

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)
(рівень вищої освіти)

Методи використання машинного розпізнавання для виявлення
протиправних об'єктів моніторингу
(тема)

Виконав: студент 2 курсу, групи СКСм-21-1

Кузнєцов В.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 Ст. викл. Рожнова Т.Г.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту
Зав. кафедри

(підпис)

Чумаченко С.В.
(прізвище, ініціали)

20 22 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 _____
(шифр і назва)

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

Освітня програма _____ Спеціалізовані комп'ютерні системи _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« 12 » грудня 20 22 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

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

1. Тема роботи _____ Методи використання машинного розпізнавання для
протиправних об'єктів моніторингу
Methods for Using Machine Recognition to Identify Illegal Objects of Monitoring

затверджена наказом по університету від « 14 » листопада 2022 р. № 1478Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _ 15 _ 12 _ 20 22 _ р.

3. Вихідні дані до роботи _____

Характеристики існуючих об'єктів моніторингу,
Зразки статичних зображень для визначених оптичних сенсорів

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

Аналіз методів визначення об'єкта у повітряному просторі;

Аналіз методів розпізнавання зображення;

Провести дослідження на основі розробленої моделі системи

виявлення об'єктів протиправного моніторингу

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) 12 слайдів у форматі .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

7. Дата видачі завдання 1.09.2022

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної області	15.09.2022	
2	Аналіз джерел за темою роботи	30.09.2022	
3	Розробка моделі системи	15.11.2022	
4	Проведення досліджень з моделлю	15.11.2022	
5	Оформлення роботи	05.12.2022	
6	Попередній захист	7.12.2022	
7	Рецензування роботи	12.12.2022	
8	Захист кваліфікаційної роботи	16.12.2022	

Студент  _____
(підпис)

Керівник роботи  _____
(підпис)

Ст. викл. Рожнова Т.Г.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить 63 сторінки, 27 рисунків, 4 таблиці та 20 джерел за переліком посилань.

КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, ОПЕРАТОР СОБЕЛЯ, ОБ'ЄКТ ПРОТИПРАВНОГО МОНІТОРИНГУ, МОДЕЛЬ, ГРАДІЄНТНІ МЕТОДИ.

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження методів машинного розпізнавання для виявлення протиправних об'єктів моніторингу та розробка моделі системи виявлення об'єктів моніторингу та визначення їх координат.

Предметом дослідження є існуючі методи машинного розпізнавання об'єктів на фоні однорідних областей.

Об'єкт дослідження – процеси підвищення ефективності градієнтних методів машинного розпізнавання об'єктів

Проведено аналіз методів виявлення об'єктів протиправного моніторингу та градієнтних методів виявлення контурів.

Сформульовані правила для визначення кутових координат об'єктів.

Розроблена модель системи виявлення об'єктів протиправного моніторингу та визначення їх координат.

ABSTRACT

The explanatory note contains:: 63pages, 27 figures, 4 tables and 20 sources.

COMPUTER VISION, SOBEL OPERATOR, OBJECT OF ILLEGAL MONITORING, MODEL, GRADIENT METHODS.

The purpose of the work is the analysis of machine recognition methods for detecting illegal monitoring objects and the development of a system model for detecting illegal monitoring objects and determining their coordinates.

The direction of research is formulated - detection of monitoring objects in the optical range.

The subject of the research is the existing methods of machine recognition of objects against the background of homogeneous areas.

The object of research is the process of improving the efficiency of gradient methods of machine object recognition

An analysis of methods of detecting objects of illegal monitoring. An analysis of the existing gradient contour detection methods was carried out.

Formulated rules for determining the angular coordinates of detected objects.

A model of the system for detecting objects of illegal monitoring and determining their coordinates has been developed.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ.....	7
ВСТУП	8
1 ТЕХНОЛОГІЇ ОТРИМАННЯ ІНФОРМАЦІЇ ПРО ОБ'ЄКТ У ПРОСТОРИ	10
1.1 Постановка завдання	11
1.2 Система моніторингу повітряного простору	12
1.3 Отримання інформації за допомогою ЛС.....	13
2 МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ.....	17
2.1 Класифікація цифрових зображень та їх характеристики	17
2.2 Методи обробки та опису цифрових зображень.....	28
3 МЕТОДИ МАШИННОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ	37
3.1 Оператори виділення контурів зображення.....	40
3.2 Використання оператора Канни.....	41
3.3 Використання оператор Робертса	43
3.4 Використання оператора Прюїтта	45
3.5 Використання оператора Собеля	46
4 РОЗРОБКА СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТА МОНІТОРИНГУ	51
4.1 Розробка методу машинного розпізнавання об'єкту моніторингу ...	51
4.2 Дослідження характеристик модернізованої системи.....	55
4.3 Моделювання системи виявлення об'єкта моніторингу.....	57
ВИСНОВКИ.....	62
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	64
Додаток А.....	66
Додаток Б.....	72
Додаток В.....	74

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- FAIR – Експерти Facebook AI Research;
- NTSC – Американський Національний комітет телевізійної системи;
- PAL – Європейський PAL (Phase Alternation Line);
- RGB – Відеовихід кольорової камери
- VBS – Сигнал (люмінесценція, кольоровість та синхронізація)
- ТХ – Технічні характеристики;
- ЕМС – Електромагнітний спектр;
- КП – Керуючий пристрій;
- ЛС – Локаційна станція ;
- ПЗС – Пристрій зарядового зв'язку, твердотільні датчики ;
- ТХ – Технічні характеристики;
- ЦК – Цифровий комп'ютер.

ВСТУП

На сучасному етапі розвитку технологій спеціалізованих систем приділяється велика увага системам, які використовують машинний зір як основне джерело інформації. Уже зараз розпізнавання образів широко увійшло у повсякденну практику і є одним з найбільш нагальних знань сучасної інженерії. Це обумовлено необхідністю автоматизації та роботизації процесів у промисловості, науці, а також у медицині та побуті [1,2]. Прикладами застосування таких систем можуть служити: біометрична ідентифікація, відеоспостереження, автономні транспортні системи, індексація зображень та відео у базах даних з урахуванням їх вмісту тощо. Також масове поширення мобільних телефонів, оснащених фото- та відеокамерами, доступність комп'ютерів зі значними обчислювальними потужностями призвело до стрімкого розвитку комп'ютерного зору.

Комп'ютерний зір – теорія та технологія створення програм та машин, які можуть проводити виявлення, стеження та класифікацію об'єктів. Основним змістом комп'ютерного зору є добування інформації із зображень або їх послідовності. Перспективи розвитку, зокрема проектування комп'ютерів п'ятого покоління, здатних до більш безпосереднього спілкування з людиною на природних мовах і для людей за допомогою мови, неможливі без розпізнавання образів, голосу [1,4].

Теорії штучних систем управління, робототехніки, що містять життєво важливі підсистеми систем розпізнавання. До розвитку теорії розпізнавання образів з самого початку було прикуто чимало уваги з боку фахівців самого різного профілю – кібернетики, матеріалознавства, нейрофізіології, психології, математики, економіки і т. ін. [2].

В подальшому математичний апарат теорії розпізнавання розширився за рахунок застосування:

- розділів прикладної математики;
- теорії інформації;
- методів алгебри логіки;
- математичного програмування та схемотехніки.

В результаті розвитку даної галузі призвело до використання розпізнавальних пристроїв, що можуть підвищувати, наприклад, ефективність систем зв'язку, розпізнаючи сигнали в шумах, допомагають встановлювати об'єктивний діагноз захворювань, дають можливість здійснювати автоматичний контроль складних спеціалізованих технічних систем.

Отже виявлення або розпізнавання об'єктів – це комп'ютерна технологія, пов'язана з комп'ютерним зором та обробкою зображень, що займається виявленням випадків семантичних об'єктів певного класу, наприклад, людей, будівель чи БПЛА у цифрових зображеннях.

В даній роботі освітлюється підтема комп'ютерного зору – розпізнавання об'єктів, а саме виявлення протиправних об'єктів моніторингу з використанням методів машинного розпізнавання об'єктів на фоні однорідних областей.

Актуальність теми полягає в тому, що із розповсюдженням та доступністю безпілотних об'єктів моніторингу, що використовуються для протиправного збору інформації, порушення території володінь, бізнес об'єктів та об'єктів критичної інфраструктури стає питання своєчасного виявлення та розпізнавання таких об'єктів. Тому тема кваліфікаційної роботи, що пов'язана з аналізом методів машинного розпізнавання для виявлення об'єктів моніторингу, а також розробкою моделі системи виявлення об'єктів моніторингу та визначення їх координат є актуальною.

1 ТЕХНОЛОГІЇ ОТРИМАННЯ ІНФОРМАЦІЇ ПРО ОБ'ЄКТ У ПРОСТОРИ

На даний час воєнного конфлікту, актуальним є питання як виявлення об'єктів моніторингу, таких як БПЛА або літак, так і можливо знищення таких апаратів у повітрі. Це не можливо без застосування систем спостереження за повітряним простором. Це питання вимагає вирішення декількох завдань при виявленні об'єктів порушників:

- виявлення швидкої зміни повітряної обстановки, яка характеризується постійною зміною азимута та кута місця об'єкту порушника;
- необхідність після попадання с систему захвату об'єкта розпізнати, одночасно отримати чіткі контури цього об'єкту.

При розв'язанні цих завдань існує обмеження на дальність перехвату об'єкта. Тому постає питання у модернізації наявних систем захвату об'єкта у повітряному просторі для своєчасного виявлення протиправних об'єктів моніторингу, будь то БПЛА або літак.

Як уже зазначено вище, у повсякденному житті постійно вирішуються, часто несвідомо, задачі розпізнавання різноманітних ситуацій, слухових і зорових образів. Існуюча теорія розпізнавання образів говорить, що вирішення цих проблем на комп'ютері повинно у загальних рисах моделювати хід мислення людини. Найбільш відомою спробою розв'язання такого бачення проблеми було відоме дослідження Ф. Розенблатта за допомогою перцептрону [3].

Інтерес до методів машинного розпізнавання об'єктів та методів цифрової обробки зображень виходячи з основних сфер його застосування є такими:

- удосконалення графічної інформації для людського сприйняття ;
- обробка даних зображень для завдань зберігання, передачі та вилучення інформації про зображення [4].

Область цифрової обробки зображень відноситься до обробки цифрових

зображень за допомогою цифрового комп'ютера.

Цифрове зображення складається з кінцевої кількості елементів, кожен з елементів має однозначне розташування та значення. Такі елементи називають елементами зображення, пікселями. Піксель використовується для позначення елементів цифрового зображення. Зір людини обмежений візуальним діапазоном електромагнітного (ЕМ) спектру, на відміну від нас, машини для обробки зображень охоплюють майже весь спектр ЕМ, від гамма- до радіохвиль. ЕОМ можуть оперувати зображеннями, що створені джерелами ультразвуку, електронної мікроскопії зображення, тощо.

Важко зрозуміти в теперішній час, де зупиняється обробка зображень і починаються аналіз зображень і комп'ютерний зір. Область аналізу зображень знаходиться між обробкою зображень та комп'ютерним баченням.

Однією з найскладніших задач, яка постає, є задача розділення зображення на окремі складові частини об'єкту. Така задача одночасно і дуже проста, і дуже складна. Точність розв'язання її залежить від того наскільки складне зображення було обране для сегментації, наскільки об'єкти на зображенні є подібними один до одного та наскільки границя між ними є невизначеною, який алгоритм сегментації обрано [3,4].

1.1 Постановка завдання

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження методів машинного розпізнавання для виявлення протиправних об'єктів моніторингу і розробка моделі системи визначення об'єктів та їх координат.

Для досягнення цієї мети необхідно розв'язати такі завдання:

- сформулювати напрямок дослідження, як виявлення об'єктів моніторингу в оптичному діапазоні;
- провести аналіз методів виявлення об'єктів незаконного моніторингу в різних діапазонах;

- проаналізувати існуючі методи виявлення контурів зображення об'єкту;
- визначити правила для визначення кутових координат об'єктів.

Отже об'єктом дослідження в роботі є процеси підвищення ефективності градієнтних методів машинного розпізнавання об'єктів .

1.2 Система моніторингу повітряного простору

Система моніторингу повітряного простору (система моніторингу) призначена для спостереження за повітряним, надводним та наземним простором з метою запобігання незаконній імміграції, контрабанді, несанкціонованому видобутку біоресурсів, порушення прикордонного режиму та правил судноплавства, терористичних операцій. Система моніторингу дозволяє автоматично супроводжувати до 500 об'єктів спостереження : 200 повітряних, 100 наземних рухомих, 100 надводних об'єктів. Зазначені співвідношення можна оперативнo змінювати. Крім цього забезпечується збір, обробка, зберігання даних про об'єкти спостереження та виявлення порушень правил використання повітряного простору [5, 6].

Система моніторингу включає (рис. 1.1):

- засоби розвідки;
- комплекси засобів автоматизованого та автоматичного збору та обробки інформації;
- засоби зв'язку та комунікації.

Основним елементом системи моніторингу [5] є центр обробки інформації (ЦОІ) який забезпечує:

- керування системою;
- моніторинг повітряного простору, наземного та надводного простору;
- видачу інформації споживачам; відображення повітряної, наземної та надводної обстановки;
- тренування посадових осіб ПЦОІ (операторів);

- документування, прийом та передача даних (інформації);
- захист інформації;
- адміністративне управління.

Система моніторингу може бути використана для захисту прибережних територій та морських акваторій, адміністративних та промислових критично важливих об'єктів

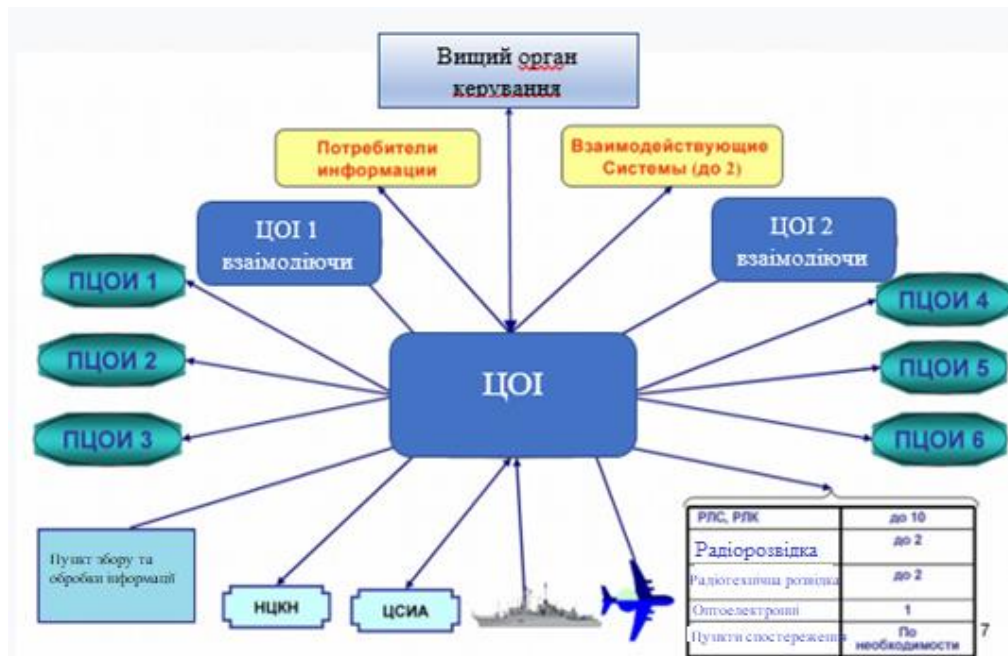


Рисунок 1.1 – Склад системи моніторингу простору

1.3 Отримання інформації за допомогою ЛС

Останнім часом варіантом вирішення завдання отримання координат об'єкта у повітрі у інфрачервоному діапазоні є варіант за допомогою ЛС (квантова оптико-локаційна станція) (рис.1.2). ЛС призначена для пошуку, виявлення, захоплення та автосупроводу об'єкта по його тепловому випромінюванню в інфрачервоному спектрі; виміру кутових координат об'єкта у повітрі, а також визначення дальності відстані до об'єкта-порушника [7].



Рисунок 1.2 – Зовнішній вигляд ЛС

Сканування простору відбувається за так званою схемою «змійка», що показано на рисунку 1.3.

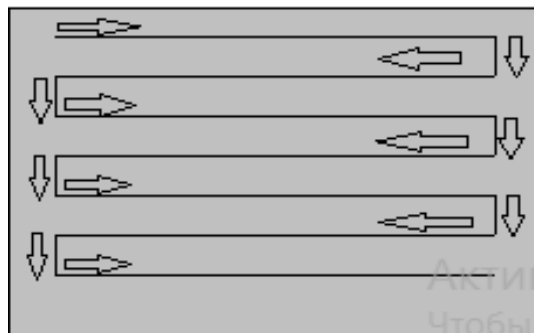


Рисунок 1.3 – Схема сканування простору за допомогою ЛС

Вимірює кутові координати лінії візування об'єкта і абсолютні кутові швидкості лінії візування, а також дальність до об'єкта в момент огляду (зондування) повітряного простору .

ЛС [7] може бути використана в умовах оптичної видимості, а також при наявності застосованих перешкод, складається:

- візирної головки;
- блоку слідкуючих систем ;
- блоку електроніки .

Кут місця у системи координат визначається як кут між горизонтальною віссю пристрою та напрямом на об'єкт у вертикальній площині (рис. 1.4). наведено приклад визначення кута місця об'єкта у повітряному просторі.

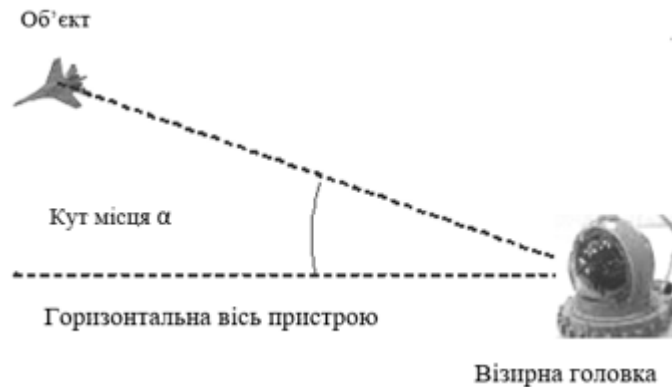


Рисунок 1.4 – Визначення кута місця об'єкта

Азимут повітряного об'єкта визначається як кут між віссю пристрою та напрямом на об'єкт у вертикальній площині (рис. 1.5).



Рисунок 1.5 – Визначення азимуту об'єкта

У таблиці 1.1 наведено основні технічні характеристики ЛС для забезпечення виявлення та супроводження повітряних об'єктів.

Проаналізувавши дані наведені в таблиці 1.1 можна зробити висновок, що дані характеристики в неповністю відповідають умовам для виявлення об'єкта, при цьому час переходу в режим супроводу може приймати значення до 1,5 с., Такі недоліки пов'язані з особливостями функціонування ЛС, а саме із механічним відхиленням дзеркала.

Таблиця 1.1 – Основні технічні характеристики ЛС

№з/п	Технічні характеристики	Кут/відстань огляду
1.	Зона огляду :	
	- у режимі огляд великого поля	
	по азимуту	$\pm 30^\circ$
	по куту місця	$\pm 15^\circ$
	- у режимі огляд малого поля	
	по азимуту	$\pm 15^\circ$
	по куту місця	$\pm 15^\circ$
2.	Максимальна дальність виявлення об'єкта	$\geq 15\text{км}$
3.	Максимальна дальність захоплення об'єкта	$\geq 8-10\text{км}$
4.	Максимальна дальність автоматичного захоплення	$\geq 15\text{км}$
5.	Максимальна дальність вимірювання об'єкта	$\geq 3\text{км}$
6.	Мінімальна дальність автосупроводження	200м
7.	Тривалість циклу огляду:	
	- великого поля	2.5с
	- малого поля	1.5с

Тому є необхідність покращення характеристик пристроїв та методів для виявлення повітряних об'єктів моніторингу на основі використання нових підходів. Тому найбільш актуальними питаннями є:

- збільшення зони огляду простору при виявленні об'єкта;
- підвищення можливостей обладнання по виявленню об'єкта при більших відстанях;
- зменшення часу, необхідного для виявлення та захоплення об'єкта-порушника у повітрі.

2 МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Класифікація цифрових зображень та їх характеристики

Процедура отримання зображення перетворює візуальне зображення фізичного об'єкта та його внутрішні характеристики в набір числових даних, які можуть бути оброблені та проаналізовані блоком обробки системи. Отримання зображення складається з п'яти кроків:

- освітлення;
- формування та фокусування зображення;
- виявлення зображення;
- форматування аналогового електричного сигналу камери;
- оцифрування або перетворення аналогового електричного сигналу в набір числових даних, придатних для обробки в цифровому комп'ютері.

Освітленість є ключовим параметром, що впливає на якість формування цифрового зображення. Об'єкт, зображення якого необхідно аналізувати, повинен бути освітлений власним джерелом освітлення без впливу освітлення навколишнього середовища, яке здебільшого проявляється як шум у даних зображення.

Формування та фокусування зображення об'єкта фокусується на чутливому елементі відеокамери через відповідний оптичний елемент. Це може бути звичайний відео об'єктив. Найважливішими факторами, пов'язаними з оптичною системою та відеокамерою, є збільшення та глибина різкості.

Збільшення – це міра відносного розміру візуального зображення об'єкта у фізичному світі до розміру зображення, відформатованого на датчику, розташованому в площині детектора в камері. Це збільшення зазвичай називають основним збільшенням, і воно важливо для калібрування вимірювань. Збільшення відеосистеми є мірою відносного розміру об'єкта на площині

детектора та об'єкта, показаного на моніторі, а загальне збільшення є продуктом обох [12].

Глибина різкості – це простір над і під площиною об'єкта, де оптична система підтримує фокус зображення в допустимих межах. Для зміни глибини різкості зазвичай використовується регульована діафрагма камери. Чим менше отвір об'єктива, тим більша глибина різкості, але тим менша кількість світла, що передається датчику.

Виявлення зображень. Камера має електрооптичний пристрій, який перетворює електромагнітне випромінювання із зображення фізичного об'єкта в електричний сигнал, що використовується блоком цифровізації зору. Зображення фокусується лінзами на датчику в камері. Сенсорний елемент, який може бути відео трубкою або твердим сенсорним елементом стану, розташований на площині датчика, виробляє аналоговий електричний сигнал, що представляє видиме зображення [11,12].

Сьогодні в більшості випадків використовуються твердотільні датчики ПЗС (пристрій зарядового зв'язку). Вони характеризуються

- розміром діагоналі (1/3", 1/2" або 2/3"),
- кількістю елементів пікселів (як правило, 500 x 582 пікселів для стандартних камер PAL),
- чутливістю (зазвичай від 2 до 25 люкс),
- та роздільною здатністю (від 300 до 600 горизонтальних ліній). Цей аналоговий сигнал, генерований датчиком, потім форматується відповідно до одного із стандартів зображення.

Форматування аналогового електричного сигналу камери. Кольорові камери можуть мати один з таких відеовиходів:

- відеовихід RGB;
- відеовихід Y-C (супер VHS);
- композитний відеовихід (NTSC або PAL).

Вихідний відеосигнал RGB є основним вихідним сигналом, оскільки він

спочатку виробляється пристроєм прийому. Червоний (*R*), зелений (*G*) і синій (*B*) відеосигнали подаються окремо на власних контактах роз'єму. Сигнал синхронізації, який визначає кінець рядка та кінець одного зображення, може бути накладений на один із кольорових каналів або наданий окремо як горизонтальна та вертикальна синхронізація. Вихідний відеосигнал *Y-C* (*S-VHS*) має два виходи:

- сигнал люмінесценції *Y*;
- хромований сигнал *C*.

Сигнал люмінесценції можна використовувати як звичайний монохроматичний, чорно-білий сигнал, а сигнал кольоровості несе інформацію про колір. Композитний відеовихід має лише один вихідний сигнал, який несе інформацію про люмінесценцію, кольоровість та синхронізацію (сигнал *VBS*). Американський (*NTSC*) і європейський (*PAL*) стандарти суттєво відрізняються. Американський *NTSC* старший (1953), він має частоту горизонтальної синхронізації 15,734 кГц і частоту вертикальної синхронізації 59,94 Гц. Європейський *PAL* має різні частоти синхронізації, по горизонталі 15,625 кГц, по вертикалі 50 Гц, але ще він відрізняється тим, як складається вихідний відеосигнал *VBS* [12]..

Оцифрування означає перетворення аналогового відеосигналу в цифровий відеосигнал, придатний для обробки цифрового комп'ютера. Цей процес зазвичай виконується спеціальним блоком, який називається фреймграббером, що підключається до карти, яка повинна бути встановлена в один із слотів вільної шини комп'ютера, приймає аналоговий відеосигнал, дискретує його, вирівнює і перетворює в цифровий сигнал. Зазвичай фреймграбери мають власну відеопам'ять, де зберігається це цифрове зображення. Обробка цифрового зображення здійснюється за допомогою головного комп'ютерного процесора або спеціального графічного процесора. Під час отримання зображення можуть бути виконані деякі виправлення та оптимізація, це налаштування освітлення, контрасту та

інтенсивності, корекція кольору частіше червоним, зеленим та синім кольорами або за відтінком, насиченістю та інтенсивністю. Єдина відмінність між оптимізацією зображення під час отримання та під час обробки зображення, що в першому випадку змінюється аналоговий електричний відеосигнал, а в другому – перетворюється цифрове зображення із пам'яті .

Зображення може бути фотографією, картиною або чимось уявним, в світі комп'ютерів – це набір точок, які називаються пікселями. Зображення можна визначити як двовимірну функцію $f(x,y)$, де x і y є просторовими (площинними) координатами, а амплітуда f є інтенсивністю або рівнем сірого зображення в цей момент у будь-якій парі координат (x,y) . Коли x , y та f є кінцевими дискретними величинами, то це і є цифрове зображення. Кожен піксель має своє горизонтальне та вертикальне положення та своє значення. Позиції та значення є невід'ємними скалярами, діапазон їх залежить від характеристик одиниці цифровізації [13]. Наприклад, засіб захоплення кадрів, з програмним забезпеченням Chronolab Color Vision, створює цифрове зображення з розміром 512x512 пікселів, тому координати x і y можуть бути невід'ємними скалярами від 0 до 511. Канал захоплення кадрів має 8-бітове аналого-цифрове перетворення, значення кожного пікселя від 0 до 255. 0 представляє найтемнішу інтенсивність, а 255 – найсвітлішу інтенсивність.

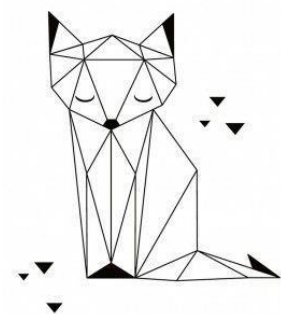
Можна виділити три різні види цифрових зображень (рисунок 2.1).



а) кольорове зображення



б) зображення сірого кольору



в) чорно-біле зображення

Рисунок 2.1 – Класифікація цифрових зображень за кольорами

Кожен піксель чорно-білого зображення, або його іноді називають двійковим зображенням, може мати одне з двох можливих значень, наприклад, для 0 або 255, але зазвичай це виражається логічними значеннями 0 і 1. Це найпростіше зображення, де об'єкти представлені своїми площами. Більшість вимірювань об'єкта можна було б виконати тільки на такому цифровому зображенні. Бінарне зображення можна отримати із зображення сірого або кольорового зображення за допомогою процесу, який називається.

Значення пікселів цифрового зображення зі значенням сірого можуть бути невід'ємним скаляром з діапазону, визначеного одиницею аналого-цифрового перетворення. Типовий діапазон – від 0 до 255 (256 значень сірого), де 0 означає чорний, а 255 – білий. Цифрові зображення сірого кольору можна отримати з монохромних камер або шляхом перетворення кольорів із кольорових цифрових зображень. Суб'єктивне сприйняття значень сірого не є лінійним і відповідає кривій, відомій як гамма-корекція [13].

Кольорові цифрові зображення мають три площини зображення, кожна з яких відповідає одному основному кольору: червоний (R), зелений (G) і синій (B). Кожен піксель кольорового зображення складається з трьох кольорових пікселів: червоного пікселя, зеленого пікселя і синього пікселя, кожен з яких має відповідне значення інтенсивності. Площини червоного, зеленого або синього кольорів мають таку ж структуру, як і площині зображення сірого зазвичай 256 інтенсивностей для кожного кольору. Поєднання різних інтенсивностей пікселів RGB, кожен піксель зображення може дати одне з $256 \times 256 \times 256 = 16777216$ різних значень кольору. При визначенні значення пікселя кольорового зображення в місці (x, y) потрібно задати триплет у вигляді (червоний, зелений, синій), наприклад $(0, 255, 255)$, що означає мінімальну інтенсивність для червоного та максимальну інтенсивність для зеленого і синього, що відповідає чисто жовтому відтінку. Кольоровий піксель зображення буде виглядати як піксель сірого кольору,

якщо всі основні кольори мають однакове значення інтенсивності: чорний відповідає $(R,G,B) = (0,0,0)$, білий – $(R,G,B) = (255, 255, 255)$, і, наприклад, $(R,G,B) = (127, 127,127)$ дасть деяку середню інтенсивність сірого. Іноді значення пікселів зображення зручніше виразити не основними кольорами червоного, зеленого та синього, а перетвореними значеннями відтінку (H), насиченості (S) та інтенсивності (I). Відтінок відповідає інформації про чистий колір. Весь спектр охоплюється значеннями відтінків від 0 до 360 (червоний 0, зелений 120, синій 240). Насиченість визначає близькість кольору до значень сірого. Чистий колір має насиченість, рівну 1, а значення сірого – 0. Інтенсивність або яскравість вимірюють загальну інтенсивність світла. Він може бути від 0 до 255, або в системі відносної інтенсивності від 0 до 1. Інтенсивність об'єкта не залежить від інтенсивності навколишніх об'єктів. Інтенсивність – це об'єктивна міра розподілу світла на зображенні. [13, 14]. Суб'єктивним показником розподілу світла на зображенні є яскравість, її іноді називають видимою яскравістю. Яскравість об'єкта – це сприйнята яскравість і залежить від яскравості оточення. Кольоровий простір RGB може бути схематично показано кольоровим кубом (рисунок 2.2).

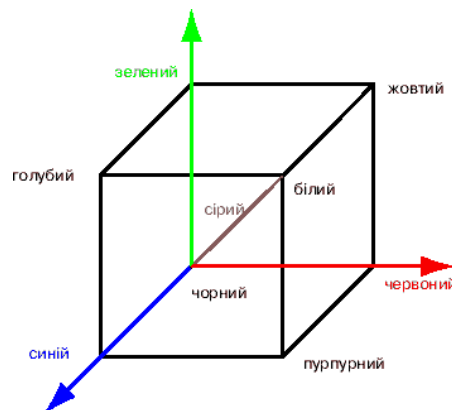


Рисунок 2.2 – Просторова модель кольорового простору RGB

Кути куба відповідають елементарним кольорам (червоний, зелений, синій), їх доповненням (блакитний, пурпурний, жовтий) та чорному та білому. Значення сірого кольору розташовані на головній діагоналі. Колірний простір HSI може бути схематично показано подвійними конусами (рисунок 2.3).

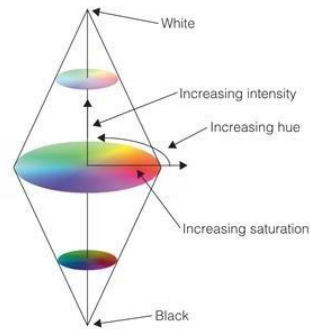


Рисунок 2.3 – Просторова модель кольорового простору HSI

Нижня і верхня вершини відповідають чорному і білому, а значення сірого розташовуються на лінії між ними (насиченість = 0). Чисті кольори розташовані на зовнішніх колах. Кожне значення пікселя кольорового зображення можна знайти всередині куба RGB або подвійного конуса HSI. Якщо зображення має значення одиниці сірого кольору, усі значення пікселів лежать на лініях значень сірого кольору. Чисті кольори розташовані на зовнішніх поверхнях куба RGB або подвійного конуса HSI [13, 14].

Одним із недоліків моделі RGB і частково моделі HSI для визначення кольорового зображення є її неоднорідність; однакова відстань у колірному просторі RGB зазвичай не відповідає однаковій різниці у сприйнятті кольору. Тому призначені деякі інші кольорові моделі. Однією з них є колірна модель YIQ американського стандарту NTSC для композитного відеосигналу, яка, є лінійним перетворенням моделі RGB з інформацією про яскравість, закодованою в компонент Y , а кольоровістю в I і Q . Це дозволяє відображати кольоровий відеосигнал на чорно-білих моніторах за допомогою компонента Y . Параметр I містить інформацію про оранжево-блакитний відтінок, тоді як параметр Q містить зелено-пурпурні відтінки. Досить схожою є колірна модель європейського стандарту кольорового відео PAL [15].

Відеопам'ять для зберігання кольорових цифрових зображень має бути втричі більша за відеопам'ять для зберігання цифрових зображень із значенням сірого з такою ж кількістю рівнів інтенсивності. Наприклад, для

одного цифрового зображення 512x512 пікселів із значенням сірого з 256 рівнями сірого потрібно приблизно 262Кбайт відеопам'яті, а для кольорового цифрового зображення – 786 Кбайт відеопам'яті . Також час обробки кольорових зображень утричі довший, і через це системи кольорового цифрового відео є складнішими та дорожчими. Їм потрібно багато місця для зберігання. Щоб зменшити обсяг пам'яті, що зберігається, пропонується інший тип кольорових зображень, іменованих кольоровими зображеннями. Вони зменшили колірну палітру з 16 777 216 кольорів до 256 кольорів. Це означає, що для зберігання кожного значення пікселя кольорових зображень потрібно лише 8 біт пам'яті, а справжнім кольорам потрібно втричі більше 24 біт. Для зображень із кольоровою картою потрібен той самий простір пам'яті, що й зображення рівня сірого. У зображеннях істинного кольору кожне значення пікселя задається червоним, зеленим, синім триплетом, а в кольорових зображеннях – індексом палітри (або його іноді називають номером палітри). Кожен індекс палітри має відповідне значення кольору, яке відображається на екрані дисплея. Коли визначають палітру кольорів і хочуть перетворити зображення істинного кольору в зображення з відображенням кольорів, спеціальна процедура шукає колір палітри, який є найближчим до кольору істинного зображення [14]. .

Весь процес обробки застосування цифрових зображень можна розділити на три основні види (рисунок 2.4).

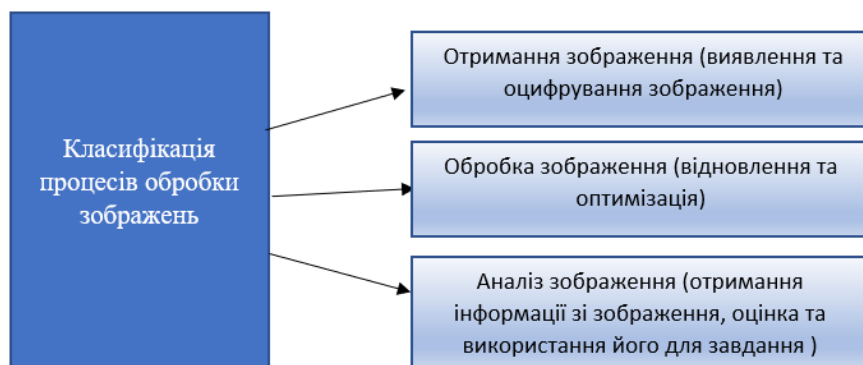


Рисунок 2.4 – Класифікація процесів обробки зображень

Така послідовність дій зазвичай виконується під час типової процедури аналізу зображення. На основі такої послідовності функцій автоматизують багато конкретних завдань з обробки зображення. Наприклад, для моніторингу патологічних змін в органах шляхом оцінки біологічних зрізів, диференціації лейкоцитів в аналізі мазка крові, аналізу матеріалу шляхом виявлення та вимірювання відсотка включень у металевому зразку, т.п.. Під час запису зображень процедуру оптимізації та покращення можна виконати під час завантаження зображення в пам'ять зображення [15].

Основними процедурами оптимізації є:

- основні кольори;
- яскравість;
- контраст;
- насиченість;
- корекція відтінку.

Така обробка зображення виконується на аналоговому відеосигналі в порівнянні з обробкою цифрового зображення, яка виконується для цифрових зображень, що зберігаються в цифровій відеопам'яті. За допомогою корекції основних кольорів можна підкреслити або збільшити інтенсивність червоного, зеленого або синього. Ефект такий же, як і застосування кольорових фільтрів перед об'єктивом камери.

Корекція яскравості робить зображення світлішим або темнішим. Використовується для виправлення неправильного освітлення, але краще спробувати покращити систему освітлення, ніж використовувати цю функцію. Найнижча корекція яскравості дає повністю чорне зображення, а найвища корекція яскравості дає повністю біле зображення.

Корекція контрасту посилює або збільшує різницю в інтенсивності світла двох областей. Зображення є контрастним, якщо ця різниця більша, і менш контрастним, якщо вона менша. Чорно-біле (бінарне) зображення є

результатом застосування максимальної корекції контрасту, а повністю однорідне сіре зображення є результатом застосування мінімальної корекції контрасту.

Корекція насиченості використовується лише для кольорових зображень. Зображення з високою насиченістю має високу інтенсивність кольорів, а зображення з низькою насиченістю досить близьке до зображення із значенням сірого. Інколи застосовується корекція відтінку, яка використовується для зміни палітри відтінків кольорового зображення. Завдяки цьому червоний стає зеленим, зелений стає синім і подібні. Подібний ефект можна отримати за допомогою корекції колірного діапазону/зміщення. Іншою можливою оптимізацією зображення під час отримання є усереднення зображення та інтеграція зображення. Усереднення зображення використовується у випадках, коли зображення пошкоджене шумом. Шум у зображенні розпізнається за значеннями інтенсивності випадкових пікселів зображення, які відхиляються від реального значення. Завдяки усередненню зображення випадковий шум можна значно зменшити. Інтеграція зображень використовується для слабких сигналів (наприклад, темне поле або флуоресцентна мікроскопія). У цій процедурі підсумовується кількість окремих зображень, тому інтенсивність кінцевого зображення набагато вища, ніж для окремого кадру зображення [15, 14]..

Немає чітких меж у просторі від обробки зображень на одному кінці до комп'ютерного зору на іншому. Однак одна корисна парадигма полягає в тому, щоб розглянути три типи комп'ютеризованих процесів:

- процеси низького рівня;
- процеси середнього рівня;
- процеси високого рівнів.

Процеси низького рівня включають примітивні операції, такі як попередня обробка зображення для зменшення шуму, підвищення контрастності та різкості зображення. Низькорівневий процес характеризується

тим, що і його входи, і виходи є зображеннями.

Обробка зображень середнього рівня включає такі завдання, як сегментація (поділ зображення на області або об'єкти), опис цих об'єктів, щоб привести їх до форми, придатної для комп'ютерної обробки, і класифікація (розпізнавання) окремих об'єктів. Процес середнього рівня характеризується тим, що його вхідні дані зазвичай є зображеннями, але його вихідними є атрибути, витягнуті з цих зображень (наприклад, ребра, контури та ідентичність окремих об'єктів) [15]..

Обробка вищого рівня передбачає «осмислення» розпізнаних об'єктів, як при аналізі зображень і виконання когнітивних функцій, які зазвичай пов'язані з людським зором.

Виходячи з попередніх коментарів, очевидно, що логічним місцем перекриття між обробкою зображень та аналізом зображень є область розпізнавання окремих областей або об'єктів на зображенні.

Цифровий аналіз зображень може:

- візуально покращити та оптимізувати зображення,
- підготувати зображення для кількісного аналізу та вимірювання,
- усунути артефакти зображення,
- автоматично оцінювати результати аналізу зображень;
- дає об'єктивну, кількісну оцінку та вимірювання зображення,
- підвищує точність вимірювань,
- запроваджує стандартизацію процедур вимірювання,
- збільшує швидкість, з якою можна проводити вимірювання,
- дозволяє повторювати та перевіряти всі вимірювання, оскільки

аналізоване зображення можна легко зберігати та кінцеві результати вимірювань можна було б автоматично та легко оцінити, наприклад, за допомогою статистичних даних та графічного представлення.

Обробку даних цифрового зображення можна розділити на дві основні категорії:

- унарні операції, які діють на значення одного пікселя зображення в один момент часу;
- бінарні операції, які діють на декілька значень пікселів одного зображення або кількох зображень одночасно.

2.2 Методи обробки та опису цифрових зображень

Сегментація на основі порогів. Для сегментації зображення використовуються пороги та зрізи. Вони застосовуються безпосередньо до зображення, але також можуть бути об'єднані з техніками попередньої та післяобробної обробки. Сегментація на основі порогів не вимагає попередньої інформації про зображення. Це просто в порівнянні з іншими. Сегментація на основі порогів, яка використовується для реалізації, є порівняно швидкою та простою. А також його можна використовувати для реалізації в реальному часі, але сегментація на основі порога не буде добре працювати для зображення з широкими та плоскими долинами або без правильного піку. Пороговий метод дуже чутливий до шуму. А також неправильний вибір порогу може призвести до надмірної або недостатньої сегментації [15, 14].

Сегментація на основі країв – ця методика використовується для виявлення країв у зображенні, які, як передбачається, представляють межі об'єкта, і використовується для ідентифікації об'єктів.

Сегментація на основі регіонів – тут метод на основі країв може спробувати знайти межі об'єкта, а потім знайти сам об'єкт, заповнивши їх, а техніка на основі регіонів використовує протилежний підхід, починаючи з середини об'єкта. а потім «зростає» назовні, поки не буде досягнуто межі об'єкта. Дає найкращий результат у порівнянні з будь-якими іншими методами сегментації. Важко визначити критерії зупинки для сегментації.

Техніка кластеризації іноді використовується як синонім для методів

сегментації зображень, її також використовують, щоб виразити методи, які в основному використовуються в дослідницькому аналізі даних високовимірних моделей, які підлягають вимірюванню. Техніка кластеризації намагатиметься згрупувати однакові шаблони разом, які подібні в деяких формах. Цей тип цілі дуже схожий на те, що намагаємося зробити, коли маємо виконати сегментацію зображень, а також деякі методи кластеризації можна легко застосувати для сегментації зображення.

Метод K -середніх обчислювань швидше для порівнянь малих значень. Він зменшує помилкові вкраплення та усуває зашумлені плями, а також стає більш однорідним, отримують чіткі області результату. Важко дати значення k , коли є фіксована кількість кластерів. Він також дуже чутливий до умови ініціалізації номера та центру кластера. Але помилка в тому, що він погано працює, коли використовуються широкі кластери. Це відносно складний та ємнісний метод обробки цифрових зображень[14].

Алгоритми кластеризації – це неконтрольовані алгоритми, які допомагають знаходити на зображенні приховані дані, які можуть бути невидимі для звичайного зору. Ці дані містять інформацію про кластери, структури, затінення. Алгоритм кластеризації поділяє зображення на кластери (групи, що не перетинаються) пікселів, які мають схожі характеристики. Це розділить елементи даних на кластери, де елементи в кластері більш схожі на елементи, присутні в інших кластерах.

Деякі з популярних алгоритмів кластеризації включають нечіткі c -середніх (FCM), k -середніх та покращені алгоритми k -середніх. Для сегментації зображень здебільше використовують алгоритм кластеризації k -середніх, тому що він досить простий та ефективний. З іншого боку, алгоритм FCM поміщає пікселі в різні класи відповідно до їх різного ступеня належності.

Найважливішими алгоритмами кластеризації для сегментації при обробці зображень є:

K -means – це простий алгоритм машинного навчання без нагляду. Він

класифікує зображення за певною кількістю кластерів. Він починає процес, розділяючи простір зображення на k пікселів, які представляють k центроїдів групи. Потім вони відносять кожен об'єкт до групи на основі відстані між ними та центроїдом. Коли алгоритм призначив усі пікселі всім кластерам, він може переміщати та перепризначати центроїди.

Нечіткі С-середні. За допомогою методу кластеризації нечітких С-середніх пікселів на зображенні можна об'єднати в кілька кластерів. Це означає, що піксель може належати більш ніж одному кластеру. Однак кожен піксель буде мати різні рівні подібності з кожним кластером. Алгоритм нечітких С-середніх має функцію оптимізації, яка впливає на точність результатів. Алгоритми кластеризації можуть вирішити більшість завдань у сегментації зображень [14,15].

Сегментація на основі країв спирається на краї, знайдені на зображенні за допомогою різних операторів виявлення країв. Ці краї позначають місця розриву зображення в рівнях сірого, кольорі, текстурі тощо. Коли ми переходимо від однієї області до іншої, рівень сірого може змінитися, якщо зможемо знайти цей розрив, ми зможемо знайти це ребро, але отримане зображення є проміжним результатом сегментації, і його не слід плутати з кінцевим сегментованим зображенням. Додаткові кроки включають об'єднання отриманих сегментів країв в один сегмент, щоб зменшити кількість сегментів [14]. Метою сегментації краю є отримання проміжного результату сегментації, до якого можемо застосувати сегментацію на основі регіонів або будь-який інший тип сегментації (рис. 2.5).

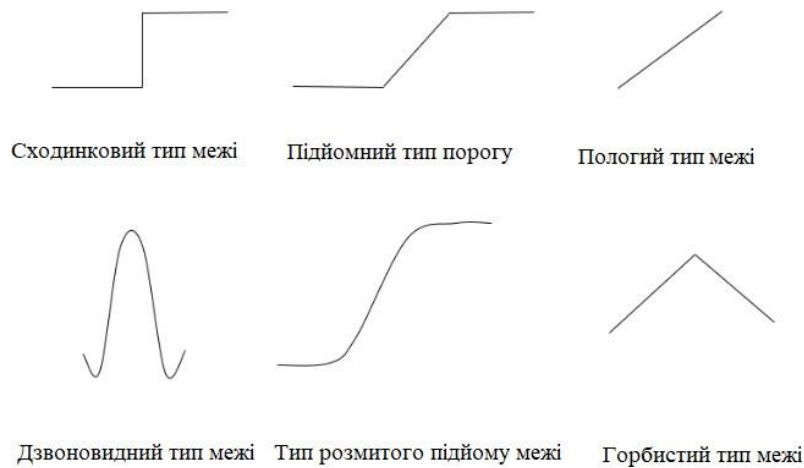


Рисунок 2.5 – Класифікація меж об'єктів на основі аналізу яскравості

Краї зазвичай асоціюються з поняттями:

- величина
- напрям.

Деякі детектори країв дають обидва напрями і величину. В процесі роботи можна використовувати різні детектори країв, такі як оператор краю Собеля, детектор краю, оператор краю Канни, оператор краю Прюїта, оператор краю Робертса.

Оператор Робертса. Даний метод чудово підходить для зображень з чітко виділеними краями, оскільки він є достатньо простим та швидким в роботі. Його імплементація в програмні додатки не вимагає стороннього втручання або додаткових бібліотек. Для виявлення границь об'єктів на зображенні використовуються два простих фільтра розміром 2x2, які призначені для підкреслення областей зображення де відбуваються різкі перепади яскравості.

$$H_1^R = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_2^R = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Оператори напрямку. Даний підхід фільтрації з метою виділення контурів включає в собі набір фільтрів, що поодиноці здатні вловити стрибки яскравості в одному з основних напрямків (в орієнтації 45 градусів у восьми напрямках). Силу краю та орієнтацію також потрібно розрахувати, але вони розраховуються по-різному. Міцність краю визначається максимальним градієнтним зображенням із восьми фільтрів. Проте поєднання декількох фільтрів дають досить точні результати:

$$H_0^S = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_4^S = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_1^S = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$H_5^S = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix}$$

$$H_2^S = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_6^S = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H_3^S = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_7^S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Сегментація на основі границь використовується для визначення розташування пікселів на зображенні, які завжди відповідають краям об'єктів. Тоді приймається, що це межа області або об'єкта, а потім якщо номери сусідніх об'єктів будуть такими ж, то вони об'єднуються. Для точності сегментації периметр виявлених кордонів повинен трохи дорівнювати периметру об'єкта на введеному зображенні [14].

Дані методи мають проблеми із зображенням, що мають:

- слабо виражені краї;

- зашумлені;
- області дуже подібні між собою.

Інші проблеми цих методів пов'язані з складністю керування функцією градієнта, що призводить до небажаних результатів.

Нарощування регіону. Структури даних, які використовуються для відстеження набору центральної точки, зазвичай є стеком. У стеку визначено дві операції:

- push, яка переміщує піксель на верхню частину стека,
- pop, яка бере піксель з вершини стека.

В алгоритмі зображення позначається f , має координати (x,y) і значення сірого $g=f(x,y)$. Збільшення області здійснюється шляхом встановлення значення сірого для кожного об'єднаного пікселя на значення h (яке не повинно дорівнювати g). Область на зображенні можна отримати, вибравши всі пікселі з сірим значенням h . Щоб переконатися, чи є результат правильним чи ні, перед запуском алгоритму повинні мати можливість вибрати h як значення, якого немає на реальному зображенні. Оператор, який вирішує, чи потрібно об'єднати піксель («якщо $f(a,b)=g$ »), можна змінити, щоб використовувати інший критерій об'єднання. Проста модифікація полягала б у тому, щоб дозволити об'єднання пікселів, які знаходяться в певному діапазоні значень сірого («якщо $l < h$ ») [14, 15].

У цьому методі алгоритм починає свою роботу з невеликого набору пікселів, а потім починає ітеративно об'єднувати більше пікселів відповідно до конкретних умов подібності. Алгоритм зростання регіону вибирає довільний початковий піксель на зображенні, порівнює його з сусідніми пікселями і починає збільшувати область, знаходячи збіги з початковою точкою.

Коли конкретна область не може розвиватися далі, алгоритм вибере інший початковий піксель, який може не належати жодному існуючому регіону. Одна область може мати занадто багато атрибутів, через що вона

займає більшу частину зображення. Щоб уникнути такої помилки, алгоритми вирощування регіонів розвивають кілька регіонів одночасно. Алгоритми збільшення області використовують для зображень, які мають багато шуму, оскільки шум ускладнить пошук країв або використання порогових алгоритмів.

Розподіл та злиття регіонів, сфокусований метод розділення та об'єднання областей виконував би дві дії разом – розділяючи та об'єднуючи частини зображення. Спочатку зображення розбивається на області, які мають подібні атрибути, і об'єднує сусідні частини, схожі одна на одну. При розподілі регіонів алгоритм розглядає все зображення, тоді як при зростанні області алгоритм фокусується на конкретній точці.

Метод розділення та злиття регіонів ділить зображення на різні частини, а потім узгоджує їх відповідно до заданих умов. Інша назва алгоритму – алгоритм розділеного злиття

Сегментація вододілу. При обробці зображень вододіл – це перетворення зображення у відтінках сірого. Він відноситься до геологічного вододілу або вододілу. Алгоритм вододілу обробляв би зображення так, ніби це була топографічна карта. Він розглядає яскравість пікселя як його висоту і знаходить лінії, які проходять уздовж вершини цих хребтів. Вододіл має багато технічних визначень і має кілька застосувань. Окрім визначення хребтів пікселів, він зосереджується на визначенні углублень (протилежних від хребтів) і заливає углублень маркерами, поки вони не зустрінуться з лініями вододілу, що проходять через хребти. Оскільки басейни мають багато маркерів, а гребені – ні, зображення ділиться на кілька областей відповідно до «висоти» кожного пікселя [15].

Метод вододілу перетворює кожне зображення на топографічну карту. Метод сегментації вододілу відобразить топографію через сірі значення пікселів. Вододіл розглядатиме тривимірне відображення зображення і відповідно створюватиме регіони, які називаються «басейнами водозбору».

Має багато застосувань у медичній галузі, наприклад, МРТ, медичне зображення тощо. Сегментація вододілу є важливою частиною сегментації медичних зображень, тому, якщо ви хочете увійти в цей сектор, вам слід зосередитися на вивченні цього методу для сегментації, зокрема, при обробці зображень.

Нейронні мережі для сегментації. Використання AI для аналізу зображення та визначення його різних компонентів, таких як обличчя, об'єкти, текст тощо. Згорткові нейронні мережі досить популярні для сегментації зображень, оскільки вони можуть ідентифікувати та обробляти дані зображення дуже швидко й ефективно. Експерти Facebook AI Research (FAIR) створили архітектуру глибокого навчання під назвою Mask R-CNN, яка може створити піксельну маску для кожного об'єкта, присутнього на зображенні.

Порівняння цих методів із використанням стандартних параметрів: швидкість, складність обчислень, автоматичність, шумостійкість, виявлення кількох об'єктів та точність, проведено для методів на основі порогів, методів на основі регіонів та кластерних методів[17].

Порівняльний аналіз алгоритмів сегментації наведено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1– Порівняльний аналіз алгоритмів сегментації

Параметр	Пороговий метод	Метод на основі виділення регіонів	Метод на основі кластеризації
Швидкість	швидкий	повільний	швидкий
Складність обчислень	низька	швидкий	швидкий
Автоматичність	напівавтоматичний	напівавтоматичний	автоматичний
Шумостійкість	низька	низька	помірна
Точність	помірний	точний	помірний
Виявлення кількох об'єктів	поганий	допустимий	допустимий

Порівняльне дослідження показує, що метод на основі порогів і кластерів є порівняно швидшим, ніж метод на основі регіонів. Алгоритми на основі кластерів автоматично дає результати, тоді як решта є напівавтоматичними. Точність сегментації хороша з методами на основі регіонів.

3 МЕТОДИ МАШИННОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ

Найскладнішими випадками розпізнавання є пошук об'єктів певного класу. В таких випадках задачу виявлення і розпізнавання можна вирішити за допомогою побудови класифікатора на основі машинного навчання, який складається з метода виділення особливостей (feature extractor) та власне класифікатора.

Методи виділення особливостей залежать від поставленої задачі. Для одного класу задач це може бути навчання на позитивних і негативних наборах зображень, для інших – це виділення кластерів дескрипторів особливих точок і створення, так би мовити, словника дескрипторів.

Виділення країв та контурний аналіз будуть корисними у випадках, якщо об'єкт досить складний, але добре виділяється. Це дає змогу перейти від роботи з зображенням до роботи з об'єктами на цьому зображенні. Далі можна перевірити наявність на зображенні певних геометричних форм.

Метод співставлення зі шаблоном (template matching) полягає у пошуку на зображенні ділянок, які співпадають з зображенням шуканого об'єкта. Якщо зображення об'єкта повернуте чи масштабоване відносно шаблону, то цей метод неефективний. Для таких випадків краще підійдуть методи засновані на так званих особливих точках.

Особливі точки – це особливі характеристики об'єкта. Вони дозволяють співставити об'єкт сам з собою або зі схожими класами об'єктів. Існує кілька способів виділяти особливі точки. Деякі способи виділяють особливі точки на сусідніх кадрах, деякі - через великі проміжки часу та при різному освітленні, деякі дозволяють знайти особливі точки, навіть при повороті зображення.

Не зважаючи на велику кількість відомих методів розпізнавання об'єктів не існує універсального набору для всіх умов розпізнавання. Задача розпізнавання може бути вирішена лише за конкретних умов [13].

Розпізнавання образів (об'єктів, сигналів, ситуацій, явищ або процесів) – завдання ідентифікації об'єкта або визначення будь-яких його властивостей за його зображенням (оптичне розпізнавання) або аудіозапису (акустичне розпізнавання) та іншими характеристиками.

Одним з базових понять є поняття множини. У комп'ютері множина представляється набором неповторюваних однотипних елементів. Образ – класифікаційне угруповання в системі класифікації, що об'єднує (виділяє) певну групу об'єктів за деякою ознакою. Образи володіють характерною властивістю, що виявляється в тому, що ознайомлення з кінцевим числом явищ з однієї і тієї ж множини [13,14] .

Одне з найвдаліших формулювань ключової парадигми теорії розпізнавання таке: будь-який об'єкт у природі є унікальним, всі об'єкти є типізованими. Зміст цієї парадигми такий. Кожний об'єкт характеризується тими чи іншими властивостями. Наявність чи відсутність таких властивостей, а також 17 якісні та кількісні характеристики цих властивостей розглядаються як ознаки об'єкта. Унікальність будь-якого об'єкта означає те, що в природі не існує двох різних об'єктів, для яких збігаються абсолютно всі ознаки, а це дозволяє, принаймні теоретично, відрізнити один об'єкт від іншого. Але деякі ознаки різних об'єктів можуть збігатися, і це дає підстави говорити про те, що ці об'єкти належать до одного типу або класу. Фундаментальні поняття “клас” та “об'єкт” неможливо повністю формалізувати [13,14].

Об'єктом у теорії розпізнавання прийнято називати будь-яку сутність, що існує або могла б існувати в реальному світі, а також будь-яке явище або процес.

Класом у теорії розпізнавання образів прийнято називати сукупність об'єктів, які мають ті чи інші спільні ознаки. Клас може об'єднувати фізично існуючі сутності (наприклад, людина, яблуко) або бути абстрактним поняттям (горе, економічний крах і т.п.). Ознаки, що дають можливість відрізнити представників одного класу від іншого, прийнято називати інформативними

ознаками. Ознаки, спільні для всіх представників класу, називатимемо інваріантами класу. Для призначення ознаки розпізнавання, необхідно розуміти, що не існує способів їхньої автоматичної генерації. На сьогодні це під силу тільки людині. Тому говорять, що вибір ознак – евристична операція. По друге, вибір ознак можна здійснювати, маючи уявлення про їхні загальні властивості [14].

З цих позицій досить прийняти, що ознаки можуть поділятися на:

– детерміновані, це такі характеристики об'єктів, що мають конкретні і постійні числові значення. Прикладами детермінованих ознак можуть бути, наприклад, ГТХ бомбардувальників і винищувачів;

- ймовірісні, природні;
- логічні;
- структурні.

Одним з способів визначення координат об'єкта у повітрі в умовах візуальної видимості є використання методів машинного розпізнавання об'єктів.

Теорія машинного методу розпізнавання образів базується на розробці методів ідентифікації об'єкта, явищ та сигналів та передбачається можливість залучення сторонніх програм та обладнання [6].

Усі методи розпізнавання діляться на два види, а саме:

- методи, у основі яких лежить теорія прийняття рішень;
- структурні методи.

Перші базуються на обчисленні за допомогою кількісних величин, таких як довжина об'єкта, текстура тощо.

Інші орієнтовані на образи, для опису яких більше підходять якісні величини, наприклад реляційні. Такі методи можливо розділити на три етапи:

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

Як правило, для розпізнавання об'єктів на зображенні слід використовувати всі названі етапи, але бувають випадки коли достатньо використати два або навіть один етап.

Існує багато методів фільтрації зображень, що були розглянуті раніше, однак ми зупинимося на фільтрації образів. Фільтрація образів використовується тоді коли об'єкт має досить складну форму, але не має чітких границь. Такий вид фільтрації можливо здійснити за допомогою використання операторів Канні, Прюїтта, Собеля та Робертса.

Для нашої системи, яка розпізнає об'єкти на цифровому зображенні камери, найбільш корисною інформацією є відомості про контури зображення, тобто про лінії, що проходять на межі однорідних областей. Таких областей, для яких різниця яскравості будь-яких двох елементів зображення (пікселів, групи пікселів) не перевищує певного порогу. Тому по завершенні попередньої обробки зображення, така система в першу чергу здійснює пошук контурів зображення.

Гradientні (диференціальні) методи визначення світлових кордонів (контурів) на зображенні є методи, засновані на визначенні в кожній точці простору значень збільшення (градієнта) яскравості і напрямків найбільшої їх зміни з подальшим визначенням максимальних значень градієнта яскравості, їх статичної обробки і поділу по порогах, що характеризує ізолінії яскравості[9,10].

3.1 Оператори виділення контурів зображення

Існує багато gradientних методів обробки зображень та визначення контурів об'єктів зображення. Основні та найбільш розповсюджені методи представлені на рисунку 3.1.

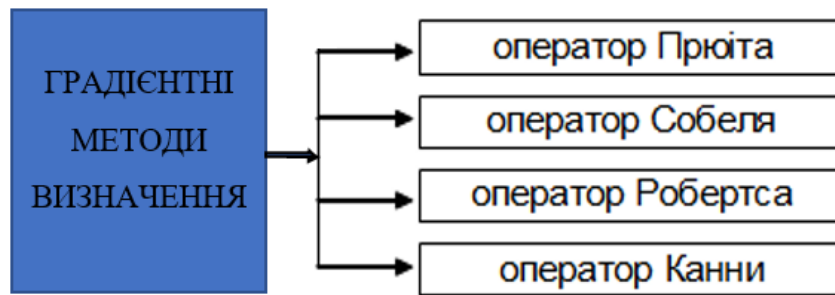


Рисунок 3.1 – Оператори обробки зображень

Одним з важливих етапів обробки та аналізу зображень є сегментація, тобто поділ зображення на області, для яких виконується певний критерій однорідності, наприклад, виділення на зображенні областей приблизно однакової яскравості [15].

Один з основних і простих способів – це сегментація за допомогою порогу, ознаки яка допомагає розділити шуканий сигнал на класи. Операція порогового поділу полягає в зіставленні значення яскравості кожного пікселя зображення із заданим значенням порогу.

Операція порогового поділу, яка в результаті дає бінарне зображення, називається операцією бінаризації. Метою операції бінаризації є радикальне зменшення кількості інформації, що міститься на зображенні. У процесі бінаризації вихідне напівтонове зображення, що має якусь кількість рівнів яскравості, перетворюється в чорно-біле зображення, пікселі якого мають тільки два значення 0 та 255 [12, 15].

3.2 Використання оператора Канни

Оператор Джона Канни – оператор знаходження границі зображення, використовує багатоступеневий алгоритм для виявлення широкого спектру границь зображення. Канні визначив що фільтр який нам потрібен є сумою чотирьох експонент, він також виявив що цей фільтр може бути наближений до першої похідної Гаусіани. Канні ввів поняття подавлення не максимумів, що

означає, що пікселями границь будуть пікселі, в яких досягається локальний максимум градієнта у напрямку вектору градієнта [12].

Алгоритм детектора границь не обмежується виявленням градієнта згладжуваннях зображення. У контурі границь залишаються тільки точки максимуму градієнта зображення, а не максимальні точки, що лежать біля границі, видаляються. Після цього за допомогою двох порогів видаляються слабкі границі. Фрагмент границі при цьому обробляється як ціле.

Згладжування зображення для видалення шумів оператор Канні використовує фільтр, який може бути наближений до першої похідної Гаусіани $\sigma=1.4$. Фільтр можна записати формулою:

$$B = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * A.$$

Для пошуку градієнта границі відмічаються там, де градієнт зображення приймає максимальне значення. Вони можуть мати різний напрям, тому алгоритм Канні використовує чотири фільтра для знаходження горизонтальних, вертикальних та діагональних ребер у розмитому зображенні на основі наступних виразів:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2};$$

$$\theta = \arctg \left(\frac{G_y}{G_x} \right).$$

Кут напрямку вектору градієнта округлюється і може приймати значення 0^0 , 45^0 , 90^0 та 135^0 .

3.3 Використання оператор Робертса

Один з найпростіших алгоритмів з виявлення контурів зображення належить Лоуренсу Робертсу. Даний алгоритм заснований на диференціюванні амплітуди сигналу, що рівносильно обчислюванню дискретних різниць амплітуд відліків:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x \sim \Delta f_x(x, y)} = f(x, y) - f(x - 1, y);$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y \sim \Delta f_y(x, y)} = f(x, y) - f(x, y - 1).$$

З цього виходить, що градієнт зображення обчислюється за допомогою матриць згортки:

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} * A, G_y = \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} * A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2},$$

де A – вихідне зображення;

$*$ – оператор згортки;

G – градієнт зображення.

Перехресний оператор Робертса є найбільш простим і швидким методом виділення контурів. Для отримання значно більшої швидкості обчислення градієнта, при зниженні точності, оператора Робертса спрощується:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, A' = |a_{11} - a_{22}| + |a_{12} - a_{21}|,$$

де A' – оброблене зображення.

Реалізація масок розміром 2×2 є не дуже зручною, тому що у них немає чітко вираженого центрального елемента. Що істотно відображається на

результаті виконання фільтрації. Але цей «мінус» породжує дуже корисну властивість даного алгоритму – високу швидкість обробки зображення [17,19].

Наприклад візьмемо для обробки даним оператором зображення наведеного на рисунку 3.2.



Рисунок 3.2 – Вихідне зображення

В результаті роботи оператора Робертса отримаємо вихідне зображення контуру яке зображено на рисунку 3.3.



Рисунок 3.3 – Зображення контуру отримане за методом оператора Робертса.

3.4 Використання оператора Прюїтта

Доктор Джудді Прюїтт розробила оператор, який ґрунтується на понятті центральної різниці:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = \frac{f(x + 1, y) - f(x - 1, y)}{2};$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = \frac{f(x, y + 1) - f(x, y - 1)}{2}.$$

Завдяки цьому оператору обчислюється градієнт зображення за допомогою матриць згортки:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} * A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Як недолік оператора Прюїтта можна визначити його чутливість до шуму на зображенні.

Наприклад візьмемо для обробки даним оператором зображення на рис.2.5, в результаті отримаємо зображення контуру яке представлено на рис. 3.4.



Рисунок 3.4 – Зображення контуру отримане за допомогою оператора Прюїтта

3.5 Використання оператора Собеля

Оператор Собеля є дискретним оператором, який вираховує приблизне значення градієнта яскравості зображення. Результатом застосування оператора Собеля у кожній точці зображення являє собою вектор градієнта яскравості у цій точці, або його норма. Використовується у сфері обробки зображення, зокрема, найчастіше використовується у алгоритмах виділення меж зображення.

Цей оператор також спирається на поняття центральної різниці. Однак у порівнянні з оператором Прюїтта вага центральних пікселів збільшується вдвічі.

Основа оператора Собеля лежить у згортці зображення невеликими сепарабельними фільтрами у вертикальному та горизонтальному напрямку, тому його досить легко обчислити. З іншого боку апроксимація градієнта що використовується досить груба, особливо це видно на високочастотних коливаннях зображення. Оператор обчислює градієнт яскравості зображення у кожній точці. Таким чином знаходиться напрямок найбільшого збільшення яскравості та величина її змінення у цьому напрямку. Результат показує, наскільки “різко” або “плавно” змінюється яскравість зображення у кожній точці, а це означає, що вірогідність знаходження точки на межі збільшується, а також знаходиться орієнтація цієї межі.

У математиці градієнт функції двох змінних для кожної точки зображення (якою i є функція яскравості) – двомірний вектор, компонентами якого є похідні яскравості зображення по горизонталі та вертикалі. У кожній точці зображення градієнтний вектор орієнтований у напрямку збільшення яскравості, а його довжина відповідає величині збільшення яскравості. Результатом роботи оператора Собеля в точці, яка лежить у межах постійної яскравості, буде нульовий вектор, а в точці яка лежить на границі цих меж

різної яскравості, буде вектор, який перетинає цю межу у напрямку збільшення яскравості.

Оператор Собеля використовує ядра розміром 3×3 , за допомогою яких згортає вихідне зображення для, того щоб вирахувати наближене значення похідних по горизонталі та вертикалі. Для знаходження меж зображення нам потрібно використати так звану маску. Процес заснований на простому переміщенні маски фільтру від точки до точки зображення, в кожній точці відгук фільтра обчислюється з використанням попередньо заданих зв'язків[16,17]. Маска зображення визначається за виразом :

$$m_{i,j} = \sum_{\varepsilon=i-1}^{i+1} \sum_{\tau=i-1}^{\tau+1} z_{\varepsilon,\tau} \cdot k;$$

Можна записати цю формулу у іншому вигляді:

$$m_{i,j} = \sqrt{G_i^2 + G_j^2};$$

$$G_i = K_i \cdot m_{i,j} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \cdot m_{i,j};$$

$$G_j = K_j \cdot m_{i,j} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \cdot m_{i,j},$$

де K_i та K_j – оператори для визначення приросту значення елемента зображення по горизонталі та по вертикалі відповідно;

G_i та G_j – блоки зображення, кожний елемент якого містить наближені значення похідних по горизонталі та вертикалі відповідно.

Робота оператора Собеля полягає у застосуванні маски на кожному елементі зображення. Маска (фільтр) проходить по усьому зображенню з

пошуком неоднорідностей поміж областями. Схему роботи оператора Собеля представлено на рисунку 3.5.

Одним з найголовнішим недоліком оператора Собеля те, що він не має повну обертальну симетрію. Після проходження маски по зображенню буде визначено зображення контуру, приклад отримання межі однорідних областей (контур) представлено на рисунку 3.6.

Оброблене зображення за допомогою оператора Собеля представлено на рисунку 3.7.

Для усунення недоліків існуючих на даний час підходів для виявлення об'єкту під час моніторингу у повітрі та визначенню його координат, який полягає у використанні методів машинного розпізнавання об'єктів було проведено аналіз існуючих алгоритмів виявлення контурів однорідних областей, серед всіх наявних методів визначення контурів об'єктів, найбільш поширеними є градієнтні методи визначення контурів зображення.

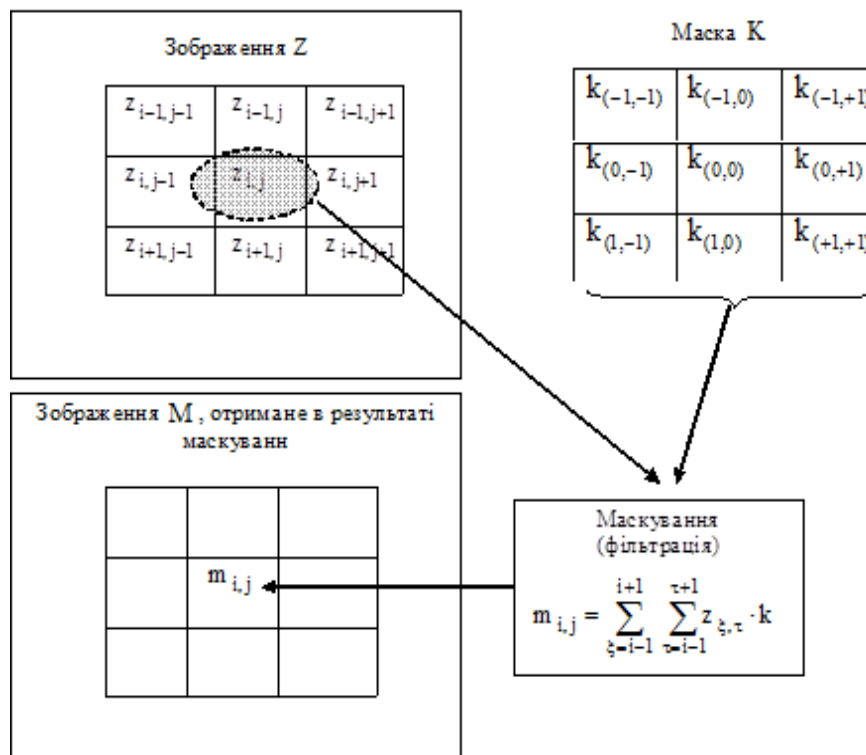


Рисунок 3.5 – Маскування на основі оператора Собеля



Рисунок 3.6 – Маскування блоку зображення

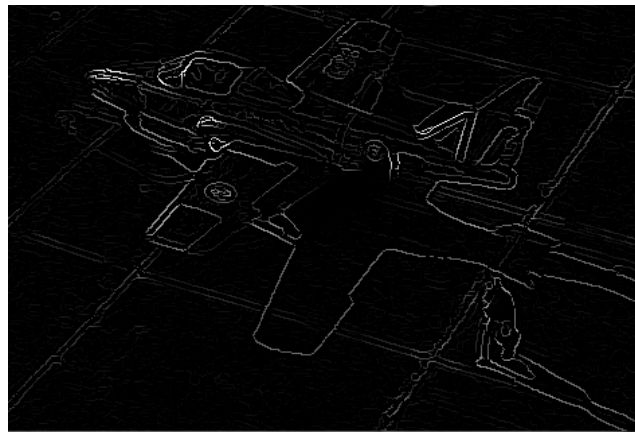


Рисунок 3.7 – Зображення контуру отримане за допомогою оператора Собеля

Для покращення методу визначення контурів зображення запропоновано використання оператора Собеля, що використовує досить велику матрицю маски та менше підвержен до сторонніх шумів на зображенні.

Схема визначення контурів за допомогою оператора Собеля полягає у використанні маски, що складається з матриці 3×3 . Матриця згортки проходить по всьому зображенню тим самим скануючи його. При знаходженні маскою меж однорідностей, визначає ці межі як контур зображення.

Проаналізовано метод бінаризації зображення, під час процесу бінаризації кожний піксель зображення порівнюється з пороговим значенням. Після процесу бінаризації на виході отримаємо чорно-біле зображення, що

містить значно менше інформації в порівнянні з вихідним зображенням та полегшує подальшу обробку зображення, при цьому збільшується швидкість обробки та аналізу зображення.

4 РОЗРОБКА СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТА МОНІТОРИНГУ

Після проведеного аналізу існуючих систем було вирішено поєднати існуючу систему, виявлення об'єктів моніторингу у повітрі з подальшим визначенням його координат, а саме ЛС із системою, яка використовує можливості машинного розпізнавання об'єктів. Використання даної системи має покращити технічні характеристики та дозволить швидше отримувати та обробляти інформацію про об'єкт з подальшим передаванням отриманої інформації на засоби прийняття рішень (ПК).

4.1 Розробка методу машинного розпізнавання об'єкта моніторингу

На основі аналізу операторів визначення контурів зображення розроблено алгоритм визначення координат об'єкта у повітрі. Схему методу представлено на рисунку 4.1.

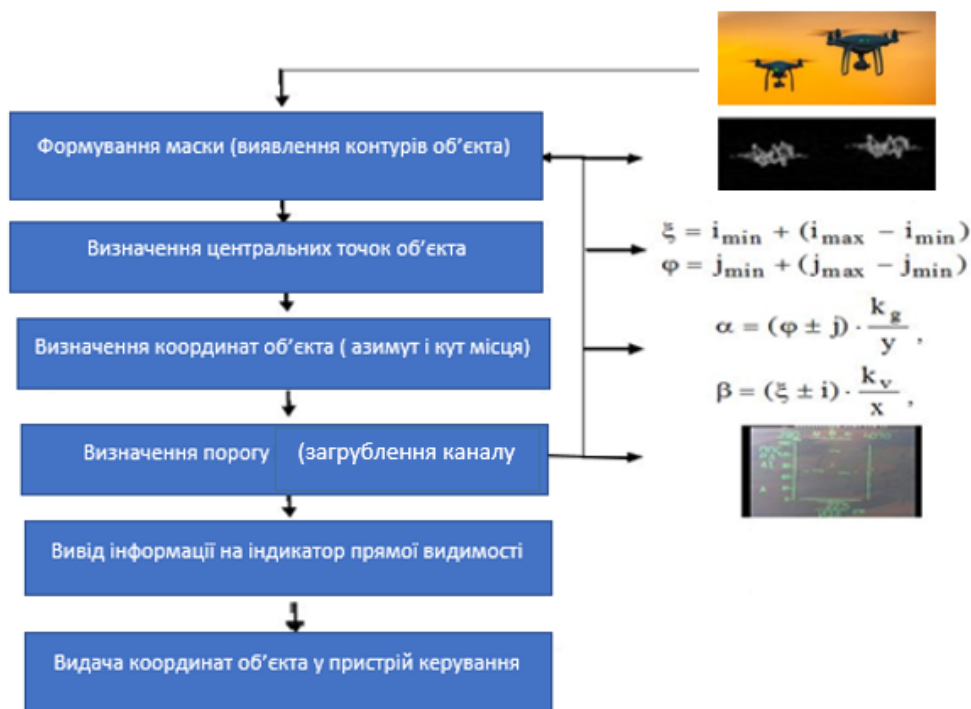


Рисунок 4.1 – Алгоритм роботи системи, що модернізовано

Реалізація запропонованого методу модернізації системи полягає у поєднанні існуючого методу захоплення об'єкта, за допомогою ЛС, з візирним пристроєм камери, що значно покращить технічні характеристики системи, що модернізуємо. Схема можливого варіанту реалізації представлена на рисунку 4.2.



Рисунок 4.2 – Принципова схема модернізованої системи

На даній схемі представлена можлива реалізація запропонованої модернізації, потрібно додати до існуючої системи візирний пристрій (камеру), блок управління візирним пристроєм та блок обробки зображення. Дана система призначена для отримання, обробки зображення, визначення координат, перетворення отриманих координат та подальшою відправкою цих координат у керуючий пристрій.

Етапи роботи запропонованої системи.

Формування маски (визначення контуру) зображення, перший етап у роботі розробленої системи. На цьому етапі отримане за допомогою камери зображення об'єкта обробляється, знаходяться контури зображення та видаляються небажані шуми, які присутні на зображенні.

Наступним кроком після застосування маски та визначення контурів об'єкта буде визначення його координат. Для початку потрібно визначити

центральну точку об'єкта, даний етап алгоритму визначення центральної точки об'єкта представлено на рисунку 4.3.

Враховуючи, що використання градієнтних методів, а саме оператора Собеля виділяє границі однорідних областей, постає питання неоднозначності визначення координат конкретного об'єкта у повітрі. В цьому випадку необхідно сформулювати правило для визначення точки, яка б найбільше відповідала реальному центру мас об'єкта. Для цього розроблено правило, відповідно до якого можливо визначити положення центральної точки та порядку перетворення цього положення у кутові просторові координати.

Розглянемо порядок визначення координат центральної точки на отриманому зображенні (масці).

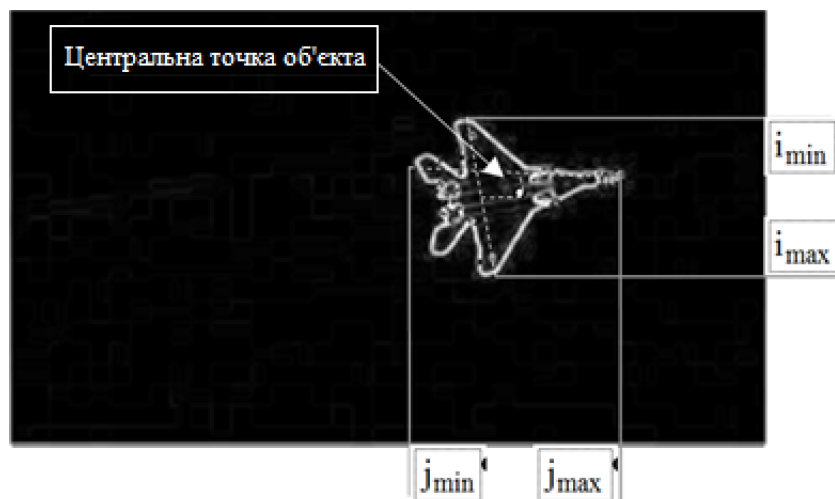


Рисунок 4.3 – Знаходження центральної точки об'єкту

Центральна точка об'єкту $I_{\xi, \varphi}$ – координати центральної точки об'єкту.

Визначення координат центральної точки по вертикалі визначається виразом:

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

де $i_{max} - i_{min}$ – координата центральної точки по вертикалі.

Визначення координат центральної точки по горизонталі визначається за допомогою виразу:

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

де $j_{max} - j_{min}$ – координата центральної точки по горизонталі.

Після визначення центральної точки повітряного об'єкта наступним кроком буде визначення азимута та кута місця повітряного об'єкта.

Схематично процес визначення кута місця та азимута об'єкта представлено на рисунку 4.4.

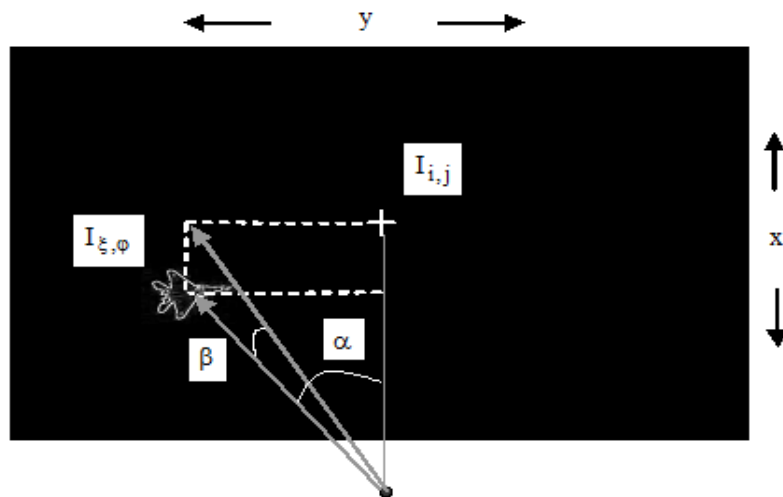


Рисунок 4.4 – Визначення азимута і кута місця після обробки зображення

Даний етап передбачає порядок визначення азимуту та кута місця об'єкта на обробленому зображенні.

Для початку треба визначити точку нульового азимуту та дальності, яка визначається за наступним порядком :

$I_{i,j}$ – точка нульового азимуту та дальності,

де $i = \frac{x}{2}$ – середня точка по вертикалі;

$j = \frac{y}{2}$ - середня точка по горизонталі.

Вираз для визначення азимуту представлено нижче:

$$\alpha = (\varphi \pm j) * \frac{k_g}{y},$$

де k_g – кут огляду візиру по горизонталі (азимут).

Визначення кута місця виконується за виразом:

$$\beta = (\xi \pm i) * \frac{k_v}{x},$$

де k_v – кут огляду візиру по вертикалі (кут місця).

Наступним етапом алгоритму роботи системи буде закруглення каналу. Закруглення каналу потрібно здійснювати для визначення найбільш чітких контурів серед сукупності всіх неоднорідних меж. Після отримання маски зображення, проведення обробки отриманої маски із знаходження всіх необхідних параметрів об'єкта необхідно видати дані параметри на керуючий пристрій, де проходить подальша обробка та перетворення в систему координат та виведення параметрів об'єкта на систему керування.

4.2 Дослідження характеристик модернізованої системи

Дослідження характеристик розробленого методу здійснюється в наступних умовах:

- у якості візирного пристрою використовується відеокамера
- програмна реалізація методу створена у програмному продукті Matlab 2014;
- обчислювальні потужності ПОЕМ – процесор Celeron з частотою 1.6 ГГц, оперативна пам'ять 1024 Мб.

У таблиці 4.1. наведено основні технічні характеристики камери Nikon Key Missin 170, що передбачається використовувати.

Таблиця 4.1 – Основні технічні характеристики камери

1	Діафрагма	2.8
2	Фокусна відстань	2.4 мм
3	Кут огляду	170 ⁰
4	Габаритні розміри	66.4*46.8*42.7 мм

Вихідні зображення об'єкта та приклади сформованих масок таких об'єктів представлено на рисунках 4.5 та 4.6.

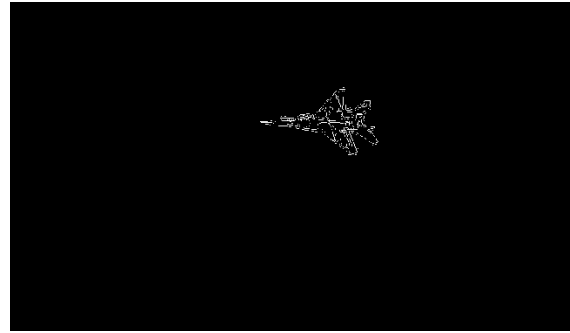


Рисунок 4.5 – Формування маски об'єкта у повітрі

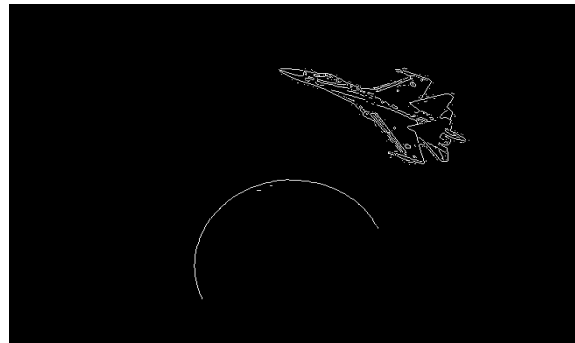


Рисунок 4.6 – Формування маски об'єкта

Таким чином після застосування додаткового візирного пристрою, широкооглядної камери, технічні характеристики системи якісно змінилися, розглянемо наступні характеристики у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Порівняння ЛС та запропонованого методу

Характеристики	Запропонований метод	ЛС
Зона огляду по азимуту	$\pm 85^{\circ}$	$\pm 30^{\circ}$
Зона огляду по куту місця	$\pm 60^{\circ}$	$\pm 15^{\circ}$
Мінімальна дальність автосупроводження	Не менше 30м	Не менше 200м
Тривалість циклу огляду	9.89мкс	2.5с

З аналізу значень у таблиці 4.2. можна зробити наступні висновки:

- при застосуванні запропонованого методу відносно методу визначення координат об'єкту за допомогою ЛС отримаємо вигреш за часом повного циклу огляду у 2,4999 секунди;
- при застосуванні запропонованого методу отримаємо покращення зони огляду по азимуту у 55^0 ;
- після використання даного методу отримаємо збільшення зони огляду по куту місця у 45^0 ;
- при використанні цієї системи отримаємо значне покращення мінімальної дальності автосупроводження до рівня 30м у порівнянні з 200м до застосування модернізації.

На основі аналізу отриманих результатів можна зробити висновок, що запропонований метод модернізації покращує роботу системи. Але присутні системні обмеження, а саме є відсутність можливості використання системи у нічний час та в умовах відсутності візуальної видимості з об'єктом моніторингу.

Подальшим напрямком дослідження може стати виявлення об'єкта та визначення його координат за допомогою використання інфрачервоного діапазону для застосування цієї системи у нічний час, та захоплення декількох об'єктів одночасно з подальшим знаходженням їх координат.

4.3 Моделювання системи виявлення об'єкта моніторингу

4.3.1 Обґрунтування вибору пакету та мови

Під час розробки будь-якого проекту однією з перших задач є зрозуміти та чітко надати відповідь на питання обрання технології та засобів для реалізації проекту.

Об'єктно-орієнтований підхід – це спосіб мислення в програмуванні, де визначено що все має бути об'єктом. Метод або методологія – є набором процесів і евристик, що будуть використані для визначення складності

проблеми програмування. Багато методів ООП було сформульовано з самого початку об'єктно-орієнтованого програмування. ООП є полем для багатьох експериментів. Особливо це стосується C++, в якому мова програмування призначена для зменшення складності програмного проекту.

Вибір мови програмування C++ та методології об'єктно-орієнтованого підходу для нас є очевидним за ряду значних переваг при реалізації програмної системи обробки цифрового зображення.

Розробку системи за правилами починаємо з внутрішньої структури, що відображає принципи обміну інформацією між різними програмними складовими системи.

Для реалізації даного проекту обираємо класичний модульний підхід, що гарантує простоту адаптації системи під різні завдання, перевагою є те, що такий підхід дозволяє змінювати структурні елементи програми без шкоди цілісності та функціональним можливостям розробленого ПЗ. Запропоновану структуру системи обробки зображень при розпізнаванні об'єкта наведено на рисунку 4.7.

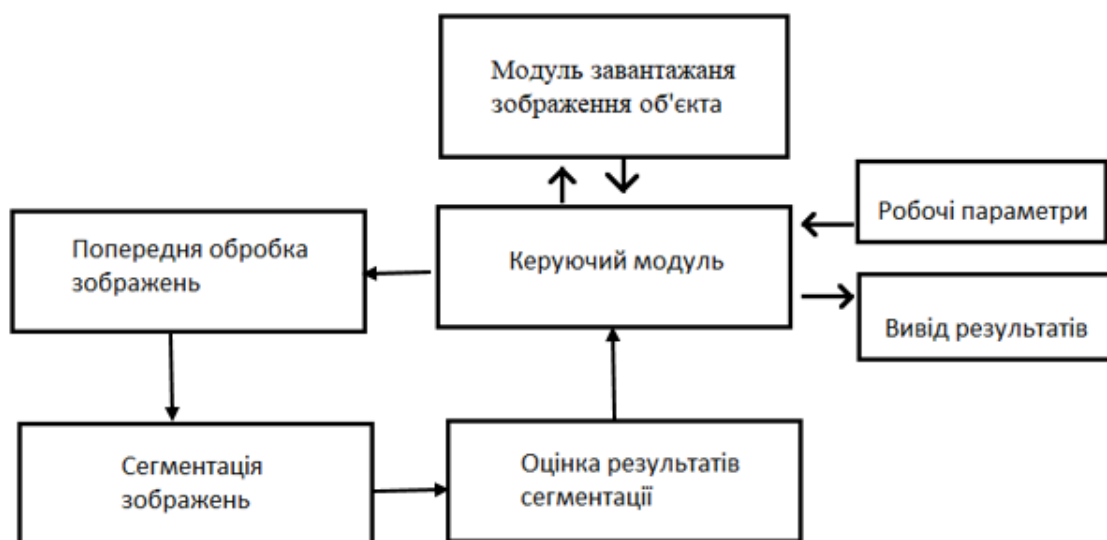


Рисунок 4.7 – Узагальнена структура програмної системи обробки зображень при розпізнаванні об'єкта

Знаходження меж зображення оператором Собеля, що виконується в програмі на мові C++ наведено у Додатку 1.

4.3.2 Розробка програмної моделі з адаптивним порогом чутливості та підключенням зовнішніх датчиків

Моделювання процесу отримання зображення об'єкту моніторингу та фільтрації проводилось у пакеті MATLAB 14.

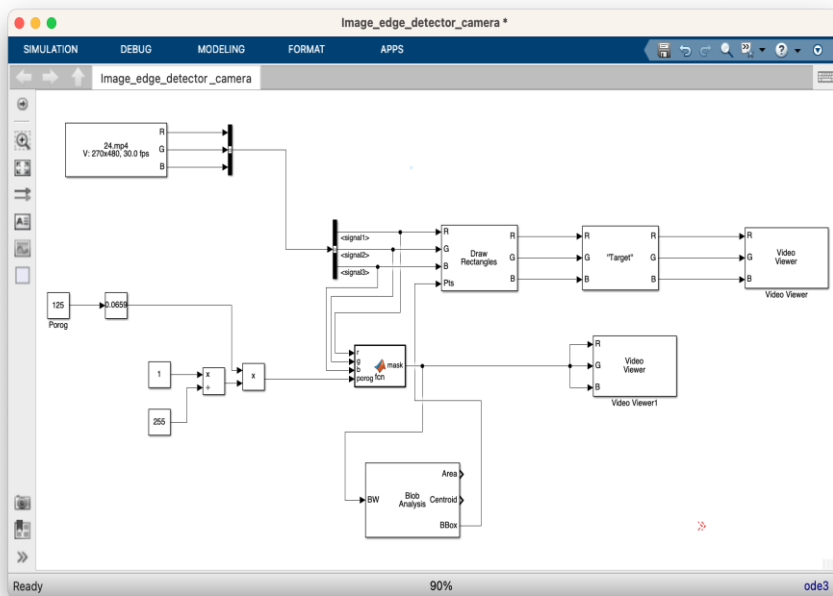


Рисунок 4.8 – Моделювання камери Image_edge_detector_camera

```

function mask = fcn(r,g,b,porog)
%#codegen
rec=strel('square', 3);

r1= edge(r,'sobel',porog);
r_edge=imdilate(r1, rec);
mask1=imfill(r_edge, 'holes');

g1 = edge(g,'sobel',porog);
g_edge=imdilate(g1, rec);
mask2=imfill(g_edge, 'holes');

b1 = edge(b,'sobel',porog);
b_edge=imdilate(b1, rec);
mask3=imfill(b_edge, 'holes');

mask =(mask1&mask2&mask3);

```

Рисунок 4.9 – Вікно з програмним кодом для опису камери
Лістинг 4.1 – Код для опису камери

MATLAB Function

```
function mask = fcn(r,g,b,porog)
%#codegen
rec=strel('square', 3);

r1= edge(r,'sobel',porog);
r_edge=imdilate(r1, rec);
mask1=imfill(r_edge, 'holes');

g1 = edge(g,'sobel',porog);
g_edge=imdilate(g1, rec);
mask2=imfill(g_edge, 'holes');

b1 = edge(b,'sobel',porog);
b_edge=imdilate(b1, rec);
mask3=imfill(b_edge, 'holes');
mask =(mask1&mask2&mask3);
```

Для визначення краю зображення маємо вигляд моделі (рис. 4.10)

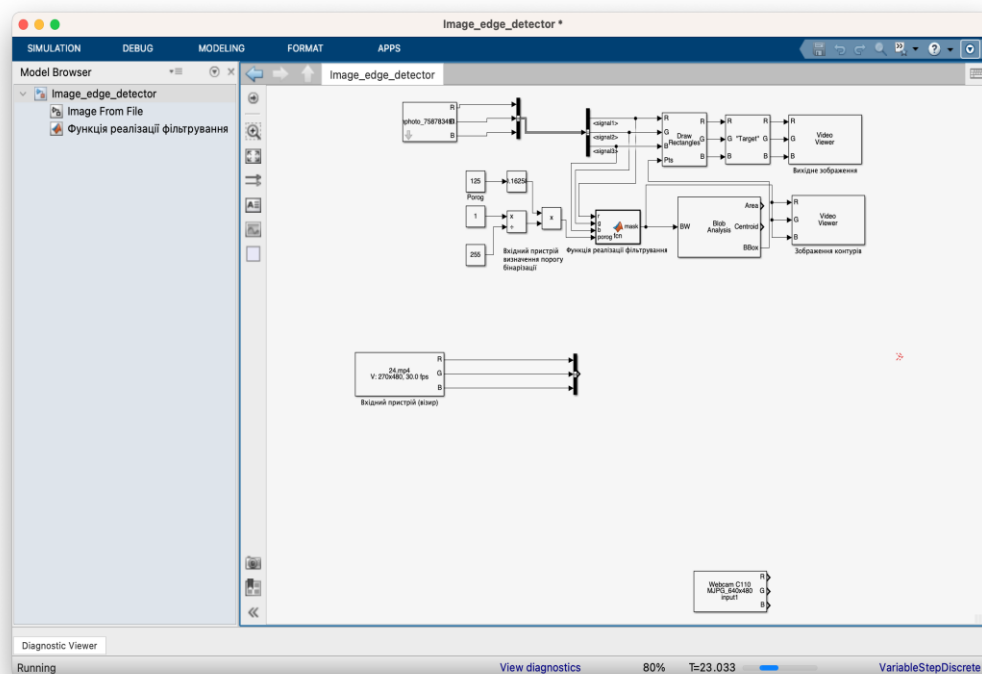


Рисунок 4.10 – Вигляд моделі для визначення краю зображення

Модель каналів фільтрів у програмі Matlab показано на рисунку 4.11.

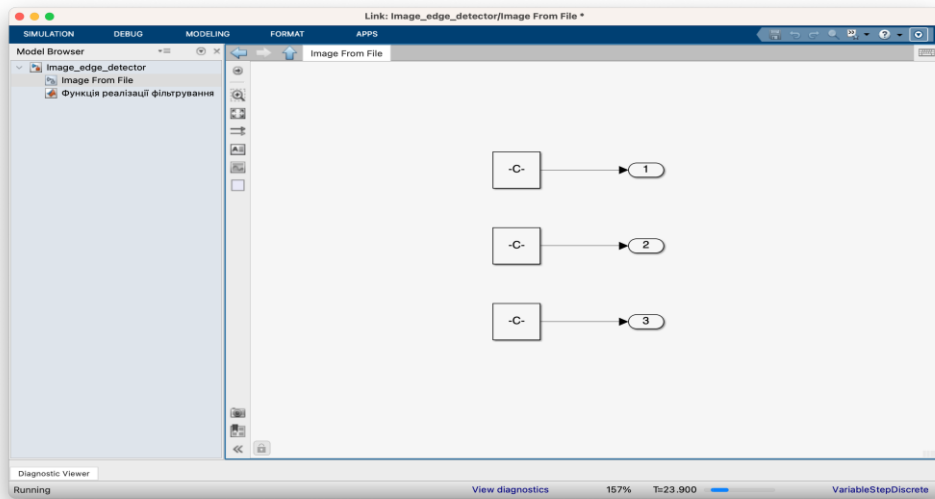


Рисунок 4.11 – Модель каналів фільтрів у програмі Matlab

```

1 function mask = fcn(r,g,b,porog)
2 %codegen
3 rec=strel('square', 3);
4
5 r1= edge(r,'sobel',porog);
6 r_edge=imdilate(r1, rec);
7 mask1=infill(r_edge, 'holes');
8
9 g1 = edge(g,'sobel',porog);
10 g_edge=imdilate(g1, rec);
11 mask2=infill(g_edge, 'holes');
12
13 b1 = edge(b,'sobel',porog);
14 b_edge=imdilate(b1, rec);
15 mask3=infill(b_edge, 'holes');
16
17
18
19 mask =(mask1&mask2&mask3);
20
21

```

Рисунок 4.12 – Функція фільтрування

ВИСНОВКИ

В Кваліфікаційній роботі розглянуто методи машинного розпізнавання об'єктів та методи визначення координат об'єктів, розглянуто основні поняття та методи розв'язання задачі виявлення об'єктів у повітряному просторі.

Наукова новизна одержаних результатів визначається наступним чином.

– для виділення повітряного об'єкту на фоні однорідних поверхонь запропоновано використовувати градієнтний метод визначення контурів однорідних областей;

– для вирішення задачі виділення контурів запропоновано використовувати оператор Собеля через оптимальні характеристики обробки зображення.

Практична цінність одержаних результатів полягає в тому, що:

– запропоновано правило визначення центральної точки об'єкту та правило визначення кутових координат;

– розроблена структурна схема апаратної реалізації запропонованого методу з використанням локаційної станції;

– запропонований метод надає такі переваги: покращення зони огляду по азимуту у 55° ; збільшення зони огляду по куту місця у 45° ; зменшення часу циклу повного огляду до 9.89 мкс .

– аналіз отриманих результатів дозволяє говорити, що запропонований метод модернізації покращує роботу системи, але присутні обмеження – відсутність можливості використання системи у нічний час, в умовах відсутності візуальної видимості з об'єктом.

Подальшу роботу можна спрямувати на метод покращення роботи системи з подальшим напрямком дослідження – виявлення об'єкту моніторингу та визначення його координат за допомогою використання інфрачервоного

діапазону для застосування цієї системи у нічний час, та захоплення декількох об'єктів одночасно з подальшим знаходженням їх координат.

Публікації та апробація до кваліфікаційної роботи. За результатами наукових досліджень, що було опубліковано тези доповіді» з обговоренням на конференції : Scientific Collection «InterConf», (102): with the Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference «Scientific Paradigm in the Context of Technologies and Society Development» (March 16-18, 2022) at Geneva, Switzerland Дата публікації: 2022-03-15

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Аналіз методів розпізнавання об'єктів на зображенні
<https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2019/12/7.pdf> (дата звернення: 2.09.2022)
2. Гонсалес Р.С. Числова обробка зображень / Р.С. Гонсалес, С.Л. Еддинс – Москва: Техносфера, 2005. – 680 с. – ISBN 5-94836-028-8
3. Аналіз систем розпізнавання образів структури композитів : монографія / Добротвор І.Г., Стухляк П.Д., Микитишин А.Г., Митник М.М. – Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2018. – 224 с. ISBN 978-966-305-090-4
4. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие. – СПб.: Политехника, 2007. – 548 с.
5. Персептрон Розенблатта – машина, которая смогла обучаться
<https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/perseptron-rozenblatta-mashina-kotoraja-smogla-obuchatsja/> (дата звернення: 2.09.2022)
6. Гонсалес Р., Цифровая обработка изображений в среде Matlab /Р. Гонсалес, Р. Вудс , С. Эддинс. – М. : Техносфера, 2006. – 616 с. ISBN 5-94836-092-X
7. Методи комп'ютерної обробки зображень / Під ред.. В.А. Сойфера – 2 вид., випр. – Москва: ФІЗМАТЛІТ,2003. – 784 с.
8. Потапов А. С. Розпізнання образів та машинне сприйняття: Загальний підхід на основі принципу мінімальної довжини опису. – СПб. : Політехніка, 2011. – 548 с.
9. Сирота А. А. Методи та алгоритми аналізу даних та їх моделювання у MATLAB: навчальний посібник – СПб.: БХВ-Петербург, 2016. - 348с.
10. Bekirov A. Detections of sustainable areas for steganographic embedding / Vladimir Barannik; Andriy Alimpiev; Ali Bekirov; Dmitriy Barannik // 2017 IEEE East-West Design & Test Symposium.

11. Jassim F.A. Five modulus method for Image compression / Firas A. Jasim // Signal and Image Processing: An international Journal (SIPIJ), vol. 3, no 5, pp. 26-34. 2012.
12. <http://ekmair.ukma.edu.ua/bitstream/handle/123456789> (дата звернення: 12.06.2022).
13. <https://org2.knuba.edu.ua/pluginfile.php/55687.pdf> (дата звернення: 2.10.2022).
14. Bradski G. Learning OpenCV - Computer Vision with the OpenCV Library / G. Bradski., 2018 – 580 с.
15. <https://djuv.online/file/ce3KHArJAVEGS>
16. N. Koshevoy, O. Kostenko, I. Koshevaya, and T. Rozhnova, Pressure sensors with digital output, Kharkiv: Aerospace University named after NE Zhukovsky “KhAI”, 2017
17. Koshevoy N., Burleiev O., Gordienko V.: Photoelectric methods of measuring the steering angle in aviation. Telecommunications and Radio Engineering 71(8), 759-762(2012).
18. Koshevoy N., Kostenko E., Oganesyanyan A., Thehovsky M.: Aircraft system for measuring the angular deflections of control surfaces. Russian Aeronautics 56(4), 418–422 (2013)
19. <http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497.pdf>(дата звернення:2.12.2022)
20. Kryvonos, V., Rozhnova, T., Kuznetsov, V. (2022). The use of machine recognition for detecting of illegal monitoring objects. / Scientific Collection «InterConf», (102): with the Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference «Scientific Paradigm in the Context of Technologies and Society Development» (March 16-18, 2022) at Geneva, Switzerland
<https://ojs.ukrlogos.in.ua/index.php/interconf/article/view/18833>