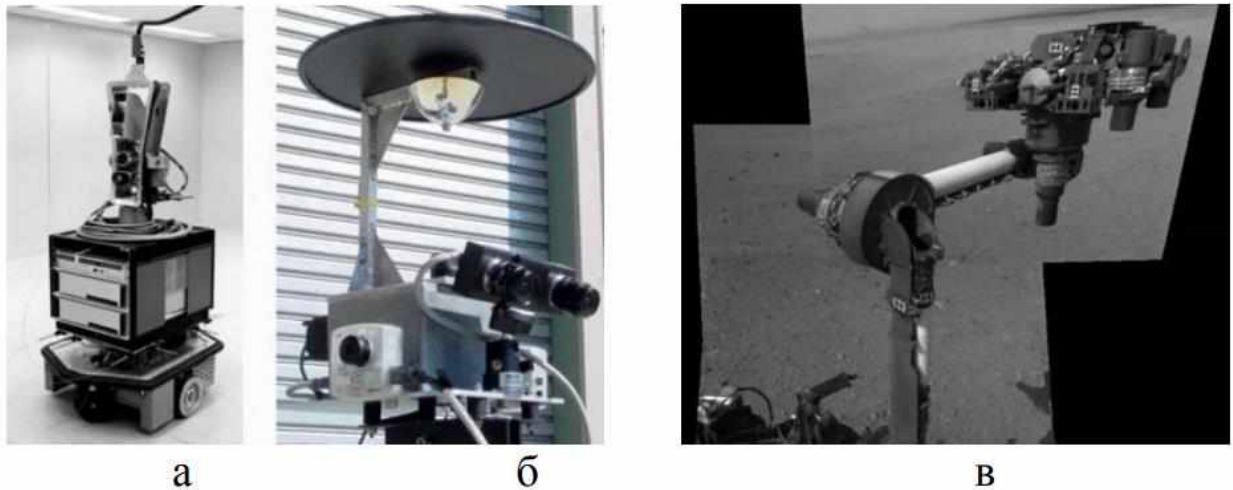
Вночі для цього використовуються малопотужні радары (на основі доплерівської зміни частоти), ультразвукові далекоміри, прилади нічного бачення, й найбільш ефективним є поєднання декількох засобів, що працюють

на різних принципах. Це поєднання необхідне для зменшення спотворень інформації, [52] оскільки між орієнтиром і камерою може бути завада.

В наш час вже є досвід використання оптичних систем для АМР, приклади яких були розглянуті у наступному розділі.

2.2 Приклади використання відеокамер у системах машинного зору для автономних мобільних роботів.

Відеокамери, як основний елемент СМЗ, застосовували ще на перших АМР. Зокрема, розроблений SRI International в 1960-х роках робот Шекі (Shakey) – перший АМР, який був здатний самостійно функціонувати та аналізувати власні дії, мав телевізійну камеру (рисунок 2.2 а), яку він використовував для навігації. АМР TractorPod, що розроблений у Квінслендському технологічному університеті (Австралія) має на своїй передній панелі стерео камеру, що дозволяє побудувати 3D зображення оточуючого середовища. Зверху на роботі встановлено дзеркало (рисунок 2.2 б). На це дзеркало спрямована камера, що дозволяє АМР бачити навколишнє середовище на 360 градусів. Також робот має ширококутну камеру з лінзою за типом «риб'ячого ока». Така камера має майже півсферичне поле зору, що дозволяє роботу бачити те, що відбувається з боку. Один з марсоходів – Curiosity Rover (рисунок 2.2 в), так само має велику кількість камер на борту, що використовуються для різних функцій.



а – робот Shakey; б – TractorPod; в – рука марсохода Curiosity Rover

Рисунок 2.2 – Використання різних камер на мобільних роботах

Бортовий комп'ютер АМР обробляє від камер зображення і приймає рішення щодо того, який вид об'єкту спостерігав робот. Цієї інформації достатньо, щоб робот міг рухатись до заданої цілі.

Є декілька причин широкого розповсюдження СМЗ на базі камер. По-перше, самі камери зараз дуже дешеві, саме тому вони вбудовані у мобільні телефони, ноутбуки тощо. Інша важлива причина полягає в тому, що засоби обробки інформації з камер стають недорогими та доволі потужними.

Однак камери мають й недоліки. Зокрема, абсолютне значення похибки визначення координат об'єктів істотно збільшується зі збільшенням глибини сканування зони навколо АМР. Камери у край чутливі до будь-яких вібрацій і динамічних дій. Більше того, незважаючи на значні досягнення технологій обробки зображень, все ще існує можливість «помилки камери», коли зображення одного типового об'єкту асоціюється з типовими властивостями іншого. Тому доцільно поряд з камерами використовувати й інші пристрої, серед яких, перспективними є лазерні пристрої, що надають можливість збільшити зону сканування простору перед АМР.

На кафедрі автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій ХНАДУ створено та ведуться роботи [53] щодо удосконалення АМР із бортовою СМЗ. На підставі проведеного аналізу існуючих методів та засобів

побудови СМЗ АМР для побудови СМЗ даного роботу використано камера та лазерний далекомір. Останній для визначення об'єктів в зоні дії АМР використовує метод динамічної тріангуляції. У якості обчислювально-керуючого модуля АМР використано комплекс, що складається з одноплатного комп'ютера Raspberry Pi та Arduino. Arduino здійснює керування двигунами робота, сервоприводами для повороту і нахилу камери, а Raspberry Pi – виконує алгоритми розпізнавання образів і побудови маршруту руху. Функціональна схема системи керування рухом АМО із запропонованою СМЗ приведена на рисунку 2.3.

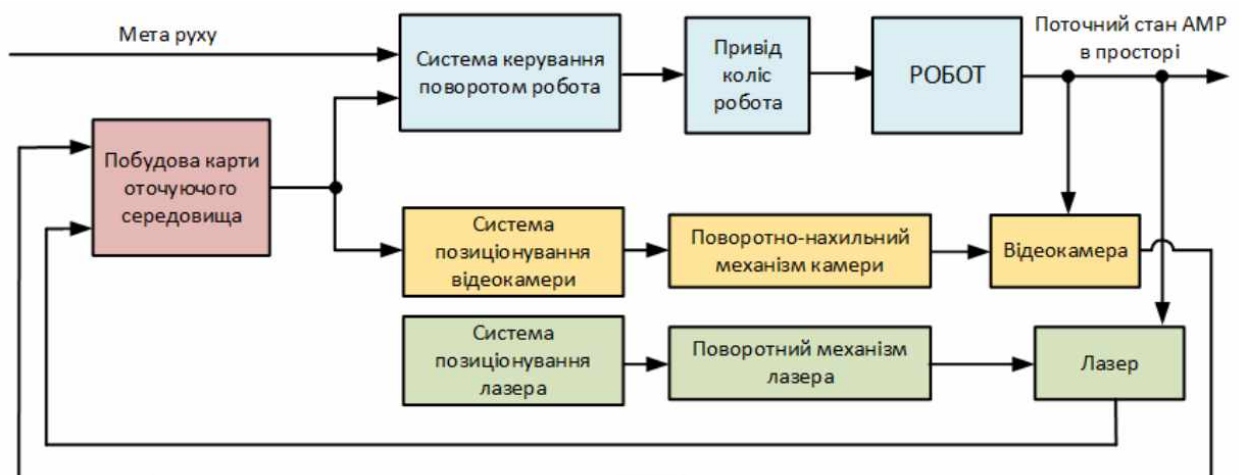


Рисунок 2.3 – Спрощена функціональна схема системи керування автономними мобільними роботами із системами машинного зору

Подальші дослідження пов'язані з розробкою програмного забезпечення, що дозволяє будувати карту місцевості на підставі даних, отриманих від СМЗ, та здійснювати рух АМР до точки призначення, використовуючи алгоритм BUG.

2.3 Проблеми із якими зустрічаються розробники АМР при впровадженні відеокамер у СМЗ

Відеокамери, що встановлені на роботі, є ефективним інструментом для виявлення орієнтирів, якщо відома наперед їх форма. При такому підході можна взагалі не знайти жодного орієнтира, оскільки строгу форму мають тільки окремі об'єкти, кількість яких, як правило, не є великою. Навіть орієнтири строгої форми можуть бути частково перекриті різними об'єктами штучного та природного походження. Потрібні інші системи, що самі здатні прийняти рішення про виявлення об'єкта та віднесення його до класу орієнтирів. Такими системами є локаційні, фізичною основою яких є випромінювання та прийом відбитих від навколишньої місцевості хвиль (електромагнітних, ультразвукових). Проблемою таких систем є виявлення луна-сигналу від орієнтиру, оскільки разом з цим сигналом на вхід приймача приходять сигнали, що відбиваються від місцевості. Отже, важко виявити нерухомий орієнтир на фоні нерухомих об'єктів, що розміщені на місцевості. Однак, з фізичних міркувань ясно, що критерієм розрізнення такого орієнтиру від навколишньої місцевості може бути його колір. Звідси виникає потреба дослідження можливості виявлення орієнтирів на фоні довільної місцевості на основі критерію кольоровості [45]. В умовах навігації АМР на реальній місцевості параметри кольоровості є випадковими і неоднорідними по простору. В процесі сканування простору відеокамерою вони змінюються випадково, а при попаданні в сектор огляду камери зосередженого орієнтиру, можливе стрибкоподібне змінювання одного або декількох параметрів. Це може бути ознакою для прийняття рішення про виявлення наземного орієнтиру.

Теорія кольору та його вимірювання викладена в багатьох книжках і статтях, наприклад, у журналі [54]. Кожний колір на практиці описується комбінацією трьох кольорів (червоного R, зеленого G та блакитного B) різної інтенсивності, яка змінюється від 0 до 1. Колір не є фізичною властивістю

об'єкта, а визначається відчуттям, яке залежить від освітлення, і спектрального відображення об'єкта і спостерігача. Звідси випливає, що при навігації робота, яка займає деякий час, освітленість наземного орієнтиру та коефіцієнти відбиття світлових хвиль від нього можуть змінюватись, причому значення компонент R, G, B часто також залежать від характеристик відеокамер, що встановлені на роботі. У журналі [54] модель нормалізованих червоного і синього компонент запропонована для того, щоб розв'язати проблему залежності від зовнішніх умов та впливу тіні на результат вимірювання кольоровості. Автори статті [55] запропонували метод сегментації кольорів з використанням відтінку і насичення. При визначенні кольору об'єкта важливо знати, що параметри кольоровості є приблизно однакові [56] в секторі огляду в процесі вимірювання. Методи визначення кольоровості (хроматичності) приведені в багатьох джерелах і тут слід пам'ятати, що кольоровість визначає також відтінок (hue), насиченість (saturation), але не визначає освітленості. На протязі дня координати кольоровості і відтінки змінюються, причому в ранкові та вечірні години вони схожі. Для підвищення точності вимірювання координат кольоровості може використовуватись декілька камер. Інформація про колір є важливою для сегментації окремих частин об'єкта. Обробка зображень передбачає максимальне врахування особливостей людського зору [57]. Метрологічні аспекти вимірювання кольоровості, приведені у посібнику [58]. У дипломній роботі приведені результати експериментальних досліджень кольоровості MAP на фоні лісу, міських забудов тощо і проаналізовані можливості з розпізнавання наземних орієнтирів роботами.

2.4 Висновок по другому розділу

Ідея використання відеокамери у системах машинного зору (СМЗ) є актуальною. Так виникає багато проблем, одним із способів зменшення похибок виявлення об'єктів це – використання комплексних засобів, що працюють на різних фізичних принципах. З подібними проблемами стикається не тільки системи, які використовують відеокамери, а усі СМЗ. І по вирішенню цих проблем вже розроблено багато підходів. Одним з таких підходів є одночасне використання із відео камерою лазерного далекоміру. Далекомір для визначення об'єктів в зоні дії автономного мобільного робота (АМР) використовує метод динамічної тріангуляції. Також є підхід, у якому модуль керування роботом і модуль розпізнавання орієнтирів відокремлені один від одного, що дозволяє нам спростити алгоритм, зменшити навантаження на один блок і підвищити надійність системи.

В матеріалі третього розділу приведено огляд нових підходів до розв'язання проблеми виявлення об'єктів. Для цього запропоновані моделі кольоровості об'єктів на фоні довільної місцевості.

3 МАТРИЧНІ МОДЕЛІ КОЛЬОРОВОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ

3.1 Загальні вимоги до моделей кольоровості навколишнього середовища

Як правило, моделі систем будують на основі апріорних даних про систему та на поточних результатах вимірювання. Навігація робота на незнайомій місцевості взагалі може відбуватись при обмеженому обсягу апріорних даних. Основним джерелом даних є поточні вимірювання параметрів середовища, які необхідні для навігації, зокрема, параметри кольоровості об'єктів, що зустрічаються в зоні огляду робота. Навіть для відомої місцевості ці параметри можуть випадково змінюватись з часом, наприклад, внаслідок зміни освітлення, попадання на об'єкт тіней, опадів тощо. Логічно припустити, що при такому підході кількість моделей може бути необмеженою. Однак, для практики доцільно мати одну або декілька моделей загального виду, які можуть уточнятись для конкретних умов навігації. Отже, модель кольоровості повинна бути простою без попередніх припущень про навколишнє середовище. Звідси випливає, що в пам'ять комп'ютера системи оброблення інформації, яку отримує робот при його навігації в незнайомому середовищі, не вносять ніяких апріорних даних. Ось чому, далі розглядаються тільки фотографії реальних місцевостей, за якими можна зробити висновки про можливість знаходження на місцевості прийнятних орієнтирів для робота, використовуючи розроблені моделі.

Розроблені моделі і алгоритми оброблення інформації для задачі, що розглядається, повинні виявляти просторові структури і особливості фотографій для їх інтерпретації при розпізнаванні і можливого їх віднесення до класу наперед визначених орієнтирів. Оскільки параметри кольоровості є випадковими, то їх моделі повинні мати статистичний характер. Нарешті, фотографії описуються матрицями пікселів, які можуть мати високу розмірність. Звідси випливає, що модель повинна містити механізми, що

дають можливість знизити розмірність матриць і приймати рішення на основі матриць з пониженою розмірністю.

Для того щоб задовольнити цим вимогам розглянемо можливі моделі зображення, використовуючи добре вивчені модельні декомпозиції в рідинній механіці. Загальним є те, що зображення місцевості і потік рідини в трубі являють собою двомірну картину, що змінюється з часом. Раніше для опису потоків рідини використовувались складні диференціальні рівняння Нав'є-Стокса, але в останні десятиріччя почали розвиватись методи, що ґрунтуються на аналізі “snapshots” або “моментальних зрізів”, наприклад, тиску в поперечних перерізах труби. Математичною основою для такого аналізу є матричні методи. Логічно і розподіл кольоровості на фотографіях також описати за допомогою матриць. Основними проблемами є можливі великі розміри матриць та обмеженість методів тільки лінійними системами. Ці проблеми можуть бути подолані і область застосування матриць розширена. Безумовно, моделювання потоків зображень має свої особливості порівняно з потоками рідини в трубах. Крім того, мета моделювання зображень інша і спрямована на побудову систем виявлення і розпізнавання наземних орієнтирів.

3.2 Математична модель кольоровості на основі моментальних знімків

Для розроблення алгоритмів виявлення і розпізнавання наземних орієнтирів необхідно мати математичну модель кольоровості навколишнього середовища. Зрозуміло, що в кожній практичній ситуації моделі можуть бути різними, однак, структура моделі та операції, що необхідні для її побудови, повинні співпадати для всіх ситуацій. В розділі зазначені вимоги реалізуються з допомогою матричної моделі кольоровості навколишнього середовища. Матричний підхід ґрунтується на лінійних операціях. Модель довільного середовища часто може бути нелінійною, що змушує в розділі шукати методи

для подолання труднощів, обумовлених нелінійністю. Опишемо сутність підходу на конкретних прикладах.

Виберемо два різні довільні фотографії (рисунок 3.1, а, б), на яких пізніше буде встановлене зображення можливого наземного орієнтиру.



а



б

Рисунок 3.1 – Приклади фотографій для аналізу: а – для першого фону; б – для другого фону

На першому етапі здійснюється перетворення фотографії у три матриці пікселів, кожна з яких включає розподіл пікселів одного з трьох кольорів (червоного, зеленого та синього) по площині фотографії або матриці відеокамери. Це просто реалізується, наприклад, в математичному пакеті Matlab. Для аналізу можуть використовуватись всі або будь-яка з трьох матриць. Для розуміння сутності запропонованого методу це не має значення. З цих двовірних матриць кольоровості можна виділити потрібні фрагменти для аналізу, наприклад, за допомогою операторів:

```
R=double(im1(351:550,1:200,1));
```

```
G=double(im1(351:550,1:200,2));
```

```
B=double(im1(351:550,1:200,3));
```

причому 351:550 означає діапазон рядків, а 1:200 – діапазон стовпців. Числа 1, 2, 3 означають виділення відповідно матриці червоних, зелених і синіх пікселів.

Матриці **R,G,B** можна використовувати для вилучення динамічної інформації від поля кольорів знімка безпосередньо на основі послідовності моментальних знімків, як це зроблено, наприклад, в [59] для гідравлічних потоків.

Після вибору фотографії місцевості визначається квадратна матриця перетворення.

$$\mathbf{A} \approx \vec{x}_{k+1} \times \vec{x}_k^\dagger. \quad (3.1)$$

Ця матриця зв'язує два сусідні стовпці пікселів зображень \vec{x}_k та \vec{x}_{k+1} . де \vec{x}_k^\dagger є інверсією Мура-Пенроуза, тобто аналогом оберненої матриці для неквадратних матриць.

Наприклад, в пакеті MATLAB для червоного кольору, формула має вигляд (3.2):

$$A = R(:, 2) \times \text{pinv}(R(:, 1)). \quad (3.2)$$

де *pinv* реалізує оператор інверсії для неквадратної матриці (стовпця).

Точність наближення формули (3.1) оцінюється у вигляді вектору-стовпця різниць:

$$\vec{\Delta} = \vec{x}_{k+1} - \mathbf{A} \vec{x}_k. \quad (3.3)$$

Для $k = 1$ всі елементи цього вектору є близькими до нуля. Для $k = 2$ результат значно відрізняється.

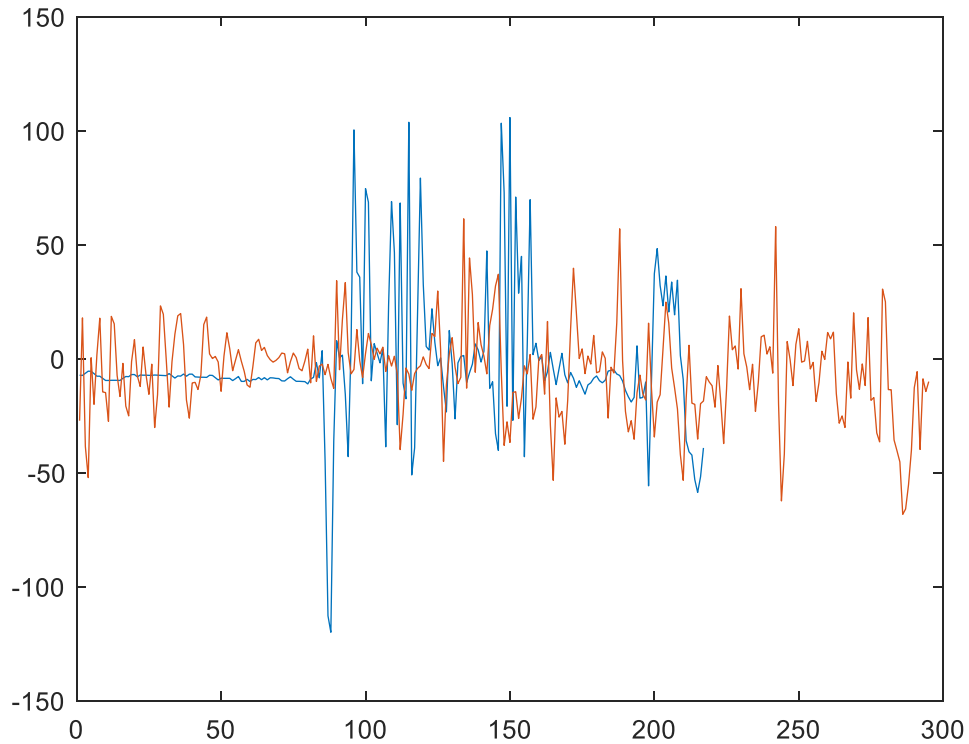


Рисунок 3.2 - Приклад залежності абсолютної похибки апроксимації формули (3.3) у зв'язку між сусідніми стовпцями (другим і третім) від номеру стовпця матриці зображення **R**: синій колір - для першого фону, червоний - для другого

Максимальна абсолютна похибка кольоровості пікселів може дорівнювати 255, а мінімальна - 0. Для сусідніх стовпців з номерами 200 та 201 графік аналогічних похибок має вигляд рисунок 3.3:

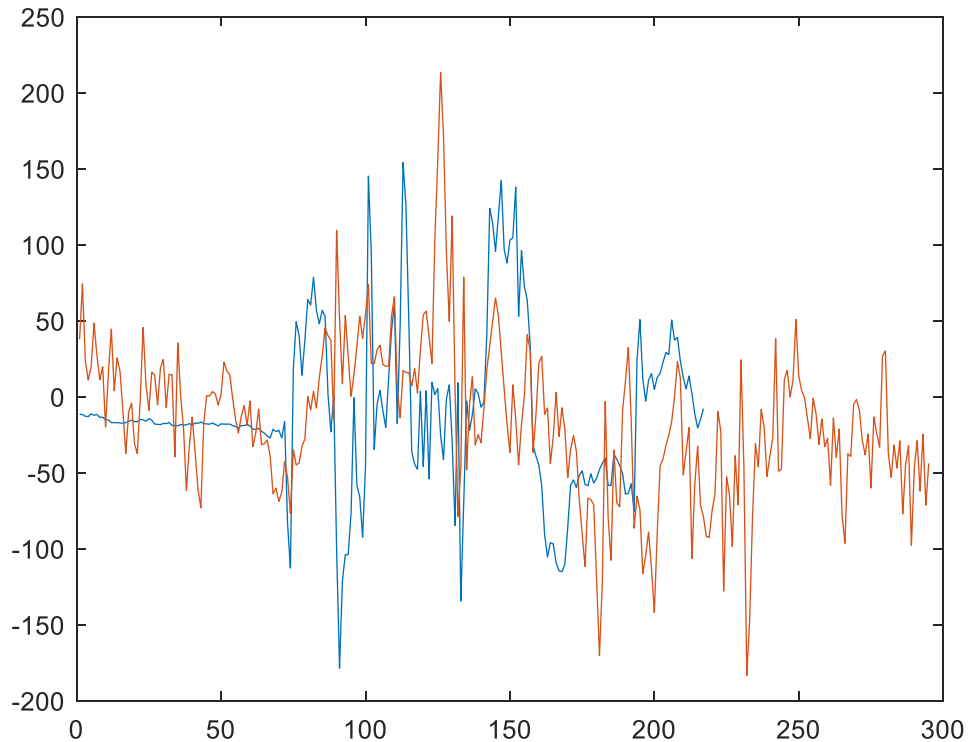


Рисунок 3.3 - Приклад залежності абсолютної похибки апроксимації формули (3.3) у зв'язку між сусідніми стовпцями з номерами 200 і 201 від номеру стовпця матриці зображення **R**: синій колір - для першого фону, червоний - для другого

Розрахунок похибок здійснювався за програмою:

$$d=A*R(:,200)-R(:,201). \quad (3.4)$$

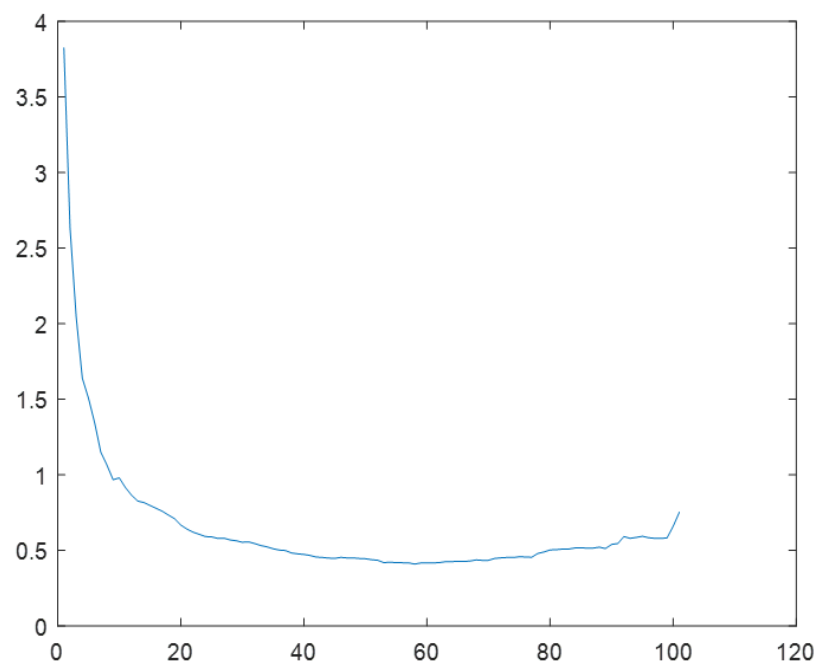
Аналогічні похибки спостерігаються для будь-яких сусідніх стовпців, окрім першого і другого. Основна причина таких похибок обумовлена застосуванням лінійного перетворення для умов, в яких зв'язок між сусідніми стовпцями втратив лінійність. Матриця **A** визначалась для зв'язку між першим та другим стовпцями, а потім застосовувалась для сусідніх зв'язків з іншими номерами. Якщо б фон був однорідним, то матриця **A** була б майже однаковою для всіх сусідніх стовпців. В протилежному разі необхідно створити таку матрицю перетворення, елементи якої були б функціями номерів стовпців.

Слід очікувати нелінійної залежності значень матриці \mathbf{A} , що визначена для різних номерів сусідніх стовпців, причому для кожного кольору R, G, B і фону (фотографії) вид нелінійної залежності буде різний, що є недоліком такого методу.

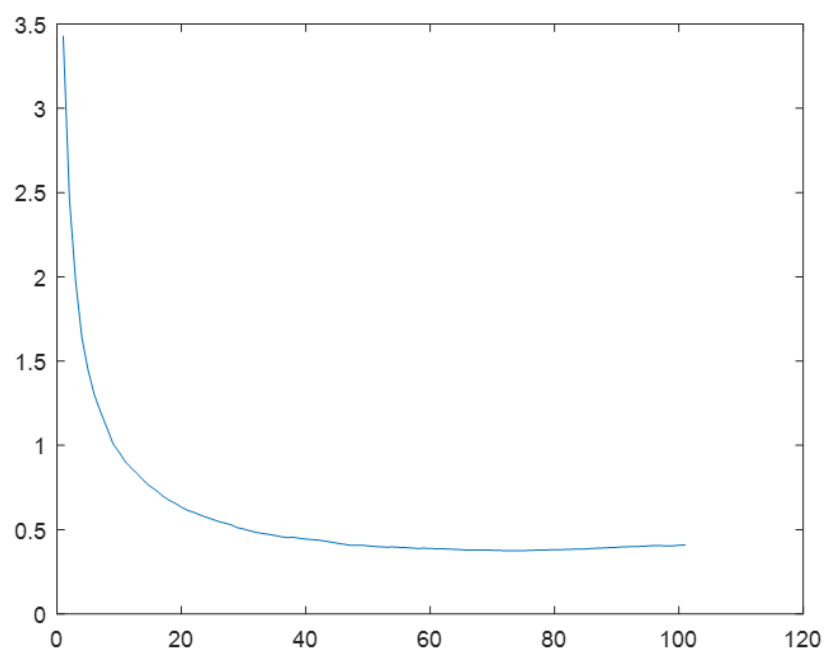
Тепер оцінимо не вектор, а матрицю різниць $\vec{\Delta} = \vec{x}_{k+1} - \mathbf{A}\vec{x}_k$, де \vec{x}_k, \vec{x}_{k+1} вже не є стовпцями, а двомірними матрицями, що зсунуті на один стовпець чи більше. Матриця кольору для першого фону має 960 стовпців. Розділимо її на дві половини. Розглянемо матрицю \vec{x}_k , що включає стовпці з номерами від 1 до 480, та матрицю \vec{x}_{k+1} , яка містить стовпці з номерами від 2 до 481. Тоді матриця \mathbf{A} визначається за раніше приведеною формулою з використанням програми $A = R(:, 2:481) \times \text{pinv}(R(:, 1:480))$. Для матриць похибок (3.3) $\vec{\Delta} = \vec{x}_{k+1} - \mathbf{A}\vec{x}_k$ більш узагальненим параметром апроксимації є норма Фробеніуса [60], яка обчислюється за формулою:

$$\|\vec{\Delta}\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m \Delta_{jk}^2}. \quad (3.5)$$

Оскільки вона залежить від кількості елементів матриці пікселів, то для забезпечення однакових умов аналізу для різних зображень норма Фробеніуса була розділена на сумарну кількість елементів матриці. Таку норму Фробеніуса будемо називати приведеною. На (рисунку 3.4, а, б) приведена залежність приведеної норми від кількості стовпців матриці \vec{x}_k .



а



б

Рисунок 3.4 - Залежність приведеної норми Фробеніуса від кількості стовпців матриці \vec{x}_k : а – для першого фону, б – для другого

З рисунків 3.4, а, б випливає, що найбільші похибки апроксимації співвідношення (3.1) спостерігаються при малій кількості стовпців матриці \vec{x}_k . З фізичних міркувань очевидно, що виявлення наземних орієнтирів, зосереджених у вертикальній площині, якраз потребує малої кількості стовпців матриці зображення. Усунення похибок апроксимації можливе, якщо на кожному кроці сканування обчислювати матрицю A згідно з формулою (3.1). Це приклад нераціонального використання обчислювальних ресурсів, що істотно знижує швидкість роботи по виявленню і розпізнаванню наземних орієнтирів в реальному часі.

Наявність об'єкту, що підлягає виявленню, розпізнаванню чи класифікації, змінює характер розподілу червоного, зеленого або синього кольорів пікселів. За цим характером можна отримати результат зазначених операцій, тобто виявити, розпізнати чи класифікувати об'єкт. Якщо отримати математичний опис фону, на якому може перебувати об'єкт, то математичні вирази для фону і фону з об'єктом та закони розподілу кольорів будуть відрізнятися для цих ситуацій. Це дає підставу для проведення вище описаних операцій. Для автономного мобільного робота наземними орієнтирами можуть бути зосереджені у вертикальному напрямку об'єкти, наприклад, стовп, окреме дерево тощо. В такому випадку кількість стовпців матриці кольорів доцільно вибирати невеликим, щоб їх загальна ширина була сумірна з шириною наземного орієнтиру. Однак, як було показано раніше, при малій кількості вибраних стовпців лінійні перетворення кольорів для довільного (не суцільного) фону є неможливими. Якщо значення окремих елементів вектору похибок апроксимації перевищать деякий наперед вибраний поріг, то це можна трактувати як втрату лінійності перетворення одного стовпця в сусідній для одного, двох чи трьох складових кольору R, G, B . Вибір такого порогу є однією з задач дослідження.

Слід очікувати, що поява наземного орієнтиру на місцевості вплине на локальний розподіл кольоровості. На (рисунку 3.5) приведена фотографія зі стовпом, який в окремих випадках можна вважати орієнтиром.

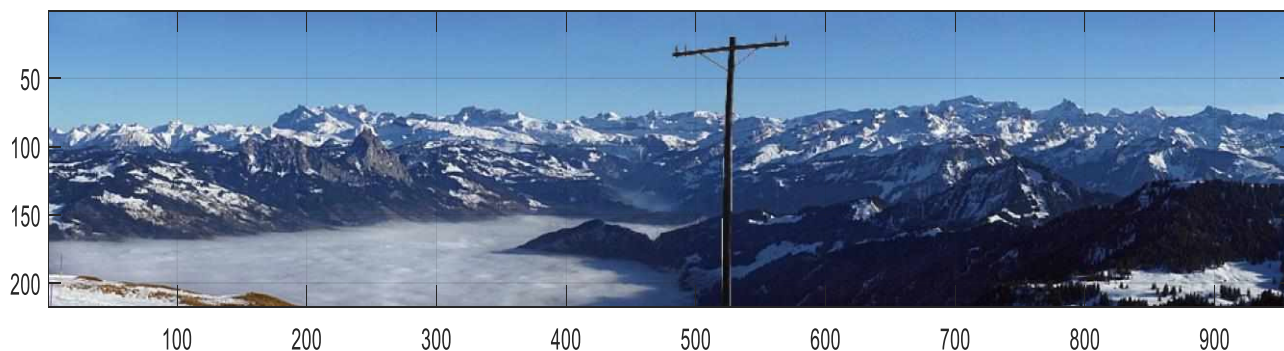


Рисунок 3.5 – Фотографія першого фону з можливим орієнтиром

Наявність стовпа приводить до втрати локальної однорідності місцевості і тоді похибки апроксимації в місці розміщення стовпа стрибкоподібно зростають, що показано на рисунку 3.6.

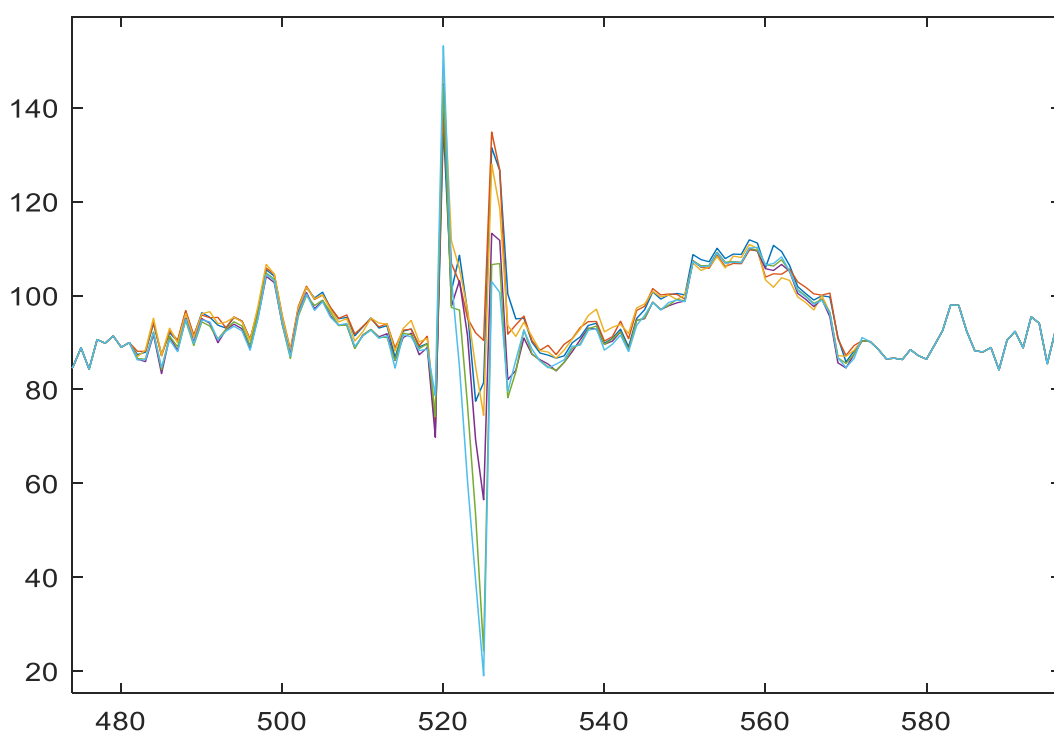


Рисунок 3.6 – Абсолютні похибки апроксимації (3.3) в місці розміщення стовпа

Показане стрибкоподібне змінювання похибок апроксимації може бути ознакою для виявлення орієнтиру і визначення його положення на матриці зображення. Важливо, щоб його колір значно відрізнявся від кольору

навколишнього середовища у місці розміщення орієнтиру. Існує поріг, перевищення якого свідчить про наявність орієнтиру в локальній області. Детально метод оцінювання ймовірності виявлення таких орієнтирів при наперед вибраному порозі похибок описано в конференціях [39, 40]. Істотної залежності похибок апроксимації від форми орієнтиру не знайдено. Тому запропонований метод може використовуватись для виявлення наземних орієнтирів, що зосереджені у просторі і мають відмінний від фону колір.

Отже, описані операції дозволяють отримати моделі лінійного перетворення складових R, G, B різних типових фонів місцевості при скануванні простору відео камерою. Лінійні моделі є характерними для однорідних суцільних фонів. Для неоднорідних фонів можуть застосовуватись нелінійні моделі на основі матриці \mathbf{A} з елементами, що не лінійно залежать від номерів стовпців k матриці кольорів. Детально аналіз нелінійних моделей приведено в підрозділі 3.3.

3.3 Проблеми врахування нелінійності моделей кольоровості

Як вже зазначалось, процес формування зображення можна уявити як реєстрацію кольоровості пікселів в процесі уявного сканування вертикальної решітки приймальних оптичних датчиків в горизонтальній площині. Внаслідок цього для кожного датчика решітки формуються віртуальні часові сигнали кольоровості, які за формою повністю відповідають розподілу кольоровості вздовж горизонтальної координати. Тут ми маємо відображення віртуального часового простору у реальний просторовий простір. Раніше зв'язок між сусідніми матрицями зображення описувався співвідношенням (3.1) незалежно від кількості стовпців цих матриць. Цей процес можна уявити як віртуальну фільтрацію багатоканального часового сигналу. Номер каналу співпадає з номером датчика у вертикальній решітці. Матричне перетворення (3.1) відповідає фільтрації сигналів віртуальною системою з нескінченною смугою пропускання, яка не спотворює сигнали. Як

було показано, такі перетворення можуть бути як лінійними, так і нелінійними. Нелінійні функції перетворення системи легко розраховуються в Matlab при поліноміальній апроксимації або нелінійній регресії.

Реальні системи прийому та оброблення сигналів є інерційними і мають скінченну смугу пропускання. Якщо вони є лінійними, то перетворення сигналів описується рівнянням згортки. Нелінійні спотворення сигналів системою з нескінченною смугою пропускання можуть бути близькими до спотворень сигналів, обумовлених обмеженою смугою пропускання лінійної інерційної системи. В загальному випадку сигнали спотворюються під впливом як інерційності системи, так і її нелінійної функції перетворення або під дією завад.

В [61] розглядається метод ідентифікації нелінійних інерційних вимірювальних систем на прикладі вимірювального каналу тиску. Для отримання математичної моделі каналу необхідно вимірювати вхідний і вихідний сигнали і використати відому модель Гаммерштейна, яка розділяє канал на два віртуальних блоки. Функція перетворення першого нелінійного неінерційного блоку описується поліномом кінцевого ступеня, а перетворюючі властивості другого лінійного інерційного блоку описуються інтегралом згортки. Це дозволяє записати вихідний сигнал каналу у вигляді поліному з невідомими коефіцієнтами і інтегралу згортки з невідомими параметрами імпульсної характеристики лінійного блоку. Після переходу у функціональний простір з квадратичною метрикою мінімізується відстань між зазначеною теоретичною залежністю і вихідним сигналом. Мінімізація цієї відстані здійснюється методом глобального випадкового пошуку і, як наслідок, визначаються коефіцієнти поліному і параметри імпульсної характеристики інерційної системи, що свідчить про завершення рішення задачі ідентифікації системи.

В загальному випадку універсальною моделлю динамічної системи є модель Вольтерра [62]. Вона може бути використана для аналізу нелінійної інерційної системи, але внаслідок громіздкості та обчислювальних труднощів

не використовується в інженерних дослідженнях. У системах, що мають як нелінійні, так і інерційні властивості, замість моделі Вольтерра використовуються моделі Вінера і Гаммерштейна, в яких штучно розділені функції нелінійності та інерційності [63]. У подібних нелінійних алгоритмів ідентифікації проблема збіжності не завжди добре вирішується, оскільки цільова функція може мати декілька локальних екстремумів. Методи найменших квадратів і розкладання сингулярних значень [64] мають хорошу збіжність, але обернені матриці, що використовуються, в деяких випадках не існують або погано обумовлені. Загалом, процес ідентифікації нелінійних інерційних систем є надзвичайно громіздким і затратним в часі. Ось чому для ідентифікації нелінійних систем, як і для розпізнавання, використовуються добре навчені нейронні мережі. Метод, що викладений в [61], зводиться до наступного.

Позначимо $x(t)$ та $y(t)$ реалізації відповідно випадкового вхідного та вихідного сигналів. В дискретному варіанті для зображень це можуть бути матриці \vec{x}_k та \vec{x}_{k+1} . Проміжний сигнал між двома віртуальними блоками моделі Гаммерштейна (нелінійний неінерційний і лінійний інерційний) будемо позначати як $z(t)$. Проміжний сигнал описується поліноміальною залежністю

$$z(t) = a_0 + a_1 x^1(t) + a_2 x^2(t) + \dots + a_{n-1} x^{n-1}(t). \quad (3.6)$$

де $a_i (i=0, \dots, n-1)$ - невідомі розмірні коефіцієнти, які необхідно визначити.

Вихідний сигнал системи:

$$y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} z(\tau) h(t - \tau) d\tau, \quad (3.7)$$

де $h(t)$ - імпульсна характеристика лінійного інерційного блоку моделі Гаммерштейна. Для каналу в [61] вона представлена експоненціальною функцією

$$h(t) = \frac{A}{\tau_0} e^{-\frac{t}{\tau_0}}, \quad (3.8)$$

де τ_0 - постійна часу каналу;

A - коефіцієнт амплітуди.

Для застосування цього методу для опису зображень потрібні додаткові дослідження імпульсної характеристики системи. Апріорна інформація про динамічну систему міститься в коефіцієнтах a_0 , a_1 та A , τ_0 .

Для визначення цих коефіцієнтів вихідний сигнал (3.3) записується з урахуванням ряду (3.1), наприклад

$$\begin{aligned} y(t) = & a_0 \int_{-\infty}^{+\infty} h(t-\tau) d\tau + a_1 \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t-\tau) d\tau \\ & + a_2 \int_{-\infty}^{+\infty} x^2(t)h(t-\tau) d\tau + \dots + \\ & + a_{n-1} \int_{-\infty}^{+\infty} x^{n-1}(t)h(t-\tau) d\tau. \end{aligned} \quad (3.9)$$

Теоретичний сигнал формули (3.9) повинен збігатися з експериментальним $y_{exp}(t)$ і тоді функціонал, що характеризує відстань між сигналами $y(t)$ та $y_{exp}(t)$ має вигляд

$$J(a_0, a_1, \dots, a_{n-1}, A, \tau_0) = \int_{-\infty}^{\infty} [y(t) - y_{exp}(t)]^2 dt. \quad (3.10)$$

Його мінімізація методом випадкового пошуку глобального мінімуму дозволяє отримати модель нелінійної інерційної системи та оцінити ступінь її не лінійності та інерційності. Наявність локальних мінімумів функціоналу може привести до отримання хибних параметрів моделі і до втрати збіжності. Для зменшення ймовірності отримання подібних результатів повинні використовуватись апріорні дані. Метод не потребує лінеаризації, оскільки він використовує окремий лінійний блок для інерційної частини віртуальної

системи. Інші методи моделювання нелінійних систем передбачають лінеаризацію функції перетворення біля робочої точки, тобто не є працездатними в широкому діапазоні вхідних сигналів. В останні десятиріччя, як зазначалось у вступі, з'явилися методи, що здійснюють глобальну лінеаризацію динамічних систем. Вони ґрунтуються на методах власної ортогональної декомпозиції зображень місцевості.

3.4 Висновки по третьому розділу

У розділі виявлення об'єкта, було запропоновано вивести зображення у вигляді таблиці даних. Після чого таблиця була розділена на стовпці, які набули вигляду неквадратних матриць, які можна використовувати для вилучення динамічної інформації на основі послідовності моментальних знімків, як це зроблено, наприклад, в [59] для гідравлічних потоків. Розглядаючи залежність кількості розділених стовпців зображення від похибки апроксимації, були отримані графіки (рисунку 3.4) з яких випливає, що найбільші похибки апроксимації спостережувані при малій кількості стовпців матриці. Якщо значення похибок апроксимації перевищать наперед вибраний поріг, то це можна трактувати як втрату лінійності перетворення одного стовпця в сусідній. Цей поріг потрібно виявити. Після розміщення об'єкту на довільному фоні (рисунку 3.5) ми отримали стрибкоподібне змінювання похибок апроксимації (рисунок 3.6), це може бути ознакою для виявлення орієнтиру і визначення його положення на матриці.

В подальшому для розрахунку каналу (стовпця) була використана модель Гаммерштейна, яка розділяє канал на два віртуальних блоки, на нелінійний неінерційний блок, і на лінійний інерційний блок. Використавши метод, що викладений в [61], було вирішено використовувати нейроні мережі, так як вони добре підходять для ідентифікації нелінійних систем. Но для застосування цього методу для опису зображень потрібні додаткові дослідження імпульсної характеристики системи.

4 МОДЕЛЬ КОЛЬОРОВОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ВЛАСНОЇ ОРТОГОНАЛЬНОЇ ДЕКОМПОЗИЦІЇ

4.1 Модель кольоровості зображення на основі власної ортогональної декомпозиції

Найбільш відомими серед методів модельної декомпозиції є методи, що створюють множину ортогональних мод для найкращого відновлення множини кольорів R, G, B . До таких методів можна віднести, наприклад, метод головних компонент, Карунена-Лоева. Побудуємо модель зображень місцевості з допомогою методу модальної декомпозиції.

Постановка задачі:

Уявимо собі віртуальну систему, що складається з m оптичних датчиків. Кожний датчик отримує оптичну інформацію R, G, B про навколишнє середовище в дуже вузькому кутовому секторі i , в сутності, на практиці є пікселем. Пікселі розміщені вздовж вертикальної координати, а їх кількість дорівнює m . Нехай решітка з m пікселів сканує простір вздовж горизонтальної координати і через дискретний час Δt фіксуються наступні значення R, G, B . Сканування закінчується, коли ця решітка зробила N вимірювань за час $N\Delta t$. В сутності, віртуальна решітка уявних оптичних датчиків побудувала матрицю реального зображення, що має m рядків та N стовпців. Тут вертикальна координата зображає простір, а горизонтальна - час. В реальності, зрозуміло, що обидві координати є просторовими. Такий підхід дає можливість подати просторово-часовий розподіл кожного з компонентів R, G, B де $M \rightarrow \infty$, у вигляді формули (4.1)

$$z(t, x) \approx \sum_{k=1}^M a_k(t) \times \phi_k(x). \quad (4.1)$$

Якщо область x обмежена інтервалом по вертикальній координаті, то функції $\phi_k(x)$ є ортогональними базисними функціями, наприклад,

гармонічними функціями або поліномами Лежандра, Ерміта. Їх скалярний добуток дорівнює нулю.

Часові функції визначаються зі співвідношення

$$a_k(t) = \int_x z(x,t) \times \phi_k(x) dx. \quad (4.2)$$

як проекції функції $z(x,t)$ на ортогональні функції $\phi_k(x)$ у функціональному просторі. Якісно вибрані ортогональні функції дають можливість добре апроксимувати просторово-часовий розподіл R, G, B , тобто $z(x,t)$. Формула (4.1) називається власною ортогональною декомпозицією або POD (Proper Orthogonal Decomposition). При обробленні зображень використовуються дискретні значення кольоровості пікселів і тому важливо перейти від неперервної форми запису формули (4.1) до дискретної на основі матричної теорії.

Побудуємо матрицю \mathbf{Z} розмірністю $N \times m$. Кожний елемент цієї матриці Z_{ij} описує значення R, G, B в j -й точці ($j=1 \dots m$) в i -тий момент часу ($i=1 \dots N$). В сутності, матриця \mathbf{Z} являє собою один з компонентів R, G, B зображення навколишнього середовища, що повернуте відносно звичайного на 90° . Проведемо сингулярну декомпозицію (singular value decomposition) значень матриці \mathbf{Z}

$$\mathbf{Z} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T, \quad (4.3)$$

де \mathbf{U} є ортогональною матрицею розмірністю $N \times N$, ортогональна матриця \mathbf{V} має розмірність $m \times m$, а матриця $\mathbf{\Sigma}$ розмірністю $N \times m$ має всі нульові елементи, окрім діагональних. В пакеті Matlab ця операція здійснюється за допомогою оператора singular value decomposition (svd). Діагональні елементи Σ_{ji} складаються з r які відповідають $\min(N, m)$ невід'ємних чисел σ_i , які завжди організовані в спадаючому порядку $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$ і називаються сингулярними для матриць \mathbf{Z} та транспонованої матриці \mathbf{Z}^T . Ранг матриці \mathbf{Z}

дорівнює числу ненульових сингулярних значень σ_i . В присутності шуму число сингулярних значень, як правило, збільшується. Індекс k в k -ому сингулярному значенні є номером сингулярного значення.

В формулі (4.3) покладемо $\mathbf{U}\Sigma=\mathbf{Q}$. Матриця \mathbf{Q} , як і сама матриця \mathbf{Z} , має розмірність $N \times m$ і тоді $\mathbf{Z}=\mathbf{Q}\mathbf{V}^T$. Кожний елемент цієї матриці

$$z_{ij} = q_{i1} \times v_{j1} + q_{i2} \times v_{j2} \dots + q_{im} \times v_{jm} = \sum_{k=1}^m q_{ik} \times v_{jk}. \quad (4.4)$$

Рівняння (4.4) є дискретною формою рівняння (4.1), де неперервна функція $z(x,t)$ є аналогом матриці \mathbf{Z} . Неперервні функції $a_k(t)$ та $\phi_k(x)$ представлені відповідно матрицею-рядком (q_{ik}) та матрицею-стовпцем (v_{jk}) . Стовпці матриці \mathbf{V} створюють оптимальний ортогональний базис для експериментальних даних і є власними ортогональними модами для вибраного зображення. При умові, що $\mathbf{V}^{-1}=\mathbf{V}^T$, матриця \mathbf{V} є матрицею власних векторів симетричної матриці $\mathbf{Z}^{-1}=\mathbf{Z}^T$ розмірності $m \times m$, а при $\mathbf{U}^{-1}=\mathbf{U}^T$, матриця \mathbf{U} є матрицею власних векторів симетричної матриці $\mathbf{Z}^{-1}=\mathbf{Z}^T$ розмірністю $N \times N$. Матриця \mathbf{Z} розмірністю $N \times m$ є лінійним оператором, що відображає вектори з m -розмірного простору в N -розмірний простір. Матриці \mathbf{U} та \mathbf{V} можуть бути знайдені шляхом розрахунку з використанням оператора (svd) безпосередньо з використанням математичного пакету Matlab.

Неперервна форма представлення розподілу кольоровості (4.1) передбачає множення наперед визначених ортогональних функцій $\phi_k(x)$ на часові коефіцієнти $a_k(t)$, які для задачі, що розглядається, є коефіцієнтами, що пов'язані з горизонтальною координатою зображення. В дискретній формі формули (4.4) кольоровість кожного пікселю визначається через добутки елементів матриці \mathbf{Q} на елементи матриці \mathbf{V} . Останні створюють ортогональний базис для вибраного зображення. Для іншого зображення вони будуть змінюватись на відміну від (3.1), де ортогональні функції фіксовані.

Оскільки матриця \mathbf{Z} є відомою з формули (4.3), то і її елементи z_{ij} також є відомими. Їх також можна визначити з формули (4.4). Необхідно порівняти складові формули (4.4) для різних рядків матриці \mathbf{Q} і стовпців матриці \mathbf{V} . Якщо не буде домінуючих елементів, то модель (4.4) буде корисною, а якщо такі елементи будуть, то треба вяснити для яких частин зображення вони з'являються, чи зв'язано це з орієнтирами.

Дуже добре треба вивчити матриці \mathbf{V} та \mathbf{Q} , їх кореляційні властивості. Наприклад, велика кореляція по вертикальній координаті для вузького діапазону координат по горизонталі свідчить про наявність одноманітного зосередженого у вертикальній площині об'єкту, яким може бути орієнтир.

4.2 Модель кольоровості зображення на основі методу декомпозиції динамічних мод

Використання матриці $\mathbf{A}(k)$ пов'язане з нелінійними перетвореннями, що при великих розмірах цієї матриці приводить до значних витрат часу при обробленні даних. Для спрощення моделі (4.1) при неоднорідному фоні на зображенні застосуємо метод DMD, що включає алгоритм Арнольді [59]. Цей метод стосовно розпізнавання наземних об'єктів з допомогою лінійного оператора \mathbf{A} відображає поле векторів \vec{v} як аналогів \vec{x}_k в послідовність полів $\mathbf{A}\vec{v}$ з інтервалом часу Δt . Поле воно є внаслідок розподілу кольору по вертикальній координаті. Оскільки цей розподіл знімається дискретно з інтервалом часу Δt , то в результаті маємо просторово-часове або потокове поле кольоровості пікселів. На основі послідовності векторів \vec{v} методом ортогоналізації Грама-Шмідта створюється ортонормований базис V , в якому динаміка системи описується матрицею Гессенберга пониженої розмірності.

$$\mathbf{H} = \mathbf{V}^H \mathbf{A} \mathbf{V}. \quad (4.5)$$

Ця матриця має близькі з \mathbf{A} власні значення ω .

Згідно з алгоритмом Арнольді дія матриці \mathbf{A} на множину векторів стовпців \mathbf{V} ортонормованого базису представлена формулою (4.6):

$$\mathbf{AV} = \mathbf{VH} + \vec{r}\vec{e}_n^T. \quad (4.6)$$

де \vec{r} є залишковим вектором і

\vec{e}_n - n -ий одиничний вектор.

Мінімізація залишкового вектору \vec{r} здійснюється після заміни матриці \mathbf{H} оптимізованою в середньоквадратичному сенсі матрицею.

$$\mathbf{S} = \arg \min \|\mathbf{V}_2^n - \mathbf{V}_1^{n-1} \times \mathbf{S}\|. \quad (4.7)$$

Формула (4.7) може бути розв'язана з використанням QR -декомпозиції \mathbf{V}_1^{n-1} , тобто представлення матриці у вигляді добутку унітарної \mathbf{Q} та правої трикутної матриці \mathbf{R} . В Matlab для цього використовується оператор `qr`. Після визначення матриці \mathbf{S} розраховують її власні значення і власні вектори, що приводить до отримання динамічних мод послідовності знімків разом з їх часовою поведінкою. Власні вектори матриці \mathbf{S} містять коефіцієнти динамічної моди, яка виражена в моментальних знімках базису \mathbf{V}_1^{n-1} . Власні значення матриці \mathbf{S} представляють відображення між послідовностями моментальних знімків. Якщо модулі власних значень не перевищують одиниці, процес перетворення знімків є стабільним і, можливо, це характерно для монотонного фону. Появлення об'єктів на місцевості, що істотно відрізняються за формою, мабуть, будуть причиною того, що модуль власних значень матриці \mathbf{S} перевищить одиницю.

Задана послідовність n моментальних знімків через інтервал часу Δt формує дві матриці даних \mathbf{V}_1^{n-1} і \mathbf{V}_2^n , що містять перші $n-1$ моментальних знімків і точно така послідовність, що зміщена на Δt відповідно. QR -декомпозиція першої послідовності використовується для розв'язання першої задачі (4.7). Кінцевий крок полягає у обчисленні власних значень і власних

векторів матриці S , трансформуючи власні значення від часового формату до більш загального формату, що використовується в теорії стабільності і відновлюючи динамічні моди з зваженого базису моментальних знімків власних векторів S . Аналіз послідовності даних, що генерується нелінійною динамічною системою, шляхом лінійного відображення від одного моментального знімка до іншого пов'язаний з аналізом Купмана [65].

4.3 Глобальна лінеаризація моделей кольоровості

Моделювання динамічних систем, які отримують з високо розмірних даних є перспективним напрямком в інженерній науці, зокрема, в обробці відео зображень. Метод переходу до такої динамічної системи на основі власної ортогональної декомпозиції розглянуто вище. Потужним наближенням є декомпозиція динамічних мод (DMD), що зводиться до декомпозиції складних потоків на просторово-часові структури. Ці структури в багатьох випадках можуть використовуватись для виявлення і розпізнавання орієнтирів. У статті [65] показано, що метод DMD може бути придатним і для нелінійних динамічних систем при застосуванні оператора Купмана. Математичні і фізичні основи прикладного значення оператора Купмана викладені у журналі [66].

Метод DMD ґрунтується на збиранні даних \vec{x}_k , що є моментальними знімками (snapshots) процесів. Як показано вище, матричні зображення були перетворені у просторово-часовий процес, що формується віртуальною динамічною системою в моменти часу t_k , де $k=1, 2, \dots, m_k$. Сусідні зображення \vec{x}_k та \vec{x}_{k+1} зв'язані матричним співвідношенням (4.1), причому матриця A вибирається з умови мінімізації $\|\vec{x}_{k+1} - A\vec{x}_k\|$ при кількості моментальних знімків $k=1, 2, \dots, m-1$. Метод є зручним для оброблення зображень, оскільки не потребує ніяких припущень про систему.

Кількість станів $\vec{x}_k = \vec{x}(k\Delta t)$, як правило, є великою. Відображення F потоку в дискретному часі описується як

$$\vec{x}_{k+1} = F(\vec{x}_k). \quad (4.8)$$

Вплив різних оптичних завад приводить до того, що замість пікселя з кольоровістю \vec{x}_k отримується піксель з кольоровістю

$$\vec{y}_k = g(\vec{x}_k). \quad (4.9)$$

де g є деякою функцією, в загальному випадку нелінійною.

В цьому розділі вважаємо, що реєстрація кольоровості відбувається в ідеальних умовах і тому $\vec{y}_k = \vec{x}_k$.

Процедура DMD локально апроксимує лінійну динамічну систему

$$\frac{d\vec{x}}{dt} = \alpha\vec{x}. \quad (4.10)$$

Початковими умовами для диференціального рівняння (4.10) є $\vec{x}(0)$, а його рішення [67] добре відоме:

$$\vec{x}(t) = \sum_{k=1}^n \phi_k \exp(\omega_k t) b_k = \mathbf{\Phi} \exp(\mathbf{\Omega} t) \mathbf{b}. \quad (4.11)$$

де ϕ_k і ω_k є власними векторами і власними значеннями матриці α , яка виражає неперервну динаміку з (4.10). Коефіцієнти b_k є координатами $\vec{x}(0)$ в базисі власних векторів.

Для дискретного часу

$$\vec{x}_{k+1} = \mathbf{A} \vec{x}_k. \quad (4.12)$$

де

$$\mathbf{A} = \exp(a\Delta t). \quad (4.13)$$

Рішення системи є:

$$\vec{x}_k = \sum_{j=1}^r \phi_j \lambda_j^k b_j = \mathbf{\Phi} \mathbf{\Lambda}^k \mathbf{b}. \quad (4.14)$$

Тут ϕ_k є власними векторами, а λ_k та \mathbf{b} - відповідно власними значеннями дискретного в часі відображення \mathbf{A} та коефіцієнтами початкових умов вектора \vec{x}_1 в базисі власних векторів, де $\vec{x}_1 = \mathbf{\Phi} \mathbf{b}$.

Локальна лінійна апроксимація (4.12), як і в третьому підрозділі, записується через зміщені матриці зображень

$$\mathbf{X}' = \mathbf{A} \mathbf{X}. \quad (4.15)$$

а найкраще наближення матриці по мінімуму норми Фробеніуса визначається співвідношенням

$$\mathbf{A} = \mathbf{X}' \mathbf{X}^\dagger. \quad (4.16)$$

де знак “ \dagger ” є інверсією Мура-Пенроуза.

Оскільки матриця \mathbf{A} має, як правило, велику розмірність, то лінійні перетворення є громіздкими і складні для обчислень. Для послаблення цієї проблеми в [66] описаний алгоритм переходу до матриці $\check{\mathbf{A}}$ пониженої розмірності, щоб обчислити провідні ненульові власні значення і власні вектори повнорозмірного оператора \mathbf{A} .

В методі DMD відбувається просторово-часова декомпозиція даних в множину динамічних мод, які отримують з моментальних знімків з використанням алгоритму Арнольді. Число збережених просторових точок становить n , а кількість моментальних знімків (snapshots) - m . Метод DMD є

придатним для лінійних систем скінченної розмірності. Оператор Купмана \mathcal{K} дозволяє здійснювати глобальну лінеаризацію нелінійної системи шляхом переходу у простір нескінченної розмірності. Моді лінійного оператора Купмана нескінченної розмірності апроксимуються на основі методу DMD. Обмеження на практиці розмірності цього оператора приводить до похибок апроксимації. Дія оператора \mathcal{K} на нелінійну у загальному випадку функцію g описується залежністю

$$\mathcal{K}g(\bar{x}_k) = g(F(\bar{x}_k)) = g(\bar{x}_{k+1}). \quad (4.17)$$

Основні пункти алгоритму [57] переходу від матриці \mathbf{A} до матриці $\check{\mathbf{A}}$ пониженої розмірності такі:

1. проведення декомпозиції сингулярних значень (SVD) матриці \mathbf{X}

$$\mathbf{X} \approx \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^*. \quad (4.18)$$

де * означає комплексно спряжене транспонування.

Ліві $\mathbf{U} \in \mathbf{X}^{n \times r}$ та праві $\mathbf{V} \in \mathbf{X}^{n \times r}$ сингулярні вектори описані вище. Діагональна матриця $\mathbf{\Sigma} \in \mathbf{X}^{n \times r}$ є квадратною з рангом r зменшеної розмірності.

2. визначення матриці \mathbf{A} на основі і псевдоінверсії \mathbf{X} :

$$\mathbf{A} = \mathbf{X}^{\dagger} \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{U}. \quad (4.19)$$

3. проєкція повної матриці \mathbf{A} на POD моди

$$\check{\mathbf{A}} = \mathbf{U}^* \mathbf{A} \mathbf{U} = \mathbf{U}^* \mathbf{X}^{\dagger} \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^{-1}. \quad (4.20)$$

де за допомогою матриці $\check{\mathbf{A}}$ визначається низько розмірна лінійна модель системи перетворення зображень:

$$\vec{x}_{k+1} = \check{\mathbf{A}} \check{\vec{x}}_k. \quad (4.21)$$

Для огляду реальних високо розмірних зображень можливе відновлення попереднього стану $\vec{x}_k = \mathbf{U} \check{\vec{x}}_k$.

4. розрахунок власної декомпозиції матриці $\check{\mathbf{A}}$:

$$\check{\mathbf{A}} \mathbf{W} = \mathbf{W} \mathbf{\Lambda}. \quad (4.22)$$

де стовпці матриці \mathbf{W} є власними векторами матриці $\check{\mathbf{A}}$, а $\mathbf{\Lambda}$ є діагональною матрицею з власними значеннями λ_k .

5. визначення власних векторів ϕ_k матриці \mathbf{A} або точних DMD мод як стовпців неквадратної матриці $\mathbf{\Phi}$:

$$\mathbf{\Phi} = \mathbf{X} \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{W}. \quad (4.23)$$

З урахуванням формули $\omega_k = \ln \frac{\lambda_k}{\Delta t}$ апроксимоване рішення має вигляд:

$$\vec{x}(t) \approx \sum_{k=1}^r \phi_k \exp(\omega_k t) b_k = \mathbf{\Phi} \exp(\mathbf{\Omega} t) \mathbf{b}. \quad (4.24)$$

де b_k є початковою амплітудою кожної моди,

$\mathbf{\Omega} = \text{diag}(\omega)$ є діагональною матрицею з власними значеннями ω_k на діагоналі.

Формула (4.13) описує найкращу апроксимацію вибраних зображень в середньоквадратичному сенсі, що описуються співвідношенням $\vec{x}_{k+1} = \mathbf{A} \vec{x}_k$. Початкові значення вектора \vec{b} визначаються з використанням псевдоінверсії за формулою

$$\vec{b} = \mathbf{\Phi}^+ \vec{x}_1. \quad (4.25)$$

За визначенням [66], оператор Купмана є нескінченним лінійним оператором, що діє на гільбертовий простір \mathcal{H} всіх скалярних вимірних функцій g . Оператор Купмана \mathcal{K}_t може бути визначеним для дискретних в часі динамічних систем, що описуються співвідношенням.

$$\vec{x}_{k+1} = F_1(\vec{x}_k). \quad (4.26)$$

Цей оператор формує нову ДС на спостережувані функції g :

$$\mathcal{K}_t g(\vec{x}_k) = g(F_t(\vec{x}_k)) = g(\vec{x}_{k+1}). \quad (4.27)$$

Рішення (4.16) отримують на основі спектральної декомпозиції оператора Купмана з визначенням його власних функцій $\varphi_k(\vec{x})$ та власних значень λ_k :

$$\mathcal{K}\varphi_k = \lambda_k \varphi_k. \quad (4.28)$$

Вектор спостережувані функцій g може бути записаний через складові власних функцій Купмана

$$g(\vec{x}) = \begin{bmatrix} g_1(\vec{x}) \\ g_2(\vec{x}) \\ \dots \\ g_p(\vec{x}) \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^{\infty} \varphi_k(\vec{x}) \vec{v}_k \quad (4.29)$$

де $\vec{v}_k \in \mathcal{K}$ -та мода, що зв'язана з \mathcal{K} -тою власною функцією Купмана φ_k .

Всі власні функції є ортонормальними і формула (4.29) може бути записано як:

$$g(\vec{x}) = \sum_{k=1}^{\infty} \varphi_k(\vec{x}) \begin{bmatrix} \langle \varphi_k, g_1 \rangle \\ \langle \varphi_k, g_2 \rangle \\ \dots \\ \langle \varphi_k, g_p \rangle \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^{\infty} \varphi_k(\vec{x}) \vec{v}_k \quad (4.30)$$

Метод DMD використовується для апроксимації власних значень λ_k і мод \vec{v}_k .

Нелінійна ДС скінченної розмірності, що визначена в (4.26), і лінійна нескінченно розмірна система, яка описується оператором \mathcal{K} в (4.27), є дві еквівалентні репрезентації одного і того ж зображення. При цьому [66]

$$\mathcal{K} g(\vec{x}) = \mathcal{K} \sum_{k=1}^{\infty} \varphi_k(\vec{x}) \vec{v}_k = \sum_{k=1}^{\infty} \mathcal{K} \varphi_k(\vec{x}) \vec{v}_k = \sum_{k=1}^{\infty} \lambda_k \varphi_k(\vec{x}) \vec{v}_k \quad (4.31)$$

Отже, нелінійне перетворення зображень може замінюватись нескінченною сумою добутків власних значень, власних функцій та мод Купмана і нелінійна динамічна система перетворюється в лінійну. Власні значення і моди Купмана визначають безпосередньо з матриць зображення, використовуючи алгоритм DMD.

Власні значення Купмана є DMD власними значеннями матриці

$$\mathbf{A}_x = \mathbf{X}' \mathbf{X}^\dagger. \quad (4.32)$$

де знак (\dagger) означає псевдоінверсію Мура-Пенроуза.

Позначимо вектор-стовпець спостережуваних функцій як $\vec{g} = [g_1, g_2, \dots, g_p]^T$. Побудуємо матриці даних \mathbf{Y} і \mathbf{Y}' з умови $\vec{y}_k = g(\vec{x}_k)$. Стівці \mathbf{Y}' дані через час Δt і зображають вихідний вектор через спостерігачі, $\vec{y}'_k = g(f(\vec{x}_k))$. Матриця $\mathbf{A}_Y = \mathbf{Y}' \mathbf{Y}^\dagger$ дає необхідну апроксимацію Купмана. Матриці \mathbf{Y} і \mathbf{Y}' обчислюють DMD на просторі спостерігаючи замість того, щоб

обчислювати на просторі станів. Введемо наступну теорему: - власні функції Купмана визначаються як лінійна комбінація спостережуваної функції:

$$\varphi_k(\vec{x}) = w_1 g_1(\vec{x}) + w_2 g_2(\vec{x}) + \dots + w_p g_p(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{g}. \quad (4.33)$$

де \vec{w} є лівим власним вектором \mathbf{A}_Y з власним значенням λ_k , так що $\vec{w}^* \mathbf{A}_Y = \lambda_k \vec{w}^*$.

Застосування оператора Купмана супроводжується обмеженнями: формула (3.1) матриці \mathbf{X} і \mathbf{X}' характеризують кольоровість зображення, але нелінійна залежність $f(x_k)$ є невідомою, хоча, як показано в підрозділі 3, її можна визначити; формула (3.3) розрахунок нескінченної суми є неможливим і тому нескінченну суму з формули (4.29) треба замінювати скінченною; і у формулі (3.5) існують жорсткі вимоги щодо вибору спостережуваних функцій $g(\vec{x})$, щоб якісно апроксимувати з допомогою оператора Купмана нелінійну динаміку $f(x_k)$. Скінченна розмірність оператора впливає з обмежень при збиранні даних кольоровості. Метод є ефективним при вдало вибраному наборі спостережуваних функцій та наявності експертних знань системи перетворення кольоровості.

Алгоритм застосування оператора Купмана передбачає виконання наступних етапів.

1.- отримання матриць зображення \mathbf{X} та \mathbf{X}' , а з них далі матриць спостерігаєм функцій \mathbf{Y} і \mathbf{Y}' , де кожна спостерігаєма функція g зв'язана з елементами матриці \mathbf{X} виразом $\vec{y}_k = g(\vec{x}_k)$, де кожний стовпець задається співвідношеннями $\vec{y}_k = g(\vec{x}_k)$ чи $\vec{y}'_k = g(\vec{x}'_k)$.

2.- розрахунок матриці \mathbf{A}_Y на основі алгоритму DMD

$$\mathbf{A}_Y = \mathbf{Y}' \mathbf{Y}^{-1}. \quad (4.34)$$

і власних значень та мод Купмана з урахуванням вибраної множини спостережуваних функцій.

3.- визначення розширених мод Φ_Y на основі DMD, які можуть апроксимувати моди Купмана

$$\Phi_Y = Y \Sigma^{-1} W. \quad (4.35)$$

де W визначається з задачі власного значення $\check{A}_Y W = W \Lambda$ і $Y = U \Sigma V^*$.

4.- оцінювання наступного стану в просторі спостерігачі функцій

$$\vec{y}(t) = \Phi_Y \text{diag}(\exp(\omega t)) \vec{b}. \quad (4.36)$$

де $\vec{b} = \Phi_Y^+ \vec{y}_1$, а ω є множиною власних значень λ_k , що генеруються з матриці Λ , де $\omega_k = \frac{\ln(\lambda_k)}{\Delta t}$.

5.- обернений перехід від спостережуваних назад в стан-час:

$$\vec{y}_k = g(\vec{x}_k), \rightarrow \vec{x}_k = g^{-1}(\vec{y}_k). \quad (4.37)$$

Алгоритм DMD є близьким до алгоритму визначення оператора Купмана скінченної розмірності. Вибір прийнятних спостерігачів функцій є важливим для цього алгоритму і забезпечує хорошу апроксимацію наступного зображення.

4.4 Висновки по четвертому розділу

Моделювання динамічних систем, які отримують з високо розмірних даних є перспективним напрямком в інженерній науці, зокрема, в обробці відео зображень. Метод переходу до такої динамічної системи на основі власної ортогональної декомпозиції розглянуто у розділі 4.2. Потужним наближенням є DMD, що зводиться до декомпозиції складних потоків на просторово-часові структури. Ці структури в багатьох випадках можуть використовуватись для виявлення і розпізнавання орієнтирів.

В методі DMD відбувається просторово-часова декомпозиція даних в множини динамічних мод, які отримують з моментальних знімків з використанням алгоритму Арнольді. Моді лінійного оператора Купмана нескінченної розмірності апроксимуються на основі методу DMD. Обмеження на практиці розмірності цього оператора приводить до похибок апроксимації. Алгоритм DMD є близьким до алгоритму визначення оператора Купмана скінченної розмірності. Вибір прийнятних спостережуваних функцій є важливим для цього алгоритму і забезпечує хорошу апроксимацію наступного зображення.

5 ОХОРОНА ПРАЦІ ПІД ЧАС ЕКСПЛУАТАЦІЇ ЕЛЕКТРОННО- ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ МАШИН

Сучасний розвиток електронно обчислювальних машин (ЕОМ) передбачає постійну автоматизацію виробничих і побутових процесів. Сьогодні важко уявити компанію, виробництво і тощо, господарська діяльність якої небула б пов'язана із комп'ютерною технікою. Через масовий характер робіт, що виконуються працівниками за допомогою комп'ютера, з фізіологічних факторів на перше місце виходить м'язово-кістковий дискомфорт, на головним вважається зоровий дискомфорт. Це вимагає більше уваги до зорового навантаження, що призводить до створення норм організації робочого місця, робітничого середовища і трудової діяльності.

Крім того, на оператора ЕОМ діє низка інших негативних факторів. Це вимагає від спеціаліста знань про негативні фактори на робочому місці, і способи зменшення цих факторів на організм. Достатньо неприємним наслідком після довгої роботи за комп'ютером - це зменшення працездатності і уваги, не враховуючи фізичні фактори. Постановою [68] передбачено що безперервна тривалість роботи не може перевищувати 4 години, після чого оператор ЕОМ повинен відпочити протягом (10 - 15) хвилин (не враховуючи обідньої перерви), бажано фізично. Це додатково означає, що оператор повинен дотримуватись норм промислової санітарії, правил електробезпеки та пожежної безпеки.

Законодавством України чітко врегульовано норми та вимоги до використання комп'ютерної техніки на підприємствах, безпосередньо й охорона праці при роботі з комп'ютером [69].

5.1 Виробнича санітарія

На робочих місцях велике значення має мікроклімат (вологість, температура повітря, швидкість руху повітря, теплове випромінювання) і

забрудненість повітря. Однією із складових, яка зараз не зовсім актуальна, але іноді зустрічається, це тип монітору. Неактуальна тому що раніше використовували монітори з електро-проміневою трубкою, які були достатньо шкідливими, неможна сказати що сучасні монітори не шкідливі, але відносно ЕПТ вони безумовно кращі. Тому при роботі з комп'ютером доцільно використовувати сучасні монітор з діагоналлю не менш «17» дюймів. Наприклад на рідких кристалах. В цих моніторах використана інша технологія побудови зображення, тому просто не потрібно встановлювати швидкість поновлення екрану. Вона постійна. Також велика чіткість зображення на рідкокристалічних моніторах з меншою інтенсивністю впливає на подразнення очей і загальну стомлюваність оператора.

Головними значеннями розташування робочого столу і елементів керування ЕОМ відносно оператору це: простір для ніг, висотою не менше 600 мм, шириною не менше 500 мм, глибиною на рівні колін не менше 450 мм. Підлокітники із довжиною не менше 250 мм, шириною не менше 50 мм. Екран і клавіатура ЕОМ повинні бути розташовані на відстані від очей операторі не менше 600 мм. При довгому сидінні спина та поясниця сприймають постійну напруженість., це може привести до сутулості, сколіозу, остеопорозу і т.д. тому доцільно на перервах розминати м'язи та суглоби.

Параметри мікроклімату відповідно до [70] та ГОСТ 12.1.005 повинні мати такі головні параметри:

- відносна вологість повітря від 55 % до 56 %;
- температура навколишнього середовища в межах від 18 °С до 22 °С;
- швидкість повітря від 0,1 м/с до 0,2 м/с.

Також у приміщенні повинно бути природне освітлення, но для зменшення відблисків на моніторі, вікна повинні мати розмір не більше 25 % від розміру стіни, і мати сонцезахисні пристрої (наприклад поворотні жалюзі).

Звуковий тиск у приміщенні не повинен перевищувати 40 дБА, який забезпечує відсутність ризику втрати слуху і практично не впливає на працездатність та стан здоров'я.

5.2 Освітлення приміщення

Цілком очевидно, що нестача освітленості або невірний розподіл світлового потоку призводить до зниження загальної продуктивності, перевтомлює органи зору людини, погіршує настрій та може навіть призвести до серйозних травм - з цілком очевидних причин. Кожною державою передбачені власні вимоги до освітлення робочих місць та приміщень, де працює персонал. Для здійснення офіційного нормування існують загальні та галузеві національні стандарти, а також набори розпоряджень обов'язкового та рекомендаційного характеру. Практично на будь-якому підприємстві існує три типи освітлення: природне, штучне та комбіноване.

Природне освітлення (сонячне) на вулиці у ясну погоду може дати приблизно 111 клк, під хмарами 20 клк, у пахмурний день 1,5 клк, на сході або заході може дати 400 лк. Для прикладу свічка видає 1 лк. Зрозуміло що сонячне світло у приміщенні менш активне. Норма освітленості робочих поверхонь у офісних приміщеннях повинно бути не менше 400 лк, тільки у лінгфонних кабінетах освітлення може бути не менше 200 лк.

5.3 Висновок по п'ятому розділу

Існує велика кількість негативних факторів які впливають на оператора електронно обчислювальних машин (ЕОМ). Особливо отримує велике навантаження людське око, додатково при такому малорухомому способі роботи є велика ймовірність заробити професійні хвороби. Для зменшення впливу цих факторів необхідно дотримуватись спеціальних рекомендацій [70], наприклад періодично розминати суглоби.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі застосована теорія, що добре себе зарекомендувала в гідродинаміці. Параметри потоків рідини в трубах і потоки кольоровості пікселів є близькими з математичної точки зору. Обмеження представлених методів, що пов'язані з нелінійністю зв'язку між сусідніми зображеннями, усуваються при застосуванні оператора Купмана, однак в цьому дослідженні відсутній аналіз спостережувані функцій для широкого кола зображень місцевостей. Відсутнє також порівняння запропонованих методів для різних умов виявлення наземних орієнтирів та їх розпізнавання. Не проведено дослідження можливостей розпізнавання роботами можливих орієнтирів різної форми. Все це доцільно провести в майбутніх дослідженнях. Прийнятним результатом стало б отримання моделей зображень для типових місцевостей з орієнтирами і без них. Нарешті, запропонований в дослідженні перехід від аналізу зображень у просторі до аналізу в часовій області дає можливість скористатись добре вивченою марковською теорією лінійної та нелінійної фільтрації для виявлення орієнтирів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Viola P., Jones M.J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. – Kauai, Hawaii, USA, 2001. P. 1-9.
2. Viola P., Jones M.J. Robust real time face detection // International Journal of Computer Vision. - 2004. V. 57. № 2. P. 137-154.
3. Казаков А., БЫСТРЫЙ. АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ ПЕШЕХОДОВ ПО ВИДЕОДАНЫМ. The 22nd International Conference on Computer Graphics and Vision. GraphiCon'2012., 2012 p. С. 144-148.
4. Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Advances in Neural Information Processing Systems, - 2012, 25: 1097 - 1105.
5. Zhenkun Jin, Lei Liu, Dafeng Gong and Lei Li. Target Recognition of Industrial Robots Using Machine Vision in 5G Environment. - BRIEF RESEARCH REPORT article, Frontiers in Neurorobotics, 25 February 2021.
6. S. Margret Anuncia and J. Godwin Joseph. Approaches for Automated Object Recognition and Extraction from Images a Study. Journal of Computing and Information Technology. CIT 17, 2009, № 4, P. 359-370.
7. Bolei Zhou, Agata Lapedriza, Aditya Khosla, Aude Oliva, and Antonio Torralba. Places: A 10 million Image Database for Scene Recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2017
8. Sevil A. Ahmed, Andon V. Topalov, Nikola G. Shakev, Vasil L. Popov. Model-Free Detection and Following of Moving Objects by an Omnidirectional Mobile Robot using 2D Range Data. - IFAC-PapersOnLine, Volume 51, Issue 22, 2018, P. 226-231.
9. Thomas Andzi-Quainoo Tawiah. A review of algorithms for image-based recognition and inference in mobile robotic systems. - International Journal of Advanced Robotic Systems, vol. 17, issue 6, November 2020.

10. Carlos Astua, Ramon Barber, Jonathan Crespo, and Alberto Jardon. Object Detection Techniques Applied on Mobile Robot Semantic Navigation. - Sensors (Basel). 2014 Apr; 14. P. 6734–6757.
11. Michele Antonazzi, Matteo Luperto, Nicola Basilico, N. Alberto Borghese. Enhancing Door Detection for Autonomous Mobile Robots with Environment-Specific Data Collection., 2022, URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.03959> (дата звернення: 10.10.2022)
12. G. Novak; A. Bais; S. Mahlknecht. Simple stereo vision system for real-time object recognition for an autonomous mobile robot. Second IEEE International Conference on Computational Cybernetics, 2004.
13. T. Fukuda, S. Ito, F. Arai, Y. Yokoyama, Y. Abe, K. Tanaka, Y. Tanaka. Navigation system based on ceiling landmark recognition for autonomous mobile robot-landmark detection based on fuzzy template matching (FTM). - Proceedings 1995 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Human Robot Interaction and Cooperative Robots, 1995.
14. Arati Gopalakrishnan, Sheldon Greene, Ali Sekmen. Vision-based Mobile Robot Learning and Navigation. - IEEE International Workshop on Robots and Human Interactive Communication, 2005.
15. J.R. Ruiz-Sarmiento, Martin Günther, Cipriano Galindo, Javier González-Jiménez, Joachim Hertzberg. Online context-based object recognition for mobile robots. - IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC), DOI, 2017.
16. Jiang Yu Zhengt, Matthew Barth and Saburo Tsuji. Autonomous Landmark Selection for Route Recognition by A Mobile Robot. Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation Sacramento, California - April 1991.
17. Hatem Nasr and Bir Bhanu. LANDMARK RECOGNITION FOR AUTONOMOUS MOBILE ROBOTS. Conference: Robotics and Automation, 1988. Proceedings. IEEE International Conference on Robotics and Automation.

18. Xu Zhong, Yu Zhou, Hanyu Liu. Design and recognition of artificial landmarks for reliable indoor self-localization of mobile robots. - International Journal of Advanced Robotic Systems, 2017.
19. Mohammed Elmogy and Jianwei Zhang. Robust Real-time Landmark Recognition for Humanoid Robot Navigation. Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics Bangkok. - Thailand, 21-26 February, 2009.
20. J.B. Hayet, F. Lerasle, M. Devy. A visual landmark framework for mobile robot navigation. - Image and Vision Computing, 25, 2007, P. 1341–1351.
21. Nils Bore, Rares Ambrus, Patric Jensfelt, and John Folkesson. Efficient Retrieval of Arbitrary Objects from Long-term Robot Observations. - Robotics and Autonomous Systems Journal, Volume 91, May 2017, Pages 139 - 150.
22. Qazwan Abdullah, Nor Shahida Mohd Shah, Mahathir Mohamad, Muaammar Hadi Kuzman Ali, Nabil Farah, Adeb Salh, Maged Aboali, Mahmud Abd Hakim Mohamad, Abdu Saif. Real-time Autonomous Robot for Object Tracking using Vision System. - Distributed, Parallel, and Cluster Computing (cs.DC); Robotics (cs.RO), 2021.
23. Sevil A. Ahmed, Andon V. Topalov, Nikola G. Shakev, Vasil L. Popov. Model-Free Detection and Following of Moving Objects by an Omnidirectional Mobile Robot using 2D Range Data. - IFAC-PapersOnLine, Volume 51, Issue 22, 2018, P. 226 - 231.
24. Christopher McGreavy, Lars Kunze and Nick Hawes. Next Best View Planning for Object Recognition in Mobile Robotics. - Conference: PlanSIG 2016 Workshop.
25. Gengyu Ge, Yi Zhang , Wei Wang , Qin Jiang, Lihe Hu and Yang Wang Text-MCL: Autonomous Mobile Robot Localization in Similar Environment Using Text-Level Semantic Information. – Machines, 2022, 10(3), P. 169; URL: <https://doi.org/10.3390/machines10030169>. (дата звернення: 29.10.2022).

26. Ester Martinez-Martin and Angel P. del Pobil. Object Detection and Recognition for Assistive Robots. - *Robotics & Automation Magazine*, Vol. X, No. X, September 2016.
27. Önder Alparslan, Ömer Çetin. Comparison of Object Detection and Classification Methods for Mobile Robots. - 30.06.2021, Volume 25, Issue 3, P. 751 – 765.
URL: <https://doi.org/10.16984/saufenbilder.828841>. (дата звернення: 29.10.2022).
28. Peng Mei, GangYi Ding, QianKun Jin, FuQuan Zhang and YangFan Jiao. Quantum-Based Creative Generation Method for a Dancing Robot. - *Frontiers in Neurorobotics*, Original research published: 01 December, 2020, P. 71-93.
29. Federico Furlán, Elsa Rubio, Humberto Sossa and Víctor Ponce. CNN Based Detectors on Planetary Environments: A Performance Evaluation. - *Frontiers in Neurorobotics*, Original research published: 30 October 2020, P.63-70.
30. Javier de Lope Asiain and Dar Maravall Gomez-Allende. Landmark Recognition for Autonomous Navigation Using Odometric Information and a Network of Perceptrons. - *Conference: Bio-inspired Applications of Connectionism, 6th International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN 2001 Granada, Proceedings, Part II, Spain, 2001, June P. 13-15.*
31. Sivapong Nilwong, Delowar Hossain, Shin-ichiro Kaneko and Genci Capi. Deep Learning-Based Landmark Detection for Mobile Robot Outdoor Localization. - *Machines* 2019, № 7, P. 25.
32. Cristiano Guilherme De Souza Silva and Yuri Souza Padua and Siovani Cintra Felipussi. LoCAR – Low-Cost Autonomous Robot for Object Detection with Voice Command and Mobile Nets. - *Applied Artificial Intelligence. An International Journal*, Volume 34, 2020 - Issue 11.
33. Jakub Czygier, Przemysław Dąbrowski, Robert Grabowy, Maciej Rećko, and Kazimierz Dzierżek. Autonomous Searching Robot with Object Recognition Based on Neural Networks. – *Mechanical Engineering and Robotics Research*, 2020, Volume 9, No. 9, September 2020.

34. Kyu Kyu Thin, Nay Win Zaw. Object Detection System of an Autonomous Mobile Robot by using Artificial Neural Network. - International Journal of Scientific and Research Publications, Volume 9, Issue 3, March 2019.

35. Zhengxue Zhou, Leihui Li, Alexander Fürsterling, Hjalte Joshua Durocher, Jesper Mouridsen Xuping Zhang. Learning-based object detection and localization for a mobile robot manipulator in SME production. - Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, Volume 73, February 2022.

36. Johannes N. Rauer, Wilfried Wöber and Mohamed Aburaia. An Autonomous Mobile Handling Robot Using Object Recognition. – Proceedings of the ARW and OAGM Workshop 2019;

URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.3675257>. (дата звернення 15.10.2022).

37. Seiji Aoyagi, Shota Ushiro, Masahito Fukuda, Tomokazu Takahashi, Masato Suzuki. Recognition and Grasping of Objects by Active Vision using Indoor Autonomous Mobile Robot. - Transactions of the Institute of Systems, Control and Information Engineers, 2022 Volume 35 Issue 2, Pages 19-28.

38. João Cartucho, Rodrigo Ventura and Manuela Veloso. Robust Object Recognition Through Symbiotic Deep Learning In Mobile Robots. - Preprint submitted to 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Received March 1, 2018.

39. Poliarus O. V., Poliakov Ye. O. Detection of Landmarks by Mobile Autonomous Robots Based on Estimating the Color Parameters of the Surrounding Area. In the book: Oleg Sergiyenko, Wendy Flores-Fuentes, Julio Cesar Rodríguez-Quiñonez, (eds.). Examining Optoelectronics in Machine Vision and Applications in Industry 4.0. IGI Global., 2021, P. 224-257.

40. O. Poliarus, Y. Poliakov, A. Lebedynskyi. Detection of landmarks by autonomous mobile robots using camera-based sensors in outdoor environments. IEEE Sensors Journal., 2021. vol. 21, P. 10.

41. Сергієнко О. Ю., Карташов В. М., Колендовська М. М. Навігація мобільних наземних роботів у недетермінованих середовищах., м. Харків, ХНУРЕ. 2020 р. С. 297.

42. Watanabe H., Dettloff W., Yount E. A VLSI Fuzzy Logic Inference Engine for Real-time Process Control // IEEE Journal of Solid State Circuits, 1990. – V.25, N.2. P. 376-382.
43. Карташов В.М. Обробка сигналів у радіоелектронних системах дистанційного моніторингу атмосфери., м. Харіков. ХНУРЕ. 2014 р. С. 312.
44. Haar A. Zur Theorie der orthogonalen Functionsysteme. Mathematische Annalen. Gottingen. 1910. vol. 69. P. 331–371., 1912. vol. 71. P. 33–53.
45. Mohamed Abdellatif. Color-Based Object Tracking and Following for Mobile Service Robots. - International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology, Vol. 2, Issue 11, November 2013, P. 5921-5928.
46. Bobrovsky S. Journal PC Week. 16.04.2004, № 9, P. 52; 23.04.2004. № 10, P.53; 30.04.2004, № 11. P. 45.
47. A review of research on object detection based on deep learning. // Journal of Physics: Conference Series., 2020. №. 1684
48. Nilwong, Sivapong, Delowar Hossain, Shin-ichiro Kaneko, and Genci Capi. "Deep Learning-Based Landmark Detection for Mobile Robot Outdoor Localization". 2019, Journal Machines 7, № 2: P. 25.
49. Weiming Hu, Wei Hu, Maybank S. An AdaBoost-Based Algorithm for Network Intrusion Detection. IEEE Transaction on Systems. MAN i Cybernetics-Part B: Cybernetics . 2008. №2. P.577-583.
50. Shalal N., Low T., McCarthy C., Hancock N. Orchard mapping and mobile robot localisation using on-board camera and laser scanner data fusion – Part A: Tree detection. Computers and Electronics in Agriculture. 2015. Vol. 119. P. 254–266.
51. Basaca-Preciado L. C., Sergiyenko O. Y., Rodríguez-Quinonez J. C. Optical 3D laser measurement system for navigation of autonomous mobile robot. Optics and Lasers in Engineering. 2014. Vol. 54. P. 159-169.
52. Помогайбо А. А. Виявлення наземних орієнтирів мобільними автономними роботами на основі оцінки різних змін параметрів кольоровості

навколишньої місцевості. Метрологічні аспекти вимірювально інформаційних технологій на техногенно небезпечних об'єктах. Матеріали Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції здобувачів вищої освіти і молодих учених., м. Харків, ХНАДУ, 4-5 листопада 2019 р. Харків, 2019. С. 51-53.

53. Бондаренко Д. О., Дьяков М. І., Гурко О. Г. Система машинного зору автономного мобільного робота. Метрологічні аспекти вимірювально інформаційних технологій на техногенно небезпечних об'єктах. Матеріали Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції здобувачів вищої освіти і молодих учених., м. Харків, ХНАДУ, 4-5 листопада 2019 р. Харків, 2019. С. 12-15.

54. David H. Krantz. Color Measurement and Color Theory: Opponents Colors Theory. *Journal of Mathematical Psychology*. 1975. Vol. 12. P. 304-327.

55. Bajscy R., Lee S. W., Leonardis A. Color image segmentation with detection of highlights and local illumination induced by inter reflections. *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition.*, Atlantic City, 1990. P. 785-790.

56. David H., Brainard and Brian A., Wandell. Analysis of the retinex theory of color vision. Vol. 3, No. 10 October 1986/*J. Opt. Soc. Am. A*, P. 1651-1660.

57. Stockman, Andrew and Sharpe, Lindsay. Physiologically-based colour matching functions. *ISS/CIE Expert Symposium '06 "75 Years of the CIE Standard Colorimetric Observer"*., P.13-20.

58. EURACHEM / CITAC Guide CG 4. Quantifying Uncertainty in Analytical Measurement. Third Edition. QUAM. 2012. P. 1-141.

59. Anindya Chatterjee. An Introduction to the Proper Orthogonal Decomposition. *Current Science*. 1999. P. 15.

60. Rowley, C. W., Mezić, I., Bagheri, S., Schlatter, S., Henningson, D. S. Spectral analysis of nonlinear flows. *Journal of Fluid Mechanics.*, 2009, Vol. 641, P. 115-127.

61. Anatoli Torokhti, Phil Howlett. Computational Methods for Modeling of Nonlinear Systems. Series: Mathematics in Science and Engineering. Elsevier, ISBN., 2007, Vol. 212, P. 1-199.
62. O. Poliarus, O. Koval, Ya. Medvedovska, Ye. Poliakov, S. Ianushkevych. Identification of a nonlinear inertial measuring pressure channel. – Ukrainian metrological journal, 2019, №1, P. 63-70.
63. Novak A. Identification of Nonlinear Systems: Volterra Series Simplification. Acta Polytechnica, 2007, Vol. 47, No. 4 5, P. 72 - 75.
64. Er-Wei Bai, Minyue Fu. A Blind Approach to Hammerstein Model Identification. - IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, Vol. 50, No 7, P. 291-304.
65. P. J. Schmid, L. Li, M. P. Juniper, O. Pust. Applications of the dynamic mode decomposition. Theory of Computing Fluid Dynamics., 2010. P. 1-15.
66. A. Brouri, F. Giri, A. Mkhida, et al. Identification of Nonlinear Systems Structured by Hammerstein-Wiener Model. International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Com-munication Engineering, 2014, Vol.8, № 5, P. 738-742.
67. J. Nathan Kutz, Steven L. Brunton, Bingni W. Brunton, Joshua L. Proctor. Dynamic Mode Decomposition. Data-Driven Modeling of Complex Systems. SIAM. 2016. P. 241.
68. Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин. затв. Постановою Головного державного санітарного лікаря від 10.12.1998 р. № 7. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0007282-98#Text> (дата звернення: 15.12.2022).
69. Про затвердження Примірної інструкції з охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин. наказ Міністерства доходів і зборів від 05.09.2013 р. № 443. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0443810-13#Text> (дата звернення: 15.12.2022).

70. Про затвердження гігієнічних регламентів допустимого вмісту хімічних і біологічних речовин у повітрі робочої зони. наказ Міністерства охорони здоров'я від 14.07.2020 № 1596.

URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0741-20#Text> (дата звернення 15.12.2022)

71. Schmid P. J. Dynamic mode decomposition of numerical and experimental data. *Journal of Fluid Mechanics.*, 2010, Vol. 656. P. 5-2

72. J. Nathan Kutz, Steven L. Brunton, Bingni W. Brunton, Joshua L. Proctor. *Dynamic Mode Decomposition. Data-Driven Modeling of Complex Systems.* SIAM. 2016. P. 241.

73. W. E. Boyce and R. C. DiPrima. *Elementary Differential Equations*, 9th Ed., Wiley, 2008.

74. Mori H., Kobayashi K., Ohtuki N., Kotani S. Color impression factor: an image understanding method for outdoor mobile robots. *Proceedings of the IEEE. RSJ International Conference of Intelligent Robots and Systems.*, Grenoble, France, 1997. P. 380-387.

75. Papageorgiou, Oren and Poggio, «A general framework for object detection». *International Conference on Computer Vision*, 1998.

76. Taylor & Francis Group. *The ten best algorithms for intelligent data analysis*; LLC., 2009.

77. Lienhart, R. and Maydt, J., An extended set of Haar-like features for rapid object detection. *ICIP02.*, 2002. P. 900-903.

ДОДАТОК А ІЛЮСТРАТИВНИЙ МАТЕРІАЛ ДО ДИПЛОМНОЇ
РОБОТИ