

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)
Кафедра Автоматизації проектування обчислювальної техніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Моделі та методи машинного розпізнавання об'єктів у повітряному просторі

(тема)

Виконав: здобувач другого року
навчання, групи СКСм-23-2

Бочаров М.О.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Спеціалізовані комп'ютерні системи

(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Рожнова Т.Г.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри



(підпис)

Чумаченко С.В.


(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерної інженерії та управління
Кафедра Автоматизації проектування обчислювальної техніки
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія
(код і повна назва)
Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма Спеціалізовані комп'ютерні системи
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри 
(підпис)

« 02 » 09 2024 р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві Бочарову Максиму Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Моделі та методи машинного розпізнавання об'єктів у повітряному просторі

затверджена наказом університету від 08 11 2024 р. № 1189 Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 24 01 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи

Мова програмування C++

Зразки статичних зображень об'єктів

опичні сенсори

Методи візуалізації об'єктів

Метрика градієнтів

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

Аналіз рооблеміи Підходи та моделі на основі машинного навчання

Класифікація моделей для комп'ютерної обробки зображень

Методи обробки зображень з виділення контурів та сегментації

Аналіз градієнтних методів

Експериментальне дослідження

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) _____
15 слайдів (формату .pptx)


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


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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання	02.09.2024-05.09.2024	
2	Аналіз предметної області	06.09.2024-30.09.2024	
3	Аналіз джерел з проблемної галузі	01.10.2024-07.10.2024	
4	Проведення досліджень методів	08.10.2024-15.10.2024	
5	Підбір навчальної вибірки для проведення експериментальної частини	16.10.2024-20.10.2024	
6	Проведення дослідження ефективності розробленої моделі	26.11.2024-05.12.2024	
7	Оформлення пояснювальної записки	06.12.2024-29.12.2024	
8	Оформлення графічного матеріалу	30.12.2024-07.01.2025	
9	Перевірка виконаного проекту керівником	08.01.2024-15.01.2025	
10	Подання роботи до ЕК для захисту	24.01.2025-30.01.2025	

Дата видачі завдання 02.09.2024

Здобувач 
(підпис)

Керівник роботи  доц. Рожнова Т.Г.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить 57 сторінки, 18 рисунків, 3 таблиці та 16 джерел за переліком посилань

МОДЕЛІ, МЕТОДИ, МАШИННЕ РОЗПІЗНАВАННЯ, ОБ'ЄКТ,
ГРАДІЄНТ, КООРДИНАТИ,

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження методів машинного розпізнавання для виявлення об'єктів у просторі та розробка моделі системи для виявлення об'єктів.

Об'єкт дослідження – процеси машинного розпізнавання об'єктів .

Предметом дослідження є методи та моделі машинного розпізнавання об'єктів.

Проведено дослідження методів виявлення об'єктів у просторі за допомогою зображення отриманого з камери, обробленого градієнтним методом виділення контурів.

Результати цього дослідження сприятимуть розробці більш ефективних і точних методів для виявлення об'єктів у повітряному просторі.

ABSTRACT

The master's thesis contains 57 pages, 180 figures, 3 tables and 16 sources according to the list of references

MODELS, METHODS, MACHINE RECOGNITION, OBJECT, GRADIENT, IMAGE FILTERING, COORDINATES,

The purpose of the qualification work is the research of machine recognition methods for detecting objects in space and the development of a system model for object detection.

The object of research is the processes of machine recognition of objects.

The subject of the research is methods and models of machine recognition of objects.

An analysis of the methods of detecting objects in space using the image obtained from the camera, processed by gradient methods with the selection of contours, was carried out.

The results of this research will contribute to the development of more efficient and accurate methods for detecting objects.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ.....	7
ВСТУП.....	8
1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	10
1.1 Підходи та моделі на основі машинного навчання.....	11
1.2 Глибинні нейронні мережі	12
1.3 Методи розпізнавання у реальному часі	14
1.4 Способи визначення об'єкта у просторі	17
1.5 Постановка завдання дослідження	18
1.6 Висновки розділу	19
2 МОДЕЛІ ТА АЛГОРИТМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ.....	20
2.1 Постановка проблеми виявлення об'єктів.....	20
2.2 Класифікація моделей для комп'ютерної обробки зображень.....	26
2.2.1 Сигнальна модель.....	27
2.2.2 Семантичні моделі.....	29
2.3 Висновки розділу	30
3 МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ОБ'ЄКТА ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ.....	32
3.1 Методи фільтрації	32
3.2 Методи обробки зображень з виділення контурів та сегментації	33
3.2.1 Обробки зображень з виділення контурів.....	34
3.2.2 Обробки зображень з сегментацією.....	34
3.3 Висновки по розділу.....	39
4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	41
4.1 Діапазон для аналого-цифрового перетворення зображення.....	41

4.2 Аналіз градієнтних методів заснованих на згортці зображення з маскою оператором з центром у точці з координатами x та y	43
4.3 Кінцево-різнісна апроксимація градієнта.....	45
4.4 Модель системи машинного розпізнавання об'єкта у просторі.....	52
4.5 Моделювання системи автоматичного виявлення об'єкта у просторі	53
4.6 Висновки розділу	54
ВИСНОВКИ.....	55
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	56
ДОДАТОК 1 Графічний матеріал.....	58
	59

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- FAIR – Експерти Facebook AI Research;
- PAL – Європейський PAL (Phase Alternation Line);
- RGB – Відеовихід кольорової камери
- VBS – Сигнал (люмінесценція, кольоровість та синхронізація)
- EMC – Електромагнітний спектр;
- ПЗС – Пристрій зарядового зв'язку, твердотільні датчики ;
- ТХ – Технічні характеристики;
- ЦК – Цифровий комп'ютер.

ВСТУП

Методи та моделі алгоритмів розпізнавання об'єктів у реальному часі використовують для досягнення ефективної та швидкої обробки зображення об'єкта у повітряному просторі спираючись на аналіз аеро-, фото-знімків, з перевагою швидкодії але без шкоди якості процесу розпізнавання та ідентифікації типу цього об'єкта. Це дозволяє своєчасно приймати рішення з своєчасного реагування в ситуаціях, що динамічно змінюються у різних сферах діяльності, крім того, ефективні методи стиснення зображень дозволяють оптимізувати процеси зберігання та передавання даних зі знімків для обміну даними при аналізі просторової обстановки або різних сцен з участю об'єктів-учасників ДТП. На допомогу приходять системи машинного розпізнавання об'єктів у просторі [1].

Основною проблемою в області розробки систем з машинним розпізнавання об'єктів у просторі є попередня обробка зображення з метою виділення характерних ознак ідентифікації об'єктів. Стрімкий розвиток мобільних технологій, оснащених фото- та відеокамерами, доступність комп'ютерів зі значними обчислювальними потужностями підтягнув за собою розвиток технологій комп'ютерного зору. Саме завдяки удосконаленню алгоритмів машинного зору, в тому числі і впровадженню ШНМ. Це дозволило застосовування таких систем для біометричної ідентифікації, відео-спостереження, автономних транспортних систем, індексації зображень та відео в базах даних. Отже комп'ютерний зір, або машинний зір є технологією зі створення програм та машин, що можуть проводити виявлення, стеження та класифікацію об'єктів, їх головним завданням є добування інформації із зображень або їх послідовності для своєчасного моніторингу просторової обстановки [2].

Сьогодні існує багато методів розпізнавання класів повітряних об'єктів, а також розглянуто підходи до встановлення початкових умов для оцінки

повітряної обстановки. У зв'язку з цим виникає потреба у визначенні єдиних підходів для генерації нових знань і використання формалізованих даних у логічному аналізі моделей та методів розпізнавання об'єктів. Це дозволить ефективно ухвалювати рішення щодо ситуації у повітряному просторі за допомогою систем, робота яких спирається на ці моделі та методи. Метою даної роботи є аналіз та критична оцінка означених моделей і методів, визначення їхніх сильних сторін, обмежень і можливостей для вдосконалення, а також перспектив їх застосування у сфері машинного розпізнавання. Тому дослідження, що проводиться у цій роботі є актуальним важливим.

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Теорія розпізнавання образів займається класифікацією та ідентифікацією сигналів, процесів, що є об'єктами для предмета розпізнавання. Іншими словами розпізнавання - є процес розбиття всіх об'єктів на множини за ознаками для класифікації та ідентифікації. Автоматична класифікація або кластер-аналіз вхідних даних є важливим завданням для розпізнавання образів об'єктів.

Кластер в *pattern recognition* є групою, що складається з множини схожих реалізацій об'єктів, які можна виділити від інших за певними характеристиками. Із-за того, що при кластер-аналізі масив ідентифікаторів класу реалізацій відсутній, то завданням процесу є формування правил для кожного кластера та пошук подібних реалізацій кластера, а сам процес називають *unsupervised learning* - «навчання без вчителя».

Для вирішення проблем розпізнавання образів є загальноновизнані підходи :

- алгебраїчний, об'єднує в собі прості вирішальні правила, що є перевагою, недоліком є невисока точність розпізнавання;
- геометричний, є універсальним, наочним і простим алгоритмом з розпізнавання;
- статистичний, аналіз даних за статистичними характеристиками;
- біологічний, штучні нейронні мережі, недолік - висока чутливість до багатомірності простору ознак образу;
- мережевий, перевагою є можливість розширення та нарощування простої моделі, недоліком є складність побудови вирішальних правил;
- нечіткий дозволяє моделювати процеси розпізнавання для ознак що перетинаються в просторі ознак розпізнавання, підхід не пристосовано до оптимізації параметрів системи;

– теоретико-ігровий підхід, має невисоку достовірність розпізнавання із-за складності вирішальних правил [4].

Вдосконалення таких підходів з розробкою алгоритмів здійснив проект компанії Intel OpenCV. Результатом його стала поява бібліотеки функцій і алгоритмів обробки зображень та комп'ютерного зору з відкритим кодом OpenCV (Open Source Computer Vision Library), з набором класичних, і сучасних алгоритмів комп'ютерного зору та машинного навчання.

Вибір стратегії обробки зображення залежить від умов отримання його . Таку стратегію як моделювання фону застосовують тільки для “ідеальних” умов зйомки, що бува вкрай рідкою. Більш загальним підходом для цієї задачі є моделювання об'єкта.

1.1 Підходи та моделі на основі машинного навчання

Підходи на основі машинного навчання (МН) знаходять використання з розпізнавання об'єктів, вони стали інструментом для навчання моделей розпізнаванню об'єктів на зображеннях. Ці підходи використовують позначені навчальні дані для побудови дискримінаційних моделей і зв'язків між функціями та класами об'єктів.

Таким є Support Vector Machines (SVM) – це моделі керованого навчання, що класифікують об'єкти, визначають оптимальну гіперплощину максимального поділу різних класів, здатні обробляти об'єкти великої розмірності, гнучкі до обробці нелінійних зв'язків, SVM є моделлю вилучення релевантних ознак із зображень і навчання класифікатора, що точно класифікує об'єкти-цілі [4].

Метод Random forest, випадкових лісів - підхід, з машинного навчання, для завдань розпізнавання об'єктів. Випадкові ліси складаються дерев рішень, де кожне дерево незалежно класифікує об'єкти за підмножиною ознак, стійкі до переобладнання, спроможні обробляти складні зв'язки між об'єктами.

Остаточна класифікація визначається агрегуванням результатів окремих дерев.

Розширені класифікатори Ada Boost і Gradient Boosting широко використовують для розпізнавання об'єктів на фотознімках, ітеративно навчають створювати сильний класифікатор, зосереджені на неправильно класифікованих вибірках коригують їх вагові коефіцієнти, посилені класифікатори покращують свою продуктивність протягом послідовних ітерацій. Покращені класифікатори після навчання відмінно розпізнають складні різноманітні набори даних, значно ефективніші розпізнавання об'єктів, що їх зовнішній вигляд і контекст значно різняться [4].

Для оцінки підходів на основі МН з продуктивності враховуються такі фактори:

- вибір ознак, що є вхідними даними для класифікаторів, впливає на точності розпізнавання. Функції варюються від простих низькорівневих дескрипторів до складних високорівневих представлень, від складності об'єктів і доступності даних навчання;

- розмір і репрезентативність навчального набору даних є важливими для навчання надійних і узагальнених моделей;

- для програм, що працюють у реальному часі обчислювальна ефективність алгоритмів машинного навчання є важливою;

- необхідність оцінки часу навчання моделі та розпізнавання об'єктів, для переконання, що обраний підхід впорається з обчислювальними вимогами з обробки зображення на фот- відео знімків.

1.2 Глибинні нейронні мережі

Глибинні нейронні мережі – Deep neural networks, зокрема згорткові нейронні мережі – Convolutional Neural Network, займаються розпізнаванням об'єктів у різних областях комп'ютерного зору, автоматично вивчають

ієрархічні представлення безпосередньо з необроблених вхідних даних, усуваючи потребу в ручних функціях

Архітектура CNN складається з кількох рівнів, враховуючи згорткові рівні, рівні об'єднання та повністю підключені рівні. Згорткові шари витягують локальні особливості з вхідного зображення за допомогою операцій згортки, шари об'єднання зменшують просторові розміри, підвищуючи здатність мережі отримувати функції, інваріантні до трансляції. Повністю пов'язані рівні вкінці мережі інтегрують вивчені функції та роблять прогнози для класів об'єктів.

Перевагою CNN є здатність фіксувати просторові відносини та ієрархічні представлення, що дозволяє їм ефективно обробляти варіації в масштабі, обертанні та точці огляду, які переважають на аеро-фото. Навчаючись на великомасштабних наборах даних, CNN можуть автоматично виявляти дискримінаційні ознаки, які мають значення для розпізнавання об'єктів. Це робить CNN добре придатними для виявлення об'єктів у складних і повітряних сценах з складним фоном [6].

Оптимізація архітектур CNN є необхідною для високої точності розпізнавання. Для оптимізації високої продуктивності в реальному часі розглядаються різні варіанти архітектури різної глибини шару, розміри ядра або функції активації, але обчислювальні вимоги до цих мереж досить значні, і це вимоги саме оптимізації архітектури мережі з впровадження ефективних алгоритмів логічного висновку.

Графічні процесори і методи паралельної обробки використовуються в CNN для прискорення процесу навчання та забезпечення ефективного висновку в реальному часі із-за здатності автоматично вивчати ієрархічні представлення необроблених вхідних даних, фіксувати складні просторові зв'язки та обробляти варіації масштабу і точки огляду для виявлення об'єктів у просторі.

1.3 Методи розпізнавання у реальному часі

Розпізнаванню об'єктів у режимі реального часу віддають перевагу, коли швидкості має пріоритет без шкоди для точного розпізнавання, що дозволяє своєчасно приймати рішення та реагувати в динамічних ситуаціях.

Є декілька популярних підходів до розпізнавання об'єктів у реальному часі Fast R-CNN базується на згорткових нейронних мережах на основі регіонів [6].

Faster R-CNN покращує швидкість і точність попередніх методів шляхом спільного використання згорткових функцій для різних образів об'єктів. Використовує мережу регіональних пропозицій для створення потенційних місць розташування об'єктів, а потім класифікує та вдосконалює ці пропозиції за допомогою спільної згорткової мережі.

Швидкість FasterR-CNN забезпечується усуненням зайвих обчислень і оптимізацією конвеєра обробки що не знижує ефективне розпізнавання об'єктів.

Алгоритм Only Once You Look (YOLO). Метод розділяє вхідне зображення на сітку та прогнозує обмежувальні прямокутники та ймовірності класів безпосередньо з клітинок сітки, і цим досягає продуктивності в реальному часі, що усуває потребу в пропозиції регіону, чим забезпечує швидкість без шкоди для точності. Він ефективен у розв'язанні задачах розпізнавання об'єктів у аерофотозйомці на базі БПЛА, де критичним є виявлення та відстеження в реальному часі.

Існують методи, які використовують легкі архітектури глибокого навчання для досягнення розпізнавання об'єктів у реальному часі. MobileNet і SqueezeNet, розроблені таким чином, щоб підвищити обчислювальну ефективність, зберігаючи продуктивність розпізнавання, вони використовують методи роздільної згортки по глибині та відсікання межі та квантування для зменшення розміру моделі та вимог до обчислень. Підходять для БПЛА де ресурси обмежено.

Одиночний детектор MultiBox (SSD) – це алгоритм виявлення об’єктів у реальному часі, поєднує кілька рівнів із різною роздільною здатністю для виявлення об’єктів у різних масштабах. Згорткове виділення ознак виконується на різних рівнях і передбачає обмежувальні рамки об’єктів і ймовірності класів на кожному рівні. SSD балансує між точністю та швидкістю, із-за чого є придатним для додатків, що працюють у реальному часі.

Підведем підсумки переваг та недоліків методів виявлення об’єктів (табл.1.1) у реальному часі, що було розглянуто, свідомо не включаємо до таблиці метод ознак на основі Хаар із-за обмеженої точності для складних завдань розпізнавання об’єктів з низьким контрастом, яким є об’єкт у повітрі.

Таблиця 1.1 Аналіз з порівняння переваг та недоліків методів розпізнавання

Методи розпізнавання	Основні особливості	Переваги	Недоліки
Шаблонне порівняння	Метод порівнює області зображень з шаблонами	Простий інтуїтивний підхід. розпізнавання фіксованих об’єктів	Чутливий до змін масштабу, кута повороту, освітлення сцен. Обмежений попередньо визначеними шаблонами. Допускає помилкові результати. Складний для і змін сцен і ПО
Методи на основі ознак	Знаходення характерних ознак на зображеннях	Стійкий до змін повороту масштабу. Придатний к розпізнаванню об’єктів з ЧЗ	Чутливий до зміни кута спостереження та заповнених фонів. Обмежений на розпізнавання об’єктів з характерними ознаками. Вимагає значних ОР ресурсів

Продовження таблиці 1.1

1	2	3	4
Методи розпізнавання в РЧ	Спеціально розроблені для РЧ	Швидка ефективна обробка. Підходить для динамічних сцен та змінних умов, РЧ і ООР	Жертує деякою точністю для швидкості. Обмежений до певних типів об'єктів або умов. Можуть бути проблеми зі складними сценами або затемненням
Faster R-CNN	Комбінує RPN та Fast R-CNN	Висока точність визначення і локалізації об'єкта. Єдина система навчання end-to-end. Ефективний для кількох категорій об'єкта	Вимагає великої кількості позначених навчальних даних та обчислювальних ресурсів. Повільніший порівняно з деякими іншими методами через багатоступеневу обробку. Проблеми з виявленням малих об'єктів
YOLO (You Only Look Once)	Розбиває зображення на сітку для передбачень	Швидкий розрахунок, придатний для РЧ. Добре виявляє малі, складні форми об'єкта. Єдина система передбачення	Може пропустити малі об'єкти або з низьким контрастом. Має меншу точність виявлення відносно інших методами. Схильний до помилкових позитивних результатів у заповнених сценах та з об'єктами, що перекриваються

1.4 Способи визначення об'єкта у просторі

Методи цифрової обробки зображень за допомогою НМ та використання цифрових датчиків є дієвим засобом виявлення об'єктів у просторі та їх розпізнавання [4]. Однією з найскладніших задач, що постає при такому підході, є задача визначення границь об'єкта, вона пов'язана зі завданням визначення контурів об'єкта на цифровому зображенні з камери та обчислення координат об'єкта з метою визначення місця його у просторі. Отже виникає задача для дослідження, поділена на пов'язані між собою завдання:

- 1) виявлення зміни у повітряному просторі, що характеризується зміною азимута та кута місця об'єкту, який візуалізовано у просторі;
- 2) розпізнавання об'єкта після попадання на камеру або систему моніторингу і отримання його контурів з метою визначення координат.

Для розв'язання обох завдань завжди є присутніми такі обмеження на дальність автосупроводу об'єкта та тривалість циклу огляду заданого простору. Тому постає питання у постійній модернізації наявних систем та розробка нових для виявлення та машинного розпізнавання об'єктів у повітряному просторі.

Отже бачимо що розв'язання завдання розпізнавання та ідентифікації об'єктів у просторі, значну роль відіграє роздільна здатність отриманого з камери зображення.

Проаналізуємо фактори, параметри та їх значення, які впливають на якість розпізнавання зведені у таблиці 1.2.

З аналізу факторів, що впливають на якість розпізнавання об'єктів в таблиці, бачимо що людський фактор впливає на розпізнавання і тому, на даний момент розробляється опто-електроні системи з поєднанням методів автоматизації, та з неймережевими технологіями для навчання систем

Таблиця 1.2 – Фактори, що впливають на якість розпізнавання об'єктів

Фактор, що вносить додаткові труднощі візуального сприйняття	Похибка розпізнавання, %	Особливості
Характеристика сцени	50–250	Нерівномірний фон, щільності середовища
Характеристика об'єкту	≥ 200	Розміри, координати в просторі
Погодні умови	≥ 100	Опади, температура вологість
Характеристики пристроїв	≥ 30	Роздільна здатність, різкість зображення, якість передавання
Дисплей і спостерігач	≥ 100	Кваліфікація спостерігача, умови експлуатації

1.5 Постановка завдання дослідження

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження моделей та методів машинного розпізнавання для виявлення об'єктів у просторі і розробка моделі системи визначення об'єктів.

Для досягнення цієї мети необхідно розв'язати такі завдання:

- сформулювати напрямок дослідження методів та моделей для машинного розпізнавання об'єктів у повітряному просторі;
- проаналізувати існуючі методи машинного розпізнавання об'єктів;
- визначити ознаки об'єктів та правила за якими можна розпізнавати їх у повітряному просторі.

Отже об'єктом дослідження в роботі є процеси машинного розпізнавання об'єктів у просторі з метою визначення їхніх обмежень та можливості вдосконалення.

1.6 Висновки розділу

Обраний метод розпізнавання об'єктів має демонструвати високу точність розпізнавання для забезпечення надійного виявлення та класифікації об'єктів, має бути продуктивним у режимі реального часу, або відповідати часовим обмеженням додатку з яким працює.

Методи, засновані на машинному навчанні, пропонують перевагу адаптивності та гнучкості, дозволяють розробити точні моделі розпізнавання об'єктів, що є громізкими для ручних реалізацій.

Використання методів МН у розпізнаванні, вимагає уваги до вибору функцій, моделі зв'язків, достатньо-інформативного набору даних з ретельно налаштованими параметрами обчислень.

Отже точне розпізнавання об'єктів у в режимі РЧ покращує своєчасну обізнаність про ситуацію у просторі, сприяє швидкості прийняття рішень з ідентифікації об'єкта та визначення координат його для ефективного реагування системи на появу об'єкта у просторі з заданою ціллю, будь то попередження про порушення, чи миттєве знищення.

2 МОДЕЛІ ТА АЛГОРИТМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ

2.1 Постановка проблеми виявлення об'єктів

Постановка проблеми виявлення об'єктів може бути сформульованою як визначення розташування об'єктів та класів, до яких він належить. Для виконання цього завдання будь-який метод виявлення об'єктів, вданому випадку метод глибокого навчання, можна сформулювати у три задані кроки отримання зображення, вибір цільового регіону та виділення цільових ознак, алгоритм з виявлення у просторі об'єкта показано на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Алгоритм виявлення об'єкту

Виконання алгоритму починається з того що на вхід подається зображення, що отримано з камери, після чого відбувається його обробка та так званий вибір цільового регіону.

Вибір регіону традиційним методом в основному здійснюється методом грубої сили розсувного вікна на зображенні. Це розсувне вікно має фіксований розмір і форму. Вікно ковзає по зображенню, отримуючи різні частини вхідного зображення (crops). Складністю для цього процесу може бути, що на зображенні багато об'єктів, які потрібно класифікувати, вони мають різне співвідношення сторін, розміри та положення, якщо взяти фіксовану кількість розмірів та вікон шаблонів і провести по зображенню, це

зменшить час обробки зображення, але не зможе врахувати той самий об'єкт у різних масштабах.

Після вибору цільового регіону відбувається вилучення функції цілей (Feature Extraction of Targets). І головний етапом даного алгоритму є вилучення ознак (Feature Extraction).

Після отримання різних частин вхідного зображення (crops) з вищевказаного кроку, проводиться аналіз та вивчення семантичне та візуальне зображення об'єкта на знімку.

Дескриптори функцій (місцеві та глобальні), такі як дескриптори функцій SIFT, HoG та Harr-Like можуть бути налаштовані для різних об'єктів і можуть дати перспективні результати. Але через сумнівність зовнішнього вигляду об'єкта внаслідок шуму, масштабу, освітлення, оклюзії стає дуже громіздким проектування та налаштування дескрипторів об'єктів кожного об'єкта вручну. Після етапу вилучення ознак об'єктів відбувається класифікація, або регресія.

Завершальним кроком даного алгоритму є класифікація існуючих об'єктів з різних частин вхідного зображення за допомогою отриманих значень дескриптора ознак та приєднання об'єкта деякому класу [10].

Більшість методів класифікації, що використовуються, – це Support Vector Machines, AdaBoost, Random Forest та ін. Цим моделям потрібно набагато більше інформації про клас, тому для отримання хороших результатів потрібне налаштування.

SVM, як правило, не підтримує дискримінацію класу ймовірностей тому дуже складно застосувати цей алгоритм у багато класовій класифікації. Таким методам також складно узагальнити набір даних, тобто SVM трудно працює з даними, що містять шум, і мають точки перекриття даних. Але після появи архітектури CNN та глибокої нейронної мережі є можливість зручніше та надійніше заповнювати прогалини в традиційних алгоритмах виявлення об'єктів [10].

При такому класичному підході до завдання класифікації розв'язували методами машинного навчання, з використанням класичних нейронних мереж з невеликою кількістю прихованих шарів [7-9]. Це означає що при візуальному розпізнаванні типу ПО його геометричні форми є контуром – мінімально-достатнім ідентифікатором, саме контури об'єкта широко використовують для виділення певних ознак, що є необхідною складовою представлення зображення. При такому підході припускають, що об'єкт спочатку будуть виявлені та локалізовані на відео-зображенні, а потім розв'язується завдання віднесення об'єкта до певного класу.

Для розпізнавання образів на зображенні прийнято таку термінологію для визначення завдань. Різні завдання розпізнавання образів на зображенні за допомогою НМ [2], представлених на рис. 2.2.



а)

б)

в)

а) класифікація, б) класифікація з локалізацією, в) детектування

Рисунок 2.2 – Різні завдання розпізнавання образів на зображенні за допомогою НМ

Детектування – є процесом визначення класу об'єкта на зображенні. Класифікація – є процесом визначення класу до якого належить об'єкт із зображення отриманого фото-камерою тощо. Класифікація з локалізацією – є процес класифікації я одного об'єкта та позначення його місця на зображенні.

У зв'язку з цим важливими є дослідження нейронних мереж для конкретних задач класифікації. Часто використовуються в таких задачах глибокі згорткові мережі, що є затребуваними як методи, що вимагають

менше обчислювальних ресурсів, як на стадії навчання нейронних мереж, так і на стадії застосування у поєднанні з методами розпізнавання об'єктів на основі векторів ознак, отриманих як результат контурного аналізу, це завдання є актуальним.

З появою різних навчальних підходів, з'явилася можливість дізнатися більш інформативні уявлення про об'єкти, усуваючи проблему, вивчення функції об'єкта вручну. На даний момент доступні два типи методів виявлення об'єктів (рис. 2.3):

- двоступеневий детектор – на основі пропозиції регіону;
- одноразові детектори – на основі регресії.

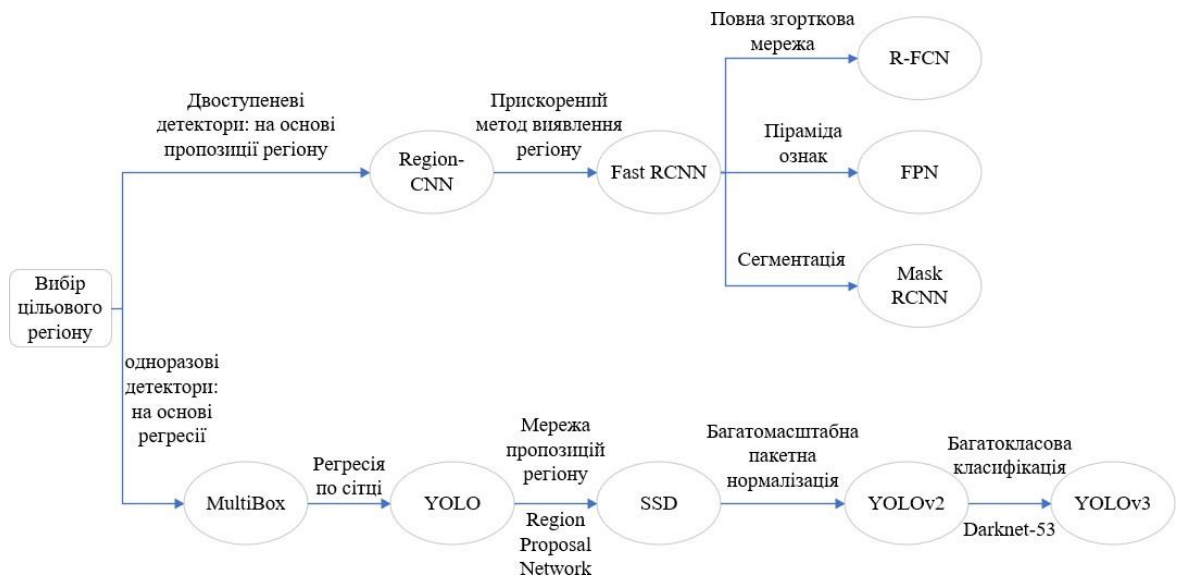


Рисунок 2.3 – Типи архітектур та методів виявлення об'єктів

Дескриптори є основою завдання класифікації для останніх шарів НМ, що є багатошаровим перцептроном, отже, процес навчання мережі включає тренування мережі і для формування ознак контурів, [9].

Трансферне навчання дозволяє обійти обмеження, пов'язані з часом на навчання, у випадку класифікування зображень ПО дає змогу повторно натренувати останній шар CNN-мережі за допомогою власного набору зображень у сприятливий час, без зміни ваги інших шарів з необхідною

точністю, і ще для додаткового тренування CNN-мережі необхідна вже не така велика кількість даних.

У розпізнаванні 3-х вимірних ПО (рис. 2.4) по їх 2-х вимірному зображенню, це принципово для розпізнавання, виникає проблема отримання числового дескриптора, інваріантного щодо орієнтації об'єкта і розмірів його на зображенні, для уникнення цієї проблеми використовуються різні характеристики контуру ЛА, отриманих з допомогою моментів Ху, моментів Цернике і вейвлет моментів [2,3].

Для генерації вихідних зображень ЛА використовують сіткові тривимірні моделі ЛА яку показано на рисунку. 2.5.



Рисунок 2.4 – Три ортогональні проекції літаків Су-27, F15, A380 для тренування CNN

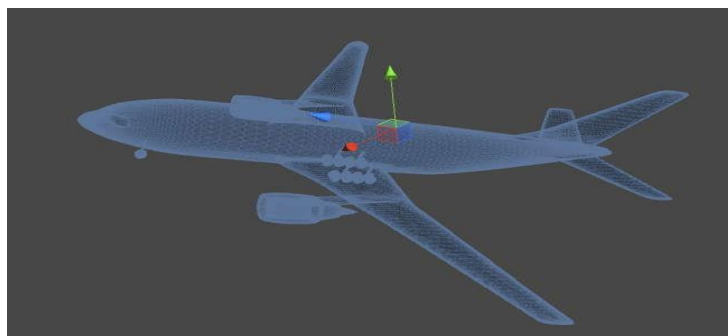


Рисунок 2.5 – Сіткова тривимірна модель літаків

Приклади елементів моделі для визначення одного з класів: літак (рис. 2.6).



Рисунок 2.6 – Тривимірні моделі основних типів ЛА для класифікації

Процес оцінки якості класифікації і помилки в ході навчання може виглядати у вигляді графіків, для наочного сприйняття інформації, так штрихована лінія – оцінка на тренувальному наборі даних, суцільна – на контрольному наборі (рис. 2.7).

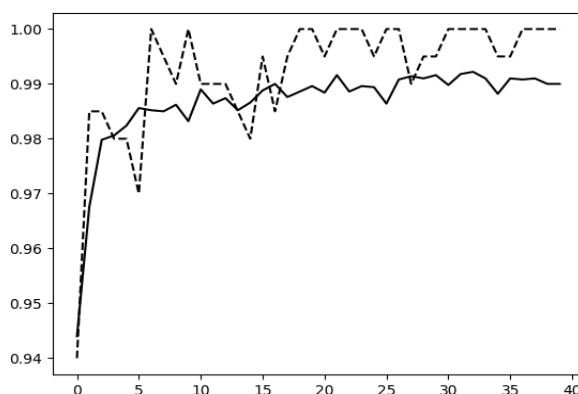


Рисунок 2.7 – Графік оцінки точності класифікації в процесі навчання НМ

Формування характеристик ознак системи таких як: кута місця об'єкта та кут орієнтації місця, або азимута об'єкта у просторі є вкрай важливим етапом в визначенні координат об'єкта, що треба розпізнати.

Для визначення координат центральної точки зображення об'єкта використовують правила обчислення, принцип яких показано на рисунку 2.8 а, за формулами [6-9] :

$$\xi = i_{min} + \frac{i_{max} - i_{min}}{2};$$

$$\varphi = j_{min} + \frac{j_{max} - j_{min}}{2}.$$

де $i_{max}-i_{min}$ – координати центральної точки у вертикальному напрямі,

$j_{max}-j_{min}$ – координати центральної точки у напрямі горизонту.

Обчислення характеристик кута місця об'єкта та кута орієнтації місця (азимута) об'єкта у просторі показано на рис. 2.8 б.

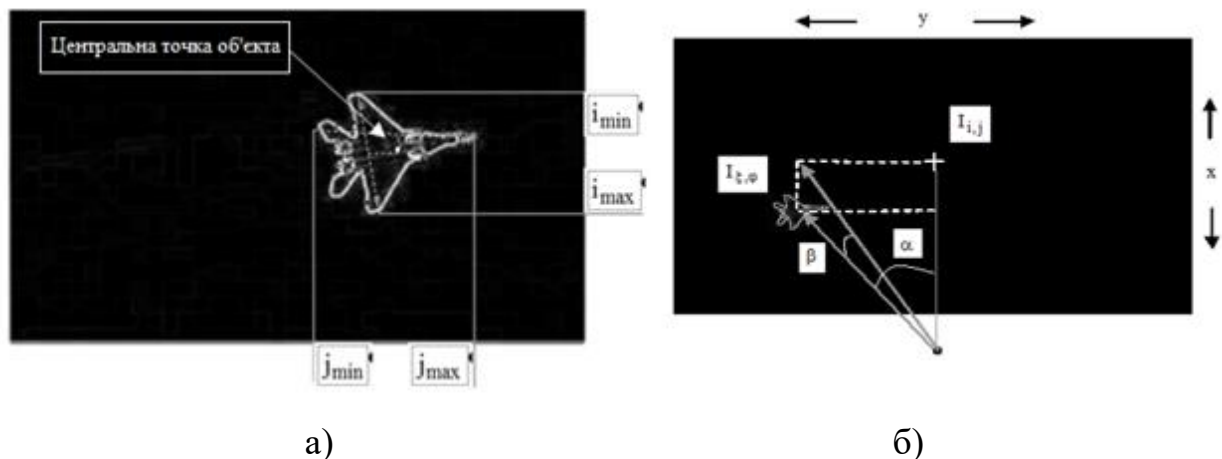


Рисунок 2.8 – Визначення центральної точки та кута місця та азимута об'єкта у просторі

2.2 Класифікація моделей для комп'ютерної обробки зображень

Використання різноманітного математичного апарату, врахування при цьому інформації про зображення не дозволяють відокремити універсальну модель зображення, яку можливо було б використовувати для вирішення всіх відомих задач з обробки зображень. Тому існує декілька типів таких моделей для перетворення будь-якої візуальної інформації в єдину форму стандарту.

2.2.1 Сигнальна модель

Особливість сигнальної моделі [8] полягає в тому, що в ній апріорні відомості про характер та семантику візуальної інформації враховуються найменше, що дозволяє реєструвати та зберігати в єдиній формі будь-яку візуальну інформацію. В цьому випадку зображення подане як просторовий розподіл фізичної величини, яка асоціюється з яскравістю виражається виразом:

$$a(t): T \rightarrow I, T \subseteq X \times Y,$$

де T – площина зображення, визначена в просторових координатах X, Y , а I – область значень яскравості.

В залежності від того, яким чином визначені множини X, Y і I сигнальні моделі можна поділити на

- безперервні за яскравістю та простором, при реєстрації зображень за допомогою спеціальних пристроїв перевага надається саме цим моделям;
- дискретні, для цифрової обробки зображень.

Зображення, як сигнал, розглядається у вигляді вектора в ортонормованому функціональному, базисі [9]:

$$\begin{aligned} \Phi &= \{\phi_k(t)\}, \\ \phi_k(t) &: T \rightarrow I, \\ \forall i, j: (\phi_i(t)\phi_j(t)) &= 0, \\ a(t) &= \sum_k \alpha_k \phi_k(t). \end{aligned}$$

Функції $\phi_k(t)$, що визначені на тих самих множинах T і I , і зображення може розглядатися як елемент лінійного простору :

$$\phi_1(t) \times \phi_2(t) \dots \times \phi_k(t),$$

а обробка зображення розглядається як лінійні (або нелінійні) перетворення в цьому просторі.

Якщо множина базисних функцій $\phi_k(t)$ є скінченною, то зображення можна подати як скінчену лінійну комбінацію за допомогою набору коефіцієнтів $\langle \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k \rangle$ його розкладу в базисі Φ .

Такий принцип покладено в основу дискретного подання зображень, коли зображення розкладається в базисі дельта функцій відліків та подається у матричному вигляді.

У протилежність до цього, неперервні моделі основані на використанні нескінченного базису, в якому лінійна комбінація визначається як:

$$\alpha(t) = \int_F \alpha(f) \phi(f, t) df$$

Перехід від неперервної сигнальної моделі до дискретної здійснюється за допомогою перетворення:

$$\alpha_{i,j} = \int_{-\infty}^{+\infty} \alpha(t) \delta\left(t - \frac{k}{2F}\right) dt$$

Математичний апарат, який використовується для побудови сигнальних моделей, є зручним для опису перетворень, що складають сутність задач корекції та попередньої обробки зображень, пов'язаних з фільтрацією. При цьому використовується інтегральна згортка з маскою (імпульсний відгук) фільтру h [8]:

$$b(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \alpha(\tau) h(t - \tau) d\tau,$$

$$b_{k,l} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n \alpha_{k-i, l-j} h_{i,j}.$$

2.2.2 Семантичні моделі

При вирішенні задач розпізнавання зображень використовуються інші моделі, семантичні моделі зображень [8], які на відміну від сигнальних моделей, містять семантику зображених об'єктів в тому, чи іншому вигляді

Семантичні моделі представляють собою опис в термінах деякої множини елементів O та структур α , що задані на цій множині:

$$\begin{aligned}\alpha &= \{S_i\}, \\ S_i &\subseteq O \times O \times \dots \times O, \\ O &= \{o_k\}, \\ o_k &\in p_1 \times p_2 \times \dots \times p_m.\end{aligned}$$

Перехід від сигнальної моделі зображення до семантичної і є завданням розпізнавання зображення, при цьому існує декілька підходів до його вирішення.

Один з підходів передбачає порівняння зображення з еталоном, які можуть бути подані не лише сигнальною моделлю, а й набором деяких узагальнених параметрів, з набагато меншою потужністю, ніж кількість відкликів матричної моделі зображення. Ступінь співпадіння з еталоною характеристикою, що оцінюється відстанню між зображенням та еталоном у параметричному просторі. Отримання значень параметрів пов'язано з їх статистичною обробкою, коли зображенню в цілому (окремим фрагментам) у відповідність поставлені їх статистичні характеристики. При такому підході коли зображення розглядається як «чорна скринька», що дозволяє ефективно виділяти фон на зображенні, будувати байєсівські класифікатори для піксельного розпізнавання зображень.

Коли семантика зображення пов'язана саме з геометрією зображення об'єктів, використовують моделі, що активно використовують апріорну інформацію про тип зображення, який зазвичай можна задати системою

правил побудови, вираженій в термінах геометричних елементів та структур, визначених на них.

Перехід від одної семантичної моделі до іншої, як перехід від сигнальної моделі до семантичної, пов'язаний з вирішенням задачі розпізнавання. Таким чином, задачу розпізнавання зображення в загальному вигляді можна розбити на послідовність менш складних задач (переходів) з використанням проміжних семантичних моделей. Сутність таких переходів полягає в тому, що у відповідність певному відношенню на множенні елементів однієї моделі ставиться поняття та відповідний йому елемент іншої моделі.

Нехай E_i – є множина елементів моделі i -го рівня, тоді перехід від моделі $i-1$ -ого до моделі i -ого рівня пов'язаний з пошуком однозначного відображення v :

$$S(E_{i-1}) \rightarrow E_i,$$

$$S(E_{i-1}) \subseteq E_{i-1} \times E_{i-1} \times E_{i-1} \times \dots \times E_{i-1}.$$

Відображення v визначає процес розпізнавання множини елементів, що розглядаються як елементи простору E_{i-1}^t . Розмірність простору t відповідає складності правил p формулювання опису моделі зображення i -ого рівня.

2.3 Висновки розділу

Але присутня надмірність універсального підходу на основі ГНМ, коли вирішують питання класифікацію повітряних об'єктів. По-друге, питання про віддільність класів об'єктів, кожен з яких представлений дуже різними (за рахунок просторової орієнтації) образами об'єктів на плоскому зображенні.

Опис зображення об'єкта його контуром є достатнім для задач класифікації повітряних об'єктів (ПО) та використовує набагато менший обсяг інформації, ніж при аналізі за допомогою глибоких нейронних мереж, що дозволяє отримати ряд переваг. Відомі різні методи математичного опису

контур [8,9] та типу ПО [7].

Методика розв'язання завдань розпізнавання зображень полягає у виборі цільової семантичної моделі і кількох проміжних семантичних моделей, процедур, що реалізують перетворення цих моделей. Процедури реалізують попередню обробку зображень на рівні сигнальної моделі та спосіб переходу від сигнальної моделі до відповідної семантичної моделі.

Перевагою такого підходу в тому, що декомпозиція загальної задачі на послідовність менш складних задач значно знижує складність вирішення за рахунок зниження розмірності параметричного опису об'єктів розпізнавання, а також для розв'язання окремих задач можна використовувати різні моделі зображень і методів.

В рамках такого підходу можна запропонувати узагальнену структуру параметризованого обчислювального процесу з розв'язання завдань комп'ютерної обробки зображень за рахунок розширюваної бібліотеки процесів перетворення моделей зображень. Підхід створить думови для розробки системи комп'ютерної обробки зображень, з автоматичною генерацією модулів відповідного призначення з можливістю подальшого їх використання в інших прикладних ІС.

3 МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ОБ'ЄКТА ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ

Зображення, що сформовані різними інформаційними системами, спотворюються у просторі під дією завад. Це ускладнює як їхній візуальний аналіз так і автоматичну обробку. При розв'язанні завдань обробки зображення у завадами можуть виступати ті або інші складові елементи самого зображення.

3.1 Методи фільтрації

Послаблення дії завад досягається фільтрацією. При фільтрації яскравість (сигнал) кожної точки вихідного зображення, що є спотвореним завадою, замінюється іншим значенням яскравості, що в меншому було спотворене завадою.

Фільтрація зображень здійснюється в просторовій і частотній областях. При просторовій фільтрації зображень перетворення виконується безпосередньо над значеннями відліків зображення. Результатом фільтрації є оцінка корисного сигналу зображення.

Роботу такого методу можливо поділити на три етапи :

- первинна обробка та фільтрація;
- логічна оцінка результатів фільтрації;
- алгоритми прийняття рішень.

Для розпізнавання об'єктів на зображенні використовують всі три етапи, але інколи достатньо використати два або навіть один етап для розпізнавання. Існує багато методів фільтрації зображень, Локальні методи фільтрації, в тому числі [10]:

- гаусівська модель згладжування, де згладжування u вимірюється інтегралом Дірихле;

- фільтр околів Ярославського [8] та Susan фільтр [9];
- білатеральний фільтр [10].

Методи, які ґрунтуються на диференційних рівняннях з частковими похідними (ДРЧП), що містять в собі :

- модель анізотропної фільтрації ;
- модель повної варіації Рудіна-Ошера-Фатемі [10];

Фільтри в частотній області такі :

- локальні адаптивні фільтри в областях перетворення;
- жорсткий та м'який трешолдинг ;
- Zhou-Wang вейвлет повна варіація;
- алгоритм нелокального усереднення (NL-means).

Методи на основі диференційних рівнянь з частковими похідними (PDE). Фільтри в частотній області. Класичний частотний діапазонний фільтр використовує базис Фур'є.

Алгоритми обробки зображення за допомогою моделей з різними фільтрами мають однакову послідовність виконання:

1) за допомогою базового фрагмента зображення визначають параметри моделі та параметри, що характеризують якість моделі (прикладом є статистичні параметри шуму похибки);

2) сигнал зображення обробляють за допомогою моделі та визначають параметри якості;

3) якщо параметри якості відповідають параметрам базового фрагмента, то зображення є розпізнаним, якщо ні, то зображення нерозпізнано.

3.2 Методи обробки зображень з виділення контурів та сегментації

3.2.1 Обробки зображень з виділення контурів

На сьогоднішній день відомі наступні практичні методи візуалізації контурів об'єктів [2-3]:

- градієнтні методи;
- методи високочастотного маскування (виділення перепадів яскравості);
- методи послідовного маскування (згладжування і високочастотна фільтрація);
- метод лапласіана-гаусіана;
- метод Канні (оптимальне детектування країв);
- метод активних контурів (метод «змєєк»);
- метод активних контурів без попереднього виділення границь;
- метод виділення границь контурів на зображенні за алгоритмом SUSAN;
- метод зміни зображення в штучному часі;
- метод порівняння з використанням шаблону;
- метод зв'язування (зшивання) контурів.

Класифікацію методів визуалізування контурів об'єктів, що використовують на практиці показано на рисунку 3.1

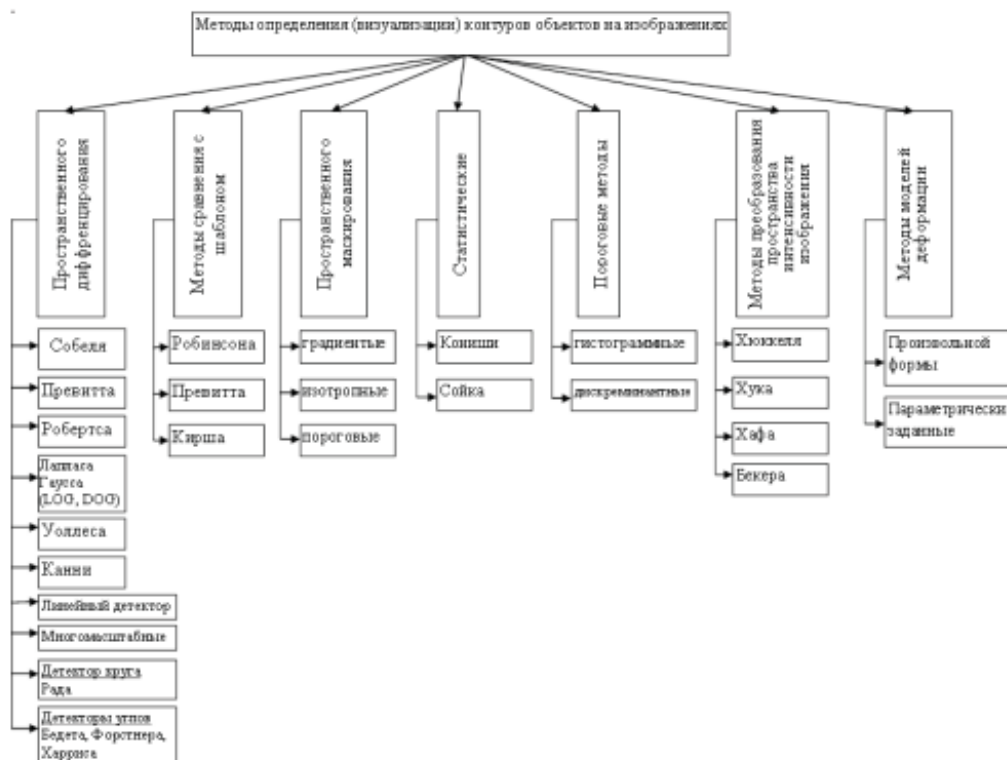


Рисунок 3.1 – Класифікація методів визначення контурів об'єктів

Розглянемо докладніше методи за класифікацією з рисунку 3.1.

1) Градієнтні методи виділення контурів на зображенні, такі що визначають :

- похідні просторової функції в кожній точці простору, яка характеризує границі об'єкта через вектори градієнта;

- ступінь виразності світлових границь і спрямованих найбільших змін яскравості за вектором градієнтом;

- максимальні значення модуля вектора градієнта яскравості, їх статистичну обробку і розподіл за пороговими значеннями.

Повний вектор градієнта розраховується як сукупність змін яскравості в горизонтальному, вертикальному і діагональних напрямках.

Оптимальне обрання порогу потребує розв'язання Байєсівської класифікації завдань [2-3], що ускладнюється вимогою мати попередні данні про умовні розподіли ймовірностей значень градієнта.

2) Методи високо частотного – це методи цифрової обробки даних з зображення, які базуються на використанні двовимірного дифіренційного оператора, відомого як оператор лапласа або лапласіан [2-3]. Недоліком лапласіана є те, що він є скалярною величиною, на відміну від градієнта, що є вектором. Через це за допомогою лапласіана неможливо визначити зміну напрямку границь. Крім того, другі похідні, на відміну від градієнта, не виділяють перепад яскравості, а лише підкреслюють його. Для визначення точного положення межі необхідно мати точки, де друга похідна дорівнює нулю.

3) Методи послідовного маскуваня. Недоліком попередніх методів є зменшення співвідношення сигнал/шум за рахунок використання лінійних фільтрів верхніх частот (диференціальних операторів) і посилення не тільки світлових кордонів, а й шуму, створюваного дрібномасштабними елементами зображення. Більш об'єктивне шумозаглушення можна здійснити використовуючи гаусовській фільтр [2-3]. Це методи, засновані на:

- згладжуванні просторової функції зображення об'єкта з використанням лінійного фільтра з гаусовою функцією передавання;
- подвійному диференціюванні функції зображення об'єкта;
- виявленні місця розташування точок, у яких друга похідна дорівнює нулю та визначенні контурів зображення об'єкта у вигляді ліній, що з'єднують точки перетину нуля зі значеннями другої похідної просторової функції .

Недоліком є те, що методи знижують локальну контрастність зображення, розмивають його.

4) Метод лапласіана-гауссіана є методом визначення контурів на зображенні, виконує цифрової операції просторової смугової фільтрації випромінювання від пікселів, що формують дане зображення просторової функції зображення [2-3]. Завдяки властивості комутативності лінійних операторів Гауса і Лапласа отримано об'єднаний оператор лапласіана-гауссіана-LoG (LoG-Lausa) Лапласа та Гауса, шляхом зміни порядку виконання операцій диференціювання і згладжування. Недоліком є те оператори Гауса і Лапласа ненаправлені, метод є чуттєвим до зміни яскравості у паралельному напрямку, це зменшує співвідношення сигнал /шум.

5) Метод Канні (метод оптимального виділення границь) – метод, заснований на :

- послідовному виконанні операції згладжування з метою збільшити відношення сигнал/шум;
- знаходженні градієнта зображення з метою підсвічування областей з високою просторовою роздільною здатністю;
- приглушенні всіх пікселів, які не в максимумі, і зменшенні градієнтного масиву шляхом використання гістерезису для відстеження пікселів, що залишилися, які не були приглушеними. Метод виконує вибірккову цифрову фільтрацію просторової функції зображення об'єкта з використанням оптимального по Канні оператора Гауссіана - σ (s).

$$f(x) = -x * \exp\left(\frac{-x^2}{k_2 s^2}\right),$$

$$k_2 = 2.$$

де x – змінна,

s – стандартне відхилення оператора Гауса,

* – "оптимальний" лінійний оператор згортки з зображенням.

б) Метод активних контурів (метод «змєєк») – метод, заснований на:

– визначенні у вихідному зображенні точок максимумів градієнта яскравості;

– зв'язуванні точок у лінію границі;

– завданні гнучкої і розтягнутої безперервної замкнутої лінії (контур) і її деякого початкового наближення до шуканої лінії на зображенні;

– підгонці найкращім чином замкнутої лінії (контур) до положення порогів максимуму максимумів градієнта.

Недоліком методу є: необхідність знання початкового застосування до шуканої межі із заданою точністю, передчасна зупинка процесу підгонки.

7) Метод активних контурів без попереднього виділення границь – завдання у довільній точці зображення гнучкої і розтягнутої безперервної замкнутої лінії (контур) округлої форми; необхідним є завдання початкового напрямку руху до шуканої границі і її початкового наближення до шуканої лінії на зображенні. Схожий на попередній метод відсутня тільки необхідності в попередньому виділенні границь.

8) Метод виділення границь контурів на зображенні за алгоритмом SUSAN (Smallest Univalent Segment Assimilating Nucleus), є методом найменшого однорідного сегмента – полягає в побудові біля кожного пікселя зображення круглої або квадратної маски, що включає однорідні за яскравістю сегменти та порівнює яскравості кожного пікселя в допуску маски з яскравістю ядра (центрального пікселем маски) та визначає області USAN. Відсутня необхідності в попередньому виділенні шуму.

9) Метод зміни зображення в штучному часі - один з підходів до зладжування зображення на представленні зміни зображення як еволюції його у штучному часі та розв'язання рівнянь часних похідних:

$$\frac{dI}{dt} = D(I),$$

де I – необхідна інтенсивність (яскравість) випромінювання. Для визначення лімітів,

$D(I)$ – дифузійна множина D має бути незростаючою функцією градієнта згладженого зображення і добігати до нуля на нескінченості.

10) Метод порівняння з використанням шаблону вузький діапазон вимірюваних параметрів спирається на представлення лімітів у вигляді двох паралельних ліній, з початковим шаблоном та многократному деформуванні його по алгоритму Метрополіса;

11) Метод зв'язування (зшивання) контурів – зв'язування контурів та знаходження границь відбувається методом локальної обробки, порогової обробки, методом з використанням глобального порога, методом нарощування областей, методом аналізу Хафа, методом теорії графів або іншими.

3.2.2 Обробки зображень з сегментацією

Сегментація на основі порогів для обробки зображення використовуються пороги та зрізи. Сегментація на основі порогів невикористовує попередньо отриману інформацію про зображення. така сегментація є швидкою та простою, придатною для реалізації в реальному часі, але є чутливою до шумів, також є надмірною або недостатньою при неправильному виборі порогу сегментації [8].

Сегментація на основі країв придатна для виявлення країв, що передбачають як границі об'єкта, і ідентифікує об'єкт.

Сегментація на основі регіонів надає найкращий результат у порівнянні з іншими методами сегментації. техніка регіонів використовує підхід визначення країв, починаючи з середини об'єкта, а потім «зростає» назовні, поки не буде досягнуто контуру границі об'єкта.

Кластеризація та сегментація ї іноді використовується як синонім для методів сегментації зображень, її використовуються в дослідницькому аналізі даних високовимірних моделей.

Метод К-середніх обчислювань швидше для порівнянь малих значень зменшує помилкові вкраплення, зашумлені плями, сприяє однорідності зображення, що покращує чіткі області знімка. Не є придатним при використанні широких кластерів [14].

Алгоритми кластеризації – це неконтрольовані алгоритми призначення яких знаходити на зображенні приховані дані що містять інформацію про кластери, структури, затінення. Алгоритм кластеризації поділяє зображення на кластери пікселів, що не перетинаються зі схожими характеристиками.

Алгоритми кластеризації включають нечіткі с-середніх (FCM), k-середніх та покращені алгоритми k-середніх. Частіше використовують алгоритм кластеризації k-середніх, тому що він досить простий та ефективний.

Покращеними алгоритмами кластеризації для сегментації є:

– K-means – це простий алгоритм машинного навчання без нагляду класифікує зображення за певною кількістю кластерів.

– Нечіткі С-середні – об'єднує пікселі на зображенні можна в кілька кластерів. Тобто піксель може належати більше ніж одному кластеру. З різними рівнями подібності для кожного кластеру, алгоритм оптимізує результати кластеризації. [8,9].

3.3 Висновки по розділу

Отже методи фільтрації та виділення контурів покращують точність виділення границь об'єкта для його розпізнавання. Методи з виділення

контурів об'єкта на практиці виділяють п'ять перших з класифікації, простих з огляду на реалізацію візуалізації за розміром виконання обчислювальних робіт (ОР) та часу обробки зображення, але є питання складності вибору оптимального порогу із-за того, що необхідно мати апріорну інформацію про зображення та умовні розподіли ймовірностей значень градієнта.

Останні шість груп методів є складними з точки зору затрат обчислення та надають задовільні результати при присутності апріорної інформації про вихідне зображення, що у просторі ускладнює їх використання. Отже найбільш ефективними для визначення границь порога є градієнтні методи, що використовують два різних значення порога.

Основним висновком розділу є те що не буває одного універсального методу для виділення контурів об'єкта, необхідно використовувати послідовність кількох методів з евристичними доповненнями, щоб отримати потрібний результат з виділеного контура.

Класифікація методів розпізнавання, що наведена в розділі може доповнюватися іншими методами не є повною, зроблена для конкретної мети дослідити відомі методи на предмет переваг та недоліків, для виділення контурів при ідентифікації об'єктів у просторі.

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

Завдання детектування є актуальним для роботи з великими інформаційними потоками даних де є необхідність в автоматичній ідентифікації об'єктів. Під детектування розуміємо відстеження множини об'єктів на зображенні за допомогою їх границь. Границя – є лінією, що відокремлює об'єкт на зображенні від фону зображення або інших об'єктів. Контурна точка – є будь-якою точкою, що належить області, у якій є такі точки що їй не належать. Виходячи з цього можна зробити припущення що в такій області є перепади інтенсивності (яскравості) пікселів кольору.

4.1 Діапазон для аналого-цифрового перетворення зображення

Приклад кодування 256 кольорів сірого за допомогою одного байта (рис. 4.1) Значення пікселів цифрового зображення із значенням сірого є скаляр з діапазону, що визначено як одиницю аналого-цифрового перетворення (діапазон: 0–255 значень сірого), сприйняття значень сірого не є лінійним і відповідає кривій - гамма-корекція [3-5].

000	008	016	024	032	040	048	056	064	072	080	088	096	104	112	120	128	136	144	152	160	168	176	184	192	200	208	216	224	232	240	248	255
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Рисунок 4.1– Кодування 256 кольорів сірого за допомогою 8біт

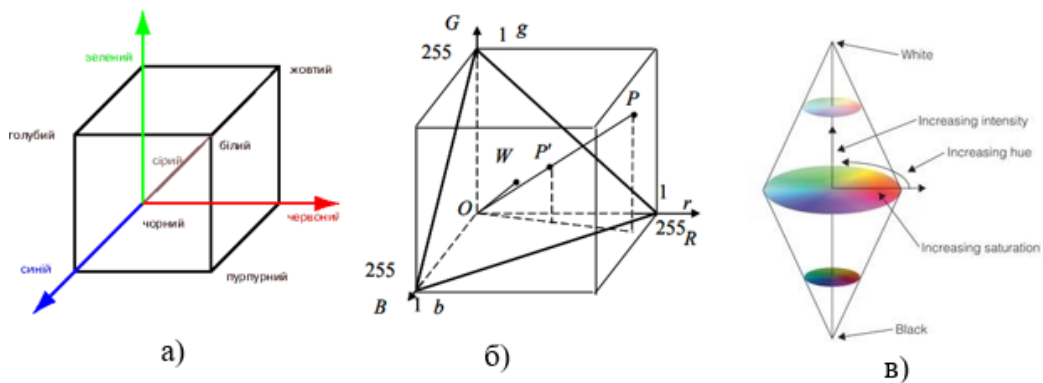
Кольорові цифрові зображення мають три площини зображення, кожна з яких відповідає одному основному кольору: червоний (R), зелений (G) і синій (B). Площини червоного, зеленого або синього кольорів мають таку ж саму структуру, як і сірий – 256 інтенсивностей для кожного кольору.

Глибина кольору – це характеристика, яка визначає якість відтворення кольору, кількість відтінків, які можуть відображати елементи матриці

пікселів Поєднання різних інтенсивностей пікселів RGB кожен піксель зображення надає одне з $256 \times 256 \times 256 = 16777216$ різних значень кольору.

При визначенні значення пікселя кольорового зображення в місці (x,y) задають триплет: (R,G,B) наприклад $(0,255,255)$, це означає – інтенсивність червоного тін та інтенсивність зеленого і синього є тах результатом є, зображення чисто жовтого кольору. Піксель зображення буде сірим кольором коли всі основні кольори мають однакове значення інтенсивності: чорний відповідає $(R,G,B) = (0,0,0)$, білий – $(R,G,B) = (255, 255, 255)$, інтенсивність сірого $(R,G,B) = (125, 125, 125)$ [13, 14].

Кольоровий простір RGB може бути схематично показано кольоровим кубом (рис. 4.2.а, 4.2.б) та подвійним конусом HSI (рис. 4.2.в).



а) кольоровий куб RGB;

б) куб RGB;

в) HSI

Рисунок 4.2 – Моделі кольорового простору

Час обробки кольорових зображень в три рази більше ніж чорно-білого, тому зрозуміло, що системи кольорового цифрового відео є більше складними та дорожче.

Для зображень із кольоровою картою потрібен той самий простір пам'яті, що й зображення рівня сірого зображення. У зображеннях істинного кольору кожне значення пікселя задається RGB- триплетом, а в кольорових

картах – індексом палітри (номер палітри) [7].

4.2 Аналіз градієнтних методів заснованих на згортці зображення з маскою оператором з центром у точці з координатами x та y

Модель формування градієнта інтенсивності. Вхідне зображення Вхідное изображение передбачається розглядати як матрицю A , елементами якої є значення яскравості пікселів, розміром $M \times N$. Передбачається використовувати 8-бітний формат Grayscale (відтінки сірого). Для випадку $24x$ або $32x$ – бітного зображення здійснюється видалення кольорового фону, що відовідає за його положення в спектрі для перетворення в півтоновий формат.

Формула для здійснення такого перетворення з використанням значень кожного з каналів R,G,B [1]:

$$A_{ij} = [0,2989 * R_{ij} + 0,5870 * G_{ij} + 0,1140 * B_{ij}] \quad (4.1)$$

Припустимо $Z=f(x,y)$ є дискретною функцією розподілення яскравості зображення A . Де X – є стовпчики, а Y – строки у матриці зображення. необхідно знайти напрямок найбільшого зростання яскравості та величину її зміни в цьому напрямку, взнати на скільки різко або на скільки плавно змінюється яскравість в кожній точці, це означає визначити, чи знаходиться точка на границі.

Надалі ми говоримо про похідній функції яскравості $f(x,y)$, що є характеристикою швидкості її зміни у кожній точці [2].

Якщо $M_0(x_0,y_0)$ є точка з області визначення функції що розглядається, тоді вектор r показує напрям зростання функції. Вектор r задається кутом між ним та однією з вісей OX або OY (рис.4.3).

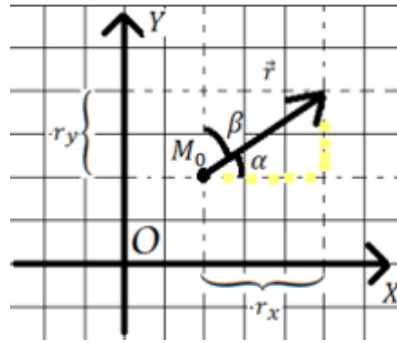


Рисунок 4.3– Вектор зростання функції що проходить через точку M_0

Ліміт відношення $\frac{\Delta f}{\Delta r}$ при $\Delta r \rightarrow 0$ зветься похідною $f(x, y)$ в точці M_0 в напрямку r , тобто є $\lim_{\Delta r \rightarrow 0} \frac{\Delta f}{\Delta r}$.

Вектор що показує напрямок найшвидшого зростання деякої величини, зветься градієнтом функції $f(x, y)$.

$$\Delta f = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right), \quad (4.2)$$

де $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}$ – часткові похідні першого порядку.

Формула для знаходження градієнта функції $f(x, y)$ в точці M_0 :

$$\left(\frac{\partial f}{\partial r} \right)_{M_0} = \cos \alpha * \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)_{M_0} + \cos \beta * \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)_{M_0} \quad (4.3)$$

Де $\cos \alpha, \cos \beta$ - направляючі косинуси $\vec{r}(r_x, r_y)$, що обчислюються за формулами :

$$\cos \alpha = \frac{r_x}{|\vec{r}|}, \quad (4.4)$$

$$\cos \beta = \frac{r_y}{|\vec{r}|}, \quad (4.5)$$

Значення модуля вектору r обчислюється за формулою:

$$|\bar{r}| = \sqrt{r_x^2 + r_y^2}, \quad (4.6)$$

Таким чином, r_x та r_y – складові градієнта по вісях ОХ та ОУ. Для практичних завдань для знаходження напрямку вектору градієнта, назвемо його γ , використовують тангенс кута нахилу вектора r та вісі ОХ, $tg(\gamma) = \frac{r_y}{r_x}$. Тоді напрям вектору можна знайти за формулою

$$\gamma = \arctg\left(\frac{r_y}{r_x}\right). \quad (4.7)$$

4.3 Кінцево-різнісна апроксимація градієнта

Метод кінцевих різниць поміж сусідніми пікселями, суть його полягає в тому, що область суцільної(безперервного) зміни аргументу змінюють на кінцеву (дискретну) множину точок (вузлів). Замість функції безперервного аргументу розглядають функції визначені тільки в вузлах сітки [3]. Кінцевою різницею 1-го порядку звать різницю між двома сусідніми значеннями функції f в вузлах інтерполяції:

$$\begin{aligned} \Delta z_k &= z_{k+1} - z_k \approx f(x_{k+1}) - f(x_k), \\ k &= \overline{0, n-1}. \end{aligned} \quad (4.8)$$

Кінцевою різницею 2-го порядку звать різницю між двома сусідніми кінцевими різницями вузлах 1-го порядку (9).

$$\begin{aligned} \Delta^2 z_k &= \Delta z_{k+1} - \Delta z_k \approx f(x_{k+2}) - 2 * f(x_{k+1}) + f(x_k), \\ k &= \overline{0, n-2}. \end{aligned} \quad (4.9)$$

Відповідно для кінцевої різниці 1-го порядку формули для знаходження координат градієнта виглядають так:

$$r_x = \frac{\partial f}{\partial x} \approx f(x + 1, y) - f(x, y), \quad (4.10)$$

$$r_y = \frac{\partial f}{\partial y} \approx f(x, y + 1) - f(x, y), \quad (4.11)$$

Для кінцевої різниці другого порядку, що забезпечує більш точну апроксимацію значення похідної в точці, формули для знаходження координат градієнта такі :

$$r_x = \frac{\partial f}{\partial x} \approx f(i + 2, j) - 2 * f(i + 1, j) + f(i, j), \quad (4.12)$$

$$r_y = \frac{\partial f}{\partial y} \approx f(i + 2, j) - 2 * f(i + 1, j) + f(i, j). \quad (4.13)$$

Аналіз градієнтних методів заснований на згортанні зображення. Підхід що на згортці вихідного зображення з маскою (оператором) з центром у точці з координатами x, y .

Приклад маски розміром 3x3:

$$H = \begin{matrix} f_{00} & f_{10} & f_{20} \\ f_{01} & f_{11} & f_{21}, \\ f_{02} & f_{12} & f_{22} \end{matrix} \quad (4.14)$$

Згорткою є операція обчислення нового значення поточного пікселя , що враховує значення пікселів, таких що його оточують. Для обчислення значення використовується матриця – ядро згортки. Ядро згортки є Матриця $n \times m$, де n – число строк, а m – число стовпців.

Центр ядра згортки є центральним елементом, що суміщується з пікселем що розглядають у вхідному зображенні. Далі обчислюється сума, де

доданки є добутком значення комірки ядра H , що накриває даний піксель, і відповідно значення яскравості пікселів A_{ij} .

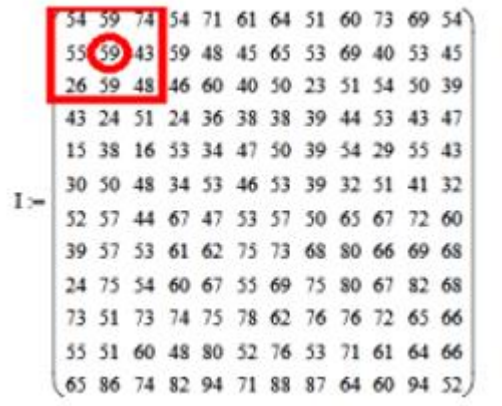


Рисунок 4.4 – Принцип обчислення градієнта зображення

Фрагмент зображення 3×3 з координатами у центрі пікселя x, y , тоді складові градієнта з використанням маски обчислюються за формулами :

$$r_x = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 A_{x+i,y+j} * H_{X_{i+1,j+1}}, \quad (4.15)$$

$$r_y = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 A_{x+i,y+j} * H_{Y_{i+1,j+1}}, \quad (4.16)$$

Розглянемо оператори обчислення, що дозволяють за допомогою масок обчислити наближене значення градієнта яскравості зображення у конкретній точці.

Оператор Робертса є одним з ранніх алгоритмів з виявлення контурів зображення [12].

Оператор Робертса є простим обчисленням дискретного градієнта. При його побудові використовують факт, що для обчислення модуля градієнта можна використовувати похідні (різниці) в будь яких двох взаємно перпендикулярних напрямленнях. В операторі Робертса беруться діагональні різниці :

$$\frac{\partial f}{\partial x} \approx f(i, j) - f(i + 1, j + 1), \quad (4.17)$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} \approx f(i + 1, j) - f(i, j + 1), \quad (4.18)$$

$$H_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (4.19)$$

$$H_y = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad (4.20)$$

Оператор Прюїтт [11]. Основною ідеєю є поняття центральної різницевої і центральної похідної :

$$\frac{\partial f}{\partial x} \approx \frac{f(i+1, j) - f(i-1, j)}{2}, \quad (4.21)$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} \approx \frac{f(i, j+1) - f(i, j-1)}{2}, \quad (4.22)$$

Даний метод є більше завадозахищеним, ніж оператор Робертса. Розглянемо розташування пікселів коло центрального f_{ij} як показано в виразі :

$$\begin{matrix} f_0 & f_1 & f_2 \\ f_7 & f_{ij} & f_3, \\ f_6 & f_5 & f_4 \end{matrix} \quad (4.23)$$

Часткові похідні обчислюються як :

$$r_x = (f_2 + c * f_3 + f_4) - (f_0 + c * f_7 + f_6), \quad (4.24)$$

$$r_y = (f_6 + c * f_5 + f_4) - (f_0 + c * f_1 + f_2), \quad (4.25)$$

Константа C у наведених виразах означає що, акцент робиться на пікселях, що розташовані ближче до центру маски r_x та r_y .

Встановивши $C=1$, маска оператора Прюїтт отримується як:

$$H_x = \begin{matrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{matrix}, \quad (4.26)$$

$$H_y = \begin{matrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{matrix}, \quad (4.27)$$

Похідна в точці – є $1/3$ від суми різниці між сусідями в своїй строчці, на строчку вище та нижче, або у трьох стовпчиках – своєму, в стовпці зліва та стовпці праворуч.

Оператор Собеля. Даний оператор спирається на центральну різнісну похідну, але при усередненні дає однако при усреднении дает більше ваги центральним пікселям [12]. Встановивши $C=2$, часткові похідні обчислюються як:

$$r_x = (f_2 + 2 * f_3 + f_4) - (f_0 + 2 * f_7 + f_6), \quad (4.28)$$

$$r_x = (f_6 + 2 * f_5 + f_4) - (f_0 + 2 * f_1 + f_2), \quad (4.29)$$

Маску оператора Собеля отримано як:

$$H_x = \begin{matrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{matrix}, \quad (4.30)$$

$$H_y = \begin{matrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{matrix}, \quad (4.31)$$

Оператор Шарра, запропонований Ханно Шарр (Німеччина) у своїй роботі визначив покращене ядро пошуку значення та напрямлення градієнта, що спирається на центральну різницю, причому значення коефіцієнтів крайових пікселів збільшується в 3 рази, а центральних - в 10 разів [13].

$$r_x = (3 * f_2 + 10 * f_3 + 3 * f_4) - (3 * f_0 + 10 * f_7 + 3f_6), \quad (4.32)$$

$$r_y = (3 * f_6 + 10 * f_5 + 3 * f_4) - (3 * f_0 + 10 * f_1 + 3f_2), \quad (4.33)$$

Маска оператора Шарра отримується як матриця згортки :

$$H_x = \begin{matrix} -3 & 0 & +3 \\ -10 & 0 & +10, \\ -10 & 0 & +10 \end{matrix} \quad (4.34)$$

$$H_y = \begin{matrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0, \\ +3 & +10 & +3 \end{matrix} \quad (4.35)$$

Чисельний експеримент. Пусть дано зображення А (рис. 4.2). необхідно розрахувати значення градієнтів та його напрямку. Розглянемо обчислення градієнта пікселя виділеного (рис.4.5).

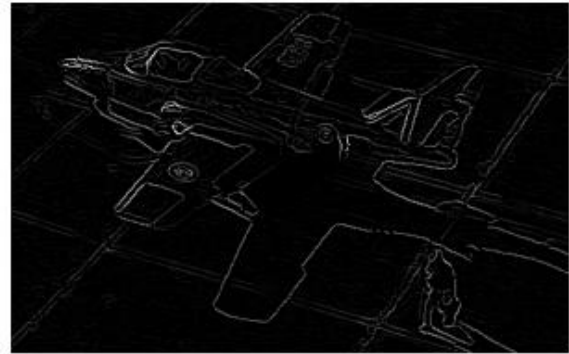
64	50	46	33	39
64	57	53	32	34
65	48	53	51	45
68	58	52	32	44
62	48	52	41	38

Рисунок 4.5 – Підматриці яскравостей пікселів зображення

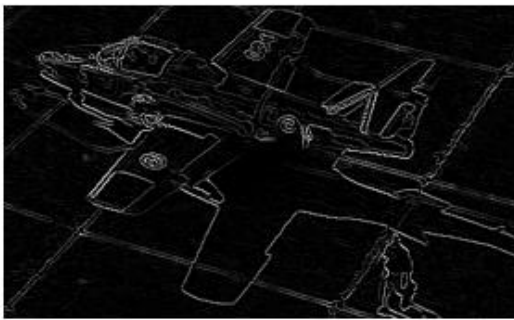
Аналіз зображень різними градієнтними методами показано на рисунку 4.6. Отримані результати аналізу зведено у таблицю 4.1 для наочного порівняння значень параметрів методів виділення контурів.



Вихідне зображення



Зображення контуру Оператора Собеля



Зображення контуру Оператора Робертса



Зображення контуру Оператора Прюїтта



Метод кінцевих різниць 1-го та 2-го порядку



Зображення контуру Оператора Шарпа

Рисунок 4.6 – Аналіз зображень різними градієнтними методами

Таблиця 4.1 – Аналіз зображення градієнтними методами

Назва методу	Значення градієнта	Напрямок градієнта	
		радіани	градуси
Метод кінцевих різниць 1-го п	2,24	-2,68	153 або 207
Метод кінцевих різниць 2-го п	4,12	2,90	166
Оператор Робертса	21,38	1,76	101
Оператор Прюїтт	48,00	3,14	180
Оператор Собеля	45,01	-3,12	-179 або 181
Оператор Шарра	123,20	-3,08	-177 або 183

4.4 Модель системи машинного розпізнавання об'єкта у просторі

На основі аналізу операторів визначення контурів зображення та правил виділення ознак розроблено алгоритм визначення контурів об'єкта у повітрі. Схему методу представлено на рисунку 4.7.

Та функціональну схему можливого варіанту системи (рис.4.6). Структура, показує компоненти до системи: основним важливим і в той самий час проблемним є візирний пристрій (камера). Камера елемент, який отримує зображення з поля зору. Вимоги до камери висока роздільна здатність для точного визначення контурів зображення. Підтримка зв'язку, USB, Ethernet або інші стандарти; можливість роботи в умовах недостатнього освітлення (при потребі можливість додати ІЧ-підсвічування).

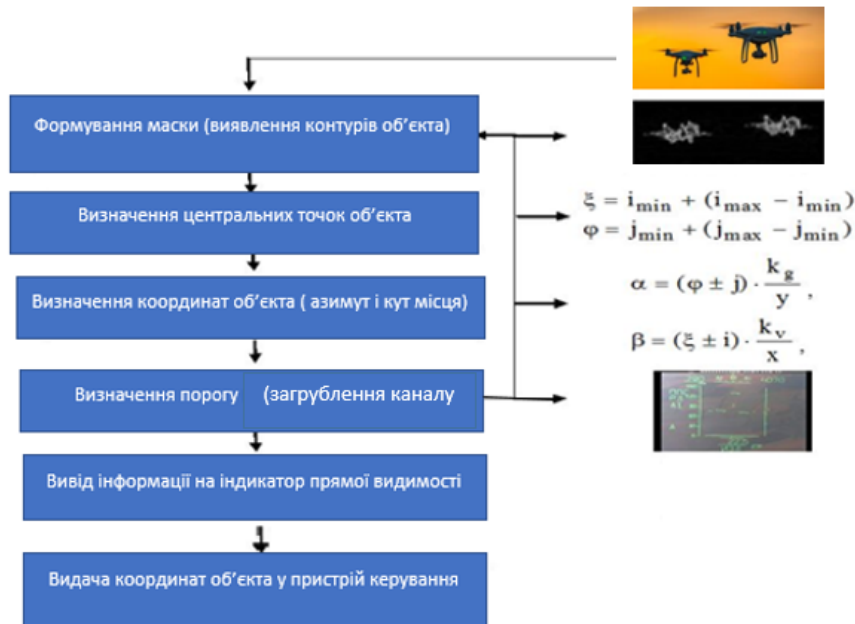


Рисунок 4.7– Схема методу розпізнавання



Рисунок 4.8 – Структурна схема варіанту системи .

4.5 Моделювання системи автоматичного виявлення об'єкта у просторі

Вибір мови програмування C++ та методології об'єктно-орієнтованого підходу означено рядом переваг при реалізації програмної системи.

Принципова структура такої системи, у вигляді модулів, зручна для організації обміну інформацією між програмними частинами системи і є можливість адоптації програмної системи під зміни додаткових параметрів ознак об'єктів.

Структура системи обробки зображень при розпізнаванні об'єкта виглядає так (рис. 4.7) [16].

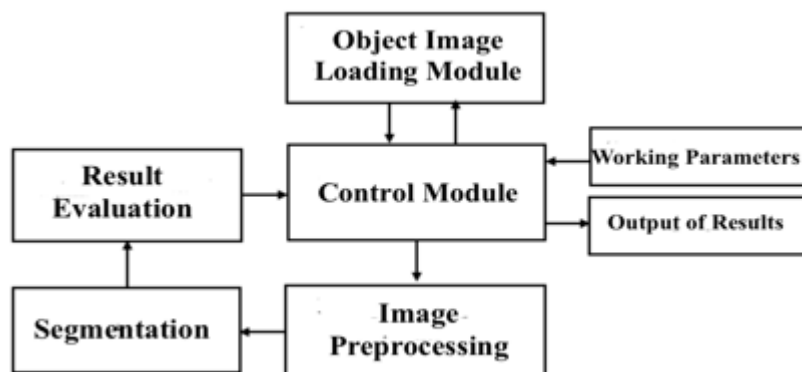


Рисунок 4.9 – Структура системи обробки зображень при розпізнаванні

4.6 Висновки розділу

Дискретні оператори Собеля Прюїтт спираються на поняття центральної різниці і зображення отримане з їх допомогою є вектором градієнта яскравості у цій точці, або його норма. Їх частіше за інші використовують для виділення контурів. Однак у порівнянні з оператором Прюїтта вага оператора Собеля його центральних пікселів збільшується вдвічі.

ВИСНОВКИ

В кваліфікаційній роботі розглянуто моделі та методи машинного розпізнавання об'єктів у повітряному просторі

Наукова новизна одержаних результатів наступна:

Запропановано синтез методу виділення контурів об'єкта, який може бути використаний в системах ідентифікації для розпізнавання об'єктів на цифровому зображенні при використанні градієнтних методів виділення контурів на фоні однорідних областей .

Продемонстровано переваги методу оператора Собеля і Прюїтт у порівнянні операторами Робертса, та Шарра, та методу кінцевих різниць 1-го та 2-го порядків, а також показано точності обчислення градієнта та здатності його протистояти шумовим перешкодам.

У якості практичних результатів можна виділити розробку структурної схеми апаратної реалізації, викладено методику знаходження центра об'єкта за його контуром і подальшого розрахунку його кутових координат.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи. За результатами наукових досліджень було опубліковано тези доповіді» з обговоренням на конференції : Collection of Scientific Papers "International Scientific Unity" (190): with the Proceedings of the 1 International Scientific and Practical Conference «Modern Trends in the Development of Economy, Technology and Industry» (January 15-17, 2025) at Toronto, Canada Дата публікації: 2025-01-15

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Аналіз методів розпізнавання об'єктів на зображенні
https://library.ztu.edu.ua/e-copies/VISNUK/91_I/146.pdf (дата звернення: 22.01.2025)
2. Гонсалес Р.С. Числова обробка зображень / Р.С. Гонсалес, С.Л. Еддинс. – Москва: Техносфера, 2005. – 680 с. – ISBN 5-94836-028-8
3. Претт У.К. Цифровая обработка изображений. – М. : Мир, 1982. – 792с.
4. Олдендерфер М. С. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ: пер. с англ.; под. ред. И. С. Енюкова / М. С. Олдендерфер, Р. К. Блэшфилд. – М. : Финансы и статистика, 1989. – 215 с. ISBN 5-279-00247
http://lib.yasu.am/open_books/160001.pdf (дата звернення: 10.10.2024)
5. Довбиш А. С. Основи теорії розпізнавання образів : навч. посіб. : у 2 ч. / А. С. Довбиш, І. В. Шелехов. – Суми : Сумський державний університет, 2015. – Ч. 1. – 109 с. ISBN 987-966-657-596-1 ISBN 987-966-657-597-8 (частина1).
<http://kist.ntu.edu.ua/textPhD/tro2.pdf>
6. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие: Общий подход на основе принципа минимальной длины описания. – СПб. : Политехника, 2011. – 548 с. ISBN 5-7325-0881-3.
https://books.google.com.ua/books?id=dVtCDwAAQBAJ&pg=PA3&hl=ru&source=gbs_selected_pages&cad=1#v=onepage&q&f=false
7. Гонсалес Р., Цифровая обработка изображений в среде Matlab /Р. Гонсалес, Р. Вудс , С. Эддинс. – М. : Техносфера, 2006. – 616 с. ISBN 5-94836-092-X
8. Класифікація моделей комп'ютерної обробки зображень
https://nmetau.edu.ua/file/07_7.5_lbr_gr_rbr_.pdf

9. Сирота А. А. Методи та алгоритми аналізу даних та їх моделювання у MATLAB: навчальний посібник – СПб.: БХВ-Петербург, 2016. - 348с.

10. Методи компьютерной обработки изображений / Под ред. В.А. Сойфера – 2 изд., – Москва: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 784 с.

<https://cyberleninka.ru/article/n/metody-kompyuternoy-obrabotki-izobrazheniy-pod-red-v-a-soyfera-moskva-fizmatlit-2001-784-s-tirazh-1000-ekz/viewer> дата звернення 25.01.25)

11. Prewitt J.M.S. Object enhancement and extraction // Picture Processing and Psychopictorics, B. Lipkin and A. Rosenfeld, Eds., New York: Academic Press, 1970.

<https://web.eecs.utk.edu/~hqi/ece472-572/reference/edge-Prewitt70.pdf>

12. Sobel I., Feldman G. A 3x3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing // Pattern Classification and Scene Analysis, R. Duda and P. Hart, Eds., pp. 271–272, John Wiley & Sons, 1968

https://www.researchgate.net/publication/285159837_A_33_isotropic_gradient_operator_for_image_processing

13. Scharr H. Optimal Operators in Digital Image Processing, U. Heidelberg, 2000. - <http://www.worldcat.org/title/optimal-operators-in-digital-image-processing/>

МОЙ https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-69866-1_2

14. Процедури машинної графіки. Афінні перетворення

https://web.posibnyky.vntu.edu.ua/fitki/8romanyuk_komp_grafika/zmg1/zmg/21.htm (дата звернення: 22.01.2025).

15. Bradski G. Learning OpenCV - Computer Vision with the OpenCV Library / G. Bradski., 2018 – 580 с.

16 Collection of Scientific Papers "International Scientific Unity" (190): with the Proceedings of the 1 International Scientific and Practical Conference «Modern Trends in the Development of Economy, Technology and Industry» (January 15-17, 2025) at Toronto, Canada Дата публікації: 2025-01-15

<https://isu-conference.com/modern-trends-in-the-development-of-economy-technology-and-industry>