

Вінницький національний технічний університет

(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії

(повне найменування інституту)

Кафедра обчислювальної техніки

(повна назва кафедри)

Пояснювальна записка

до магістерської кваліфікаційної роботи

магістра

(освітньо-кваліфікаційний рівень)

на тему: «Технологія формування ознак об'єктів цифрових зображень із використанням детекторів точок»

Виконав: студент 2 курсу, групи 1КІ-18м

напряму підготовки (спеціальності)

123 – «Комп'ютерна інженерія»

(шифр і назва напряму підготовки, спеціальності)

Хлиповка Д. В.

(прізвище та ініціали)

Керівник к.т.н., доц. Семеренко В. П.

(прізвище та ініціали)

Рецензент к.т.н., доц. Карпінєць В. В.

(прізвище та ініціали)

м. Вінниця – 2019 року

АНОТАЦІЯ

Дана магістерська кваліфікаційна робота присвячена розробці засобів формування ознак об'єктів зображення із використанням детекторів точок.

В магістерській кваліфікаційній роботі зроблено аналіз методів виділення об'єктів зображення та виконано огляд способів побудови систем з використанням цих методів, вдосконалено метод формування ознак об'єктів зображення із використанням пошуку особливих точок та розроблено алгоритм по обробці цифрового зображення, а також розроблена програма формування ознак об'єктів зображення.

Також у магістерській роботі розглянуті питання економічної доцільності розробки.

ABSTRACT

This master's qualification is dedicated to the development of image forming features using point detectors.

In the master's qualification work the analysis of methods of selection of image objects was made and the methods of constructing the systems with the use of these methods were performed, the method of forming the features of image objects with the use of special points search was improved, the algorithm for processing digital image was developed. Also the program of forming the features was developed image objects.

Also in the master's work the questions of economic expediency of development are considered.

ЗМІСТ

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ТА ЇХ ОЗНАК У ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ.....	11
1.1 Виділення об'єктів як задача розпізнавання образів	11
1.2 Засоби пошуку та розпізнавання об'єктів	17
1.3 Аналіз методів виділення об'єктів у зображеннях	20
1.4 Аналіз підходів до формування ознак для виділення об'єктів	23
1.5 Детектори для виділення особливих точок зображення	29
1.6 Висновок аналізу методів виділення	35
2 РОЗРОБКА ТЕХНОЛОГІЇ ПОШУКУ ТА ФОРМУВАННЯ ОЗНАК ОБ'ЄКТІВ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ 36	
2.1 Розробка послідовності пошуку об'єктів та формування ознак	36
2.2 Розробка способу формування ознак та виділення об'єктів зображення	42
2.3 Алгоритм виділення ключових точок	46
2.4 Висновки нової технології пошуку та формування об'єктів	51
3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ФОРМУВАННЯ ОЗНАК ТА ВИДІЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ 52	
3.1 Вибір інструментальних засобів програмування.....	52
3.2 Розробка структури програми	55
3.3 Розробка програми формування ознак та виділення об'єктів зображення	58
3.4 Оцінювання якості роботи запропонованого способу	67
4 РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ДОЦІЛЬНОСТІ СТВОРЕННЯ ПРОГРАМИ ФОРМУВАННЯ ОЗНАК ОБ'ЄКТІВ..	68
4.1 Технологічний аудит розробки	68
4.2 Прогнозування витрат на виконання та впровадження результатів наукової роботи	73
4.3 Прогнозування комерційних ефектів від реалізації результатів розробки	77
4.4 Розрахунок ефективності вкладених інвестицій та періоду їх окупності	79
4.5 Висновки економічного ґрунтування	82
ВИСНОВКИ	84
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	85
Додаток А	89
Додаток Б	93
Додаток В	101
Додаток Г	102
Додаток Д	103
Додаток Е	104
Додаток Ж	105
Додаток К	106.

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. і Складовою частиною процесу роботи інтелектуальних систем та систем комп'ютерного зору є етапи виділення ознак та розпізнавання об'єктів [1]. Методи виділення ознак та розпізнавання об'єктів широко використовуються у машинобудуванні, засобах відеоспостереження, у робототехніці, в системах управління різними технологічними процесами, у діагностиці різних захворювань людини, медицині, криміналістиці, хімії, фізиці і т.д. [2-4]. Дослідження по виділенню та розпізнаванню образів просторових об'єктів відрізняються значною різноманітністю у виборі засобів для їх вирішення, що є наслідком різноманітних областей їх практичного застосування. Найчастіше вирішуються завдання пошуку та розпізнавання об'єктів, що мають визначену форму з урахуванням можливого впливу завад.

Складність вирішення цього завдання обумовлена різноманітністю можливих ракурсів та положень шуканих об'єктів. Для її вирішення запропоновано методи пошуку, виділення та розпізнавання об'єктів, що ґрунтуються на методах обчислення статистичних моментів, контурному аналізі, теорії нейронних комп'ютерних мереж та інше [4, 5]. Особлива увага серед них приділяється підходу, що пов'язаний із автоматичним виділенням характерних ознак об'єктів у отриманій сцені.

Найбільш поширеним методом виділення ознак об'єктів у зображеннях є «класифікація без учителя» на основі кластерного аналізу, у якій простір ознак об'єктів розділяється на окремі групи, а виконана класифікація елементів зображення дозволяє розділити отриману сцену на однорідні області для виділення та розпізнавання об'єктів [6].

Задача створення ефективного програмного забезпечення для виділення ознак об'єктів цифрового зображення у масштабі реального часу є надзвичайно важливою. Створення такого програмного забезпечення є досить складним через

значну кількість причин, що пов'язані із особливостями форми різних типів об'єктів, знаходженням об'єктів у різних положеннях та масштабах, а також різних умов їх освітлення [7, 8].

На теперішній час є значна кількість різних методів виділення та формування ознак для подальшого розпізнавання об'єктів зображення, які відрізняються швидкістю своєї роботи, якістю розпізнавання та можливістю знаходження та виділення об'єктів довільної форми та різного рівня ієрархії [5, 9]. Значний обсяг візуальної інформації для обробки зображень, що використовується в різних сферах розпізнавання образів, вимагає подальшої розробки нових та вдосконалення вже існуючих методів опрацювання цифрових зображень із метою виділення ознак об'єктів та їх розпізнавання.

Підсумовуючи розглянуте, завдання подальшої розробки нових та удосконалення існуючих методів пошуку та виділення ознак для розпізнавання об'єктів зображень, що є кращими за критеріями достовірність та швидкість роботи, на теперішній час є досить актуальними.

Метою дослідження є вдосконалення методів виділення ознак для розпізнавання об'єктів зображень із використанням детекторів точок.

Задачі дослідження: 1) здійснити аналіз існуючих методів виділення ознак для розпізнавання об'єктів зображень; 2) запропонувати поліпшений метод обробки цифрового зображення для виділення ознак об'єктів для їх подальшого розпізнавання; 3) запропонувати алгоритм та розробити програму для виділення ознак об'єктів із використанням детекторів точок; 4) здійснити обґрунтування доцільності виконання нового наукового рішення, розрахувати економічні витрати для створення програмних засобів виділення ознак об'єктів зображень із використанням детекторів точок та визначити переваги від впровадження нового програмного продукту.

Об'єкт дослідження – процес оброблення даних про об'єкти зображень шляхом виділення ознак об'єктів у отриманій сцені.

Предмет дослідження – методи обробки цифрового зображення для пошуку та виділення ознак об'єктів.

Методи дослідження: використовувались методи диференційного числення, методи дискретної математики, методи математичної статистики, методи теорії множин. Використано засади об'єктно-орієнтованого програмування для реалізації запропонованого методу по виділенню ознак об'єктів.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у тому, що:

- удосконалено метод оброблення цифрового зображення для виділення ознак об'єктів, який відрізняється від існуючих виконанням пошуку об'єктів у вибраній сцені цифрового зображення із знаходженням характерних особливостей об'єктів, що виділені із використанням детекторів особливих точок, що дозволяє більш ефективно проводити пошук та формувати ознаки об'єктів цифрових зображень.

Практичне значення одержаних результатів:

- створено алгоритм оброблення цифрових зображень для формування ознак об'єктів із використанням детекторів точок;
- розроблено програму оброблення цифрового зображення для формування ознак об'єктів із використанням детекторів точок.

Апробація результатів магістерської роботи: зроблено доповідь на молодіжній науково-практичній інтернет-конференції студентів, аспірантів та молодих науковців «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2019)».

Публікації [10]: Хлиповка Д. В. Формування ознак об'єктів із використанням детекторів точок. Матеріали конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2019)». Збірник матеріалів.- Вінниця, ВНТУ, 2019. - с. 19-20.- [Електронний ресурс]. Режим доступу https://conferences.vntu.edu.ua/public/files/mn/mn-2019_netpub.pdf Дата звернення: листопад, 2019.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ТА ЇХ ОЗНАК У ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

У системах обробки та розпізнавання зображень виділення об'єктів та їх ознак є частиною загального процесу розпізнавання образів. Даний розділ присвячено проведенню аналізу методів та засобів по обробці зображень для виділення об'єктів та їх ознак та розглянуто методи, які використовуються для виконання операцій по виділенню об'єктів у цифрових зображеннях.

1.1 Виділення об'єктів як задача розпізнавання образів

На теперішній час важко уявити таку сферу діяльності людства, у якій можна було б обійтися без засобів комп'ютерної обробки цифрових зображень. Комп'ютерна обробка цифрових зображень використовується у різних галузях промисловості, у медицині, у космічній галузі, під час спостереження та аналізу подій на певній місцевості, при розвідці корисних копалин, у системах протипожежної безпеки, під час виявлення та супроводу об'єктів із використанням методів розпізнавання образів та багатьох інших сферах. Однією із сфер застосування комп'ютерної обробки цифрових зображень є її використання у засобах комп'ютерного зору.

Сфера використання комп'ютерного зору має три такі основні складові: візуальний контроль сцени; керування й регулювання об'єктами та інше; виміри та визначення положення об'єктів [2, 3].

Візуальний контроль вирішує важливе завдання пошуку та виявлення необхідних об'єктів у межах виділеної сцени. Таке завдання є одним із головних та найважчих при реалізації системи комп'ютерного зору [2-5]. Основними функціями системи комп'ютерного зору є такі: одержання зображення у полі зору; пошук та визначення наявності потрібних об'єктів у сцені; виділення та розпізнавання обраного об'єкта у отриманому зображенні; визначення координат об'єкту у просторі та виділення його характерних точок по відношенню до координатної системи датчика спостереження; формування необхідних сигналів

для прийняття рішення. У все це зводиться до пошуку та виділення об'єктів та подальшого їх розпізнавання. Ці задачі відносяться до методів розпізнавання образів.

Розпізнавання образів (pattern recognition) — це один із розділів теорії штучного інтелекту (artificial intelligence), який вивчає методи класифікації об'єктів. За введеною традицією об'єкт, що підлягає класифікації, називається образом (pattern). Як приклад, образом може бути цифрова фотографія (розпізнавання зображення), запис мови (розпізнавання мови), буква або цифра (розпізнавання символів), тощо.

У межах теорії штучного інтелекту розділ розпізнавання образів входить до більш широкої наукової дисципліни — теорію машинного навчання (machine learning), основною метою якої є розроблення методів побудови алгоритмів, що здатні навчатися.

До навчання існує два підходи: індуктивне і дедуктивне. Індуктивне навчання ґрунтується на виявленні загальних властивостей досліджуваних об'єктів на підставі неповної інформації, яка отримана емпіричним шляхом. Дедуктивний підхід до навчання передбачає формалізацію знань експертів у вигляді баз знань або експертних систем.

Розпізнавання образів здійснюється із використанням власного математичного апарату, який включає дискретну математику, математичну статистику, алгебру, геометрію та методи оптимізації. Розпізнавання образів має дуже широке застосування та використовується при створенні всіх комп'ютерних систем, які виконують інтелектуальні функції, тобто такі функції, які пов'язані з прийняттям рішення замість людини: пошук інформації та інтелектуальний аналіз даних, криміналістична експертиза, медична діагностика тощо.

Розпізнавання образів – це один із наукових напрямів, який пов'язаний із створенням систем, що визначають належність вибраного об'єкту до одного із попередньо сформованих класів об'єктів. Під об'єктами при розпізнаванні образів розуміють різні процеси, предмети, сигнали, ситуації та явища. Кожен об'єкт має сукупність ознак X та додаткову характеристику S , що вказує на приналежність

цього об'єкта до певного сформованого класу. Набір об'єднаних об'єктів із відомими характеристиками S та X використовується для формування навчальної вибірки. Одним із центральних завдань розпізнавання образів є формування вирішальної функції D (класифікатора), по значеннях якої за ознаками X знаходиться приналежність аналізованого об'єкта до одного із образів системи розпізнавання [11].

Кожний образ являє собою певний набір чисел, які описують його властивості та називаються ознаками (feature). Впорядкований набір таких ознак об'єкта називається його вектором ознак (feature vector). Вектор ознак — це деяка точка у просторі ознак (feature space).

Вирішальне правило (decision rule) або класифікатор — це така функція, яка ставить у відповідність вектору ознак певний клас, до якого він належить.

Послідовність розпізнавання образів можна розділити на такий ряд етапів.

1) Генерування ознак (feature generation) — це обчислення або вимірювання числових ознак, що характеризують даний об'єкт.

2) Вибір ознак (feature selection) — це виділення найбільш інформативних ознак для виконання класифікації (у цей набір можуть входити не тільки первинні ознаки, але і функції від цих ознак).

3) Побудова класифікатора (classifier construction) — це створення вирішального правила, на основі якого виконується класифікація.

4) Оцінка якості класифікації (classifier estimation) — це обчислення показників правильності виконаної класифікації (точність, специфічність, чутливість, помилки першого та другого роду).

Образом (Pattern) називається модель, яка відображає властивості об'єкта, що розпізнається. Образ описується множиною ознак розпізнавання, що утворюють впорядкований вектор-реалізацію цього образу. Характеристика певної властивості об'єкта, що аналізується, називається ознакою (Feature) розпізнавання. Вектором-реалізацією образу називається впорядкована послідовність ознак розпізнавання, яку подають у вигляді вектора-рядка або вектора-стовпця.

Під час створення простору ознак розпізнавання здійснюють інформаційний аналіз характеристик об'єктів. Для кожної із характеристик оцінюють її інформативність – вплив майбутньої ознаки на ефективність формування вирішальних правил та релевантність – ступінь відповідності до вирішення поставленої задачі.

Процедурою класифікації об'єктів (вибір ознак) є така процедура, яка відносить певний об'єкт до класу тоді, коли опис цього об'єкта у вигляді ознак потрапляє у область простору ознак цього класу. Тому процес розпізнавання об'єктів складається із процедури формування класів об'єктів та процедури класифікації об'єктів (створення правила віднесення об'єктів до певного класу).

Простір ознак об'єктів у загальному випадку можна вважати таким, що складається із певних областей, у кожній із яких є точки, що відповідають об'єктам тільки із одного класу. Тоді завдання розпізнавання об'єктів може розглядатися як побудову меж областей розділених класів для прийняття рішення, виходячи із навчальної множини векторів-ознак об'єктів. Нехай ці межі будуть розділені деякими функціями. Тоді основна проблема, що виникає після визначення цих функцій розподілу полягає у знаходженні граничних поверхонь кожного із класів. Для цього і потрібна навчальна вибірка об'єктів. Коли будуть проведені всі розділові кордони між множинами класів, тоді процес навчання можна вважати завершеним. Його вдається виконати за умови компактного групування векторів-ознак, які належать одному класу та створюють просторі опису локально обмежену область. [10].

Для вирішення проблеми розпізнавання образів необхідно розв'язати дві такі задачі: це розбиття простору ознак розпізнавання об'єктів на такі області, що відповідають певному класу об'єктів, та визначення приналежності реалізації деякого образу, що розпізнається, до відповідного визначеного класу. Найчастіше система розпізнавання образів функціонує у двох режимах: навчання й екзамону. Із метою побудови вирішальних правил на етапі навчання виконується розбиття простору ознак на відповідні класи розпізнавання.

Відомі методи розпізнавання розділяють на дві такі групи: 1) методи, які для створення вирішальних правил застосовують класифіковану навчальну матрицю (методи навчання із учителем); 2) методи автоматичної класифікації, що здатні обробляти некласифіковані дані (це методи навчання без учителя). У середині кожної із цих груп виконується подальший розподіл методів на підгрупи з урахуванням апріорної інформації, необхідної для їх використання.

Задача класифікації із учителем (supervised classification) заключається у тому, щоб на підставі утвореної множини прецедентів, яка називається навчальною вибіркою (training sample), побудувати таке вирішальне правило, що мінімізує кількість можливих помилок. У цьому учителем є або сама навчальна вибірка, або той, хто утворив множину прецедентів.

Інша задача класифікації без учителя (unsupervised classification) має назву кластеризації (clusterization) або кластерного аналізу (cluster analysis). У цій задачі вибірка образів розділяється на певні підмножини, які не перетинаються і є кластерами. Такі кластери формуються із подібних один на одного об'єктів, та також вимагається, щоб об'єкти із різних кластерів суттєво відрізнялися один від одного.

Математичний вираз або алгоритм знаходження належності реалізації образу, що розпізнається, називається вирішальним правилом або класифікатором. Вирішальні правила створюються для прийняття рішень про належність аналізованого образу одному із класів із заданого алфавіту. Вирішальні правила можуть формуватися із використанням певних математичних формул, опису геометричних об'єктів, побудови лінгвістичних структур та інше. Для формування вирішальних правил або ж класифікатора необхідно виконати оптимізацію параметрів функціонування системи розпізнавання.

Якість класифікації об'єктів суттєво залежить від вибору міри їх подібності. Для цього використовується метрика як метод визначення відстані між елементами утвореної множини. І чим ця відстань є меншою, тим більш подібними є об'єкти, які маємо розпізнати. Мірою близькості називається певна

величина, що має деяке граничне значення і може збільшуватися при зменшенні відстані між реалізаціями окремих класів для розпізнавання.

Розглянемо основні способи визначення міри близькості між об'єктами [16 - 18]. Найбільш поширеною мірою близькості між реалізаціями образів теорії розпізнавання образів є евклідова відстань. Для надання більшого значення досить віддаленим одна від одної реалізаціям образів у класах розпізнавання використовують квадрат евклідової відстані. Ця міра дозволяє збільшити внесок для віддалених реалізацій образів, оскільки вони підносяться до квадрата. З метою зменшення впливу великих різниць між вимірами окремих реалізацій образів використовують лінійну (манхеттенську) міру близькості. У випадках, коли необхідно збільшити або зменшити вагу реалізацій образів, що досить сильно відрізняються один від одного, використовують узагальнену степеневу відстань.

На практиці при розпізнаванні образів має місце гіпотеза нечіткої компактності розміщення образів, оскільки класи перетинаються і мають нечіткі та розмиті межі. Тому використання в задачах класифікації перерахованих детермінованих критеріїв міри близькості не дозволяє у деяких випадках побудувати чітке розбиття простору ознак на відповідні класи для розпізнавання. Для усунення цього недоліку у задачах розпізнавання образів набула використання міра близькості Махаланобіса [11].

Під час вимірювання значень ознак розпізнавання наявність неточностей та завад (noise) висуває умову їх попередньої обробки (preprocessing). Для цього здійснюється фільтрація, метою якої є видалення завад, та відновлення значень ознак. У засобах попередньої обробки зображень окремою групою методів є сегментація, яка полягає у розділенні об'єктів, що підлягають розпізнаванню, від фону зображення. Наприклад, при автоматичній ідентифікації особи у системах відеоспостереження така попередня обробка полягає у пошуку та виділенні обличчя людини або його деякої частини у зображенні зі змінним фоном [6].

Задачі розпізнавання складаються із таких двох етапів:

– перетворення початкових даних до зручного для розпізнавання вигляду;

– виконання самого процесу розпізнавання, який визначає приналежність кожного об'єкта якомусь сформованому класу.

Розрізняють такі типи задач розпізнавання образів:

– власно завдання розпізнавання як віднесення аналізованого об'єкта за його описом до одного із попередньо створених класів;

– завдання попереднього формування інформативного набору ознак для розпізнавання образів;

– завдання класифікації - розбиття множини об'єктів (або явищ чи ситуацій) за їх описом на групу непересічних класів;

– завдання приведення початкових виділених даних до зручного вигляду для розпізнавання об'єктів. Всі ці завдання дозволяють сформулювати перелік вимог для створення системи або засобів розпізнавання об'єктів.

1.2 Засоби пошуку та розпізнавання об'єктів

Задача розпізнавання об'єктів є однією із найбільш поширених задач, яку людина постійно вирішує протягом всього свого життя. Для цього людина використовує мозок, основою побудови якого є нейрони. Периферійні органи людини разом із нейронами мозку та зв'язками між ними дають змогу людині здійснювати розпізнавання навколишніх людей, явищ природи та різних подій, проводити різноманітні дії. Із точки зору інформаційної теорії методи розпізнавання об'єктів та образів людиною можна розглядати як перетворення різної вхідної інформації у деяку вихідну, яка дозволяє віднести певні об'єкти до визначеного класу.

З середини минулого століття почалось формування напрямку для створення штучного інтелекту як імітації розумової діяльності людини, та відтворення процесу мислення для створення системи розпізнавання. Це стало поштовхом для становлення та розвитку теорії розпізнавання образів як наукового напрямку.

Розпізнавання образів є розділом математичної кібернетики, в межах якого створюються принципи та методи, що виконують класифікацію та ідентифікують

процеси, предмети, явища, об'єкти, сигнали, ситуації, які можуть бути описані скінченим набором деяких ознак та властивостей, що характеризують досліджуваний об'єкт [13].

Об'єкт описується n -мірним вектором, де n – це кількість його одновимірних ознак. Якщо необхідно провести класифікацію об'єктів по декількох групах лише на основі представлення їх описів, то таке завдання має назву кластерного аналізу (навчання без учителя). Для інших таких завдань власне проведення розпізнавання образів (навчання із учителем), крім окремого опису об'єктів необхідно також мати додаткові дані про належність об'єктів до тих чи інших класів (навчальна вибірка).

При розпізнаванні образів основним завданням є пошук класу, до якого відноситься опис конкретного об'єкта, виходячи із заданої навчальної вибірки. По такій схемі здійснюється будь-яке завдання по прийняттю рішення, при умові, що процес прийняття такого рішення ґрунтується на раніше накопиченому досвіді. До вирішення завдання розпізнавання образів також відносять завдання мінімізації опису початкових об'єктів і виділення їх інформативних ознак.

Образом є угруповання, що об'єднує групу об'єктів по деякій ознаці. Образам притаманні особливі об'єктивні властивості об'єктів, які дозволяють однаково та незалежно класифікувати одні та ті ж самі об'єкти [13].

Для класифікації систем розпізнавання образів використаємо принципи отримання та властивості інформації. Системи формування ознак та розпізнавання образів можна розділити на такі групи: за множиною або сукупністю ознак (складні, прості); за кількістю та числом рівнів датчиків ознак, що подають визначені ознаки у систему для розпізнавання образів; системи розпізнавання образів за можливістю до навчання за методами та способами, на яких побудовані та ґрунтуються основи програмного, математичного та логічного забезпечення роботи системи розпізнавання образів (логічні, лінгвістичні, ймовірнісні, нейронні, детерміновані і т.д.).

За сукупністю та множиною ознак системи формування ознак та розпізнавання образів можуть бути поділені на [4, 13]:

– прості системи із фізично однорідною інформацією для розпізнавання образів;

– складні системи розпізнавання образів, у яких для роботи використовується фізично неоднорідна інформація.

Системи розпізнавання образів за кількістю рівнів датчиків формування ознак поділяються на:

– однорівневі системи розпізнавання образів, які мають тільки один рівень датчиків формування ознак, що виділяють властивості у вигляді ознак невідомих об'єктів або ж явищ та передають їх до блоку алгоритмів розпізнавання образів, на основі яких блок алгоритмів розпізнавання образів із участю блоку апріорної інформації про об'єкти починає формувати рішення про розпізнавання образу;

– багаторівневі системи розпізнавання образів, у яких датчики ознак поділяються на декілька ієрархічних рівнів. На першому рівні знаходяться локальні датчики розпізнавання нижчого рівня, які перетворюють і передають частину ознак після переробки на вищій рівні розпізнавання. На другому рівні знаходяться датчики у вигляді розпізнавальних пристроїв, що виконують операції фільтрації, переробки та об'єднання ознак із попереднього нижчого рівня та формування ознак другого рівня, які можуть передаватись на інший вищий рівень.

Як правило, у однорівневих системах розпізнавання ознаки визначаються та формуються у результаті виконання безпосередніх вимірювань, а в багаторівневих системах розпізнавання більша частина ознак формується на основі вже непрямих вимірювань, через виконання процесів фільтрації, оброблення та об'єднання ознак.

Системи формування ознак та розпізнавання образів по відношенню до навчання можна поділити на такі групи [4, 10]: системи без навчання, системи із навчанням та системи із самонавчанням. Такий поділ визначається обсягом початкової інформації для формування алфавіту класів та словника ознак.

За методами та засобами пошуку системи формування ознак та розпізнавання образів поділяють на: детерміновані системи, ймовірнісні системи, логічні

системи, структурні (лінгвістичні) системи, нейроноподібні системи та експертні системи.

Найвищий рівень таких систем розпізнавання образів є логічним, але кінцеві висновки в них формуються не за допомогою порівняльного методу (методом порівняння вхідної апріорної інформації та отриманої інформації), а із використанням методів дедукції, індукції та аналогії, тобто такими методами, що є притаманними лише тільки розуму людини. Отримані у підсумку логічні висновки в таких системах мають формувати нові знання та речення, які будуть наповнювати новою інформацією базу даних та знань.

У експертних системах класи розпізнавання мають вигляд нечітких множин за рахунок урахування напівтонів та неточностей у описі об'єктів (наприклад, об'єкт майже правильної округлої форми та за розмірами приблизно нагадує м'яч і т.п.). Приналежність аналізованого об'єкту або явища до деякого класу знаходиться із використанням рівнянь, що застосовують функції еквівалентності та ймовірнісні характеристики. На основі такої отриманої інформації система починає створювати певну гіпотезу про клас невідомого об'єкта. Така створена гіпотеза не повинна суперечити початковій отриманій інформації.

1.3 Аналіз методів виділення об'єктів у зображеннях

Відомі методи обробки зображення відрізняються у залежності від типу представлення локалізованого об'єкта (шуканий об'єкт може бути представлений точковим зображенням, деякою групою точок або у вигляді протяжного або майданного фрагменту зображення). Також можна виділити у залежності від етапу виконання процесу локалізації (методи первинного та вторинного пошуку), залежно від використовуваної процедури пошуку об'єкта (порівняння виділених областей із еталоном, прогресивне сканування всього цифрового зображення, обробка окремих фрагментів зображення скануючим «вікном», пошук та виділення опорних точок, геометричний пошук об'єкта).

Існують дві основні групи характерних ознак кольорових зображень: це ознаки окремого пікселя зображення (це характеристики кольору пікселя) та

ознаки шуканого об'єкта (це множина пікселів, із яких складається зображення конкретного об'єкта, як правило це геометричні характеристики). Із урахуванням зміни умов отримання зображень та із метою виключення можливої втрати області шуканого об'єкту значення параметрів локалізації об'єкту задаються максимально можливим діапазоном. У зв'язку із цим не виключена певна ймовірність локалізації помилкових областей об'єктів. На кожному із етапів локалізації можливе застосування різних параметрів об'єктів, а тому підходів у локалізації об'єктів по якомусь одному вибраному набору ознак не існує.

Існуючі методи обробки зображень для виділення об'єктів залежно від відомих апріорних даних про об'єкти можна розділити на дві великі групи: методи пошуку по даних про ознаки пікселів шуканих об'єктів та методи знаходження об'єктів по даних про ознаки шуканих об'єктів. Для виділення об'єктів зображення по апріорних даних про ознаки пікселів зображення об'єктів застосовують методи кореляційного аналізу зображення, методи сегментації та методи аналізу гістограми зображення. Методи знаходження об'єктів по даних про ознаки шуканих об'єктів є такі: структурні методи виділення об'єктів, ймовірнісні методи, методи морфологічного аналізу, методи фрактального аналізу зображення, методи текстурного аналізу зображення, методи виділення об'єктів по набору метричних характеристик. У свою чергу методи морфологічного аналізу можна розділити на методи аналізу області об'єкта та методи аналізу границі об'єкта. Ймовірнісні методи є такі: виділення об'єкта за критерієм максимуму правдоподібності, виділення об'єкта за критерієм мінімуму загального ризику, виділення об'єктів за критерієм мінімуму значення альтернативних функцій правдоподібності.

Відомі методи кореляційного аналізу зображення зводяться до обчислення кореляції між заданим об'єктом та із спостережуваним зображенням. Локалізація об'єкта за кореляційним критерієм полягає в тому, щоб відшукати такі пікселі об'єктів, у яких між значеннями їх яскравості спостерігається стійкий кореляційний зв'язок.

Під час пошуку та виділення об'єктів за еталоном виконується співставлення ознак, отриманих від еталону та аналізованого вхідного зображення як із застосуванням порогів за значенням подібності, так і без виділення порогу, коли знаходиться максимум подібності.

Кореляційні методи пошуку та виділення об'єктів характеризується досить великою обчислювальною складністю. Це зв'язано із виконанням операцій повороту та масштабування шуканого об'єкта. Головним недоліком методу порівняння із еталоном є необхідність використання значної кількості еталонів для урахування змін у об'єктах, що можуть появитися при їх повороті та зміні масштабу, тому методи кореляції у чистому вигляді досить рідко використовується на практиці. Із цієї причини при порівнянні із еталоном бажано обмежитися такими ознаками, які менше залежать від зміни розмірів та форми об'єкта, наприклад, це можуть бути структурні ознаки об'єкта.

Локалізація об'єктів шляхом аналізу гістограми цифрового зображення заключається у побудові розподілу пікселів у цифровому зображенні із урахуванням їх кольорових або статистичних властивостей. Гістограма розподілу кольорових значень пікселів зображення показує процентний вміст точок за певним рівнем яскравості. Пошук і виділення областей інтересу здійснюється шляхом установки певних порогових значень яскравості, і всі ті точки зображення, яскравість яких лежить у межах даних визначених значень, виділяються у зображенні, як шукані області.

Якщо відношення контрасту між об'єктом та фоном є достатнім, то виділити такий об'єкт вже не складно. Основою такого підходу є допущення про те, що будь-яке цифрове зображення можна розділити на скінчене число сегментів – деяких ділянок, які мають певні характеристики. Такі підходи по сегментації зображення застосовуються для виділення об'єктів у цифровому зображенні шляхом пошуку країв та зв'язаних із ними ліній і кіл, пошуку сегментів об'єктів за певними ознаками та подальшим об'єднанням їх у єдине ціле.

Основою структурних методів пошуку об'єктів є формування на основі непохідних елементів зображення структурних складових елементів вибраного

об'єкта. У якості складових структури вибирають елементи зображення об'єкта, що складені із відрізків прямих ліній: це проекції прямокутних паралелепіпедів на вибрану площину (у більш простому випадку шукаються прямокутники, паралельні лінії та паралелограми), знаходження яких необхідно, як приклад, для пошуку будівель та доріг у зображенні.

Ознакові методи ґрунтуються на тому, що кожному об'єкту зображенню ставиться у відповідність певний N -мірний вектор ознак. Розпізнавання об'єкта полягає у порівнянні цього вектора із набором еталонних векторів такої ж розмірності. Завдання про розпізнавання об'єкта шляхом прийняття рішення про належність образу до того чи іншого класу на підставі аналізу виділених ознак має цілий ряд математичних рішень у рамках ймовірнісного та детерміністського підходів [15, 16].

Кількість та тип ознак в значній мірі визначають якість процесу розпізнавання. Формування вектора ознак відбувається під час аналізу попередньо підготовленого об'єкту зображення. Цей процес формування вектора ознак називають вийманням ознак. Основні переваги ознакових методів – це простота реалізації, хороша стійкість до зміни форми, хороша узагальнююча здатність, досить мале число відмов при розпізнанні та висока швидкодія. Головним недоліком цих методів є нестійкість до різних дефектів аналізованого зображення. Також ознакові методи мають ще один серйозний недолік - на етапі процесу формування ознак відбувається незворотна втрата частини інформації про об'єкт. Процес виймання ознак ведеться незалежно для різних об'єктів, тому інформація про взаємне розташування елементів та об'єктів втрачається. Чітких та однозначних правил відбору ознак об'єктів не існує, тому методи та підходи від різних розробників систем розпізнавання об'єктів оперують різними наборами ознак.

1.4 Аналіз підходів до формування ознак для виділення об'єктів

Ознака – це кількісний опис деякої характерної властивості досліджуваного явища або предмета. На основі знайдених ознак формується простір ознак - це N -

мірний простір, який має конкретне значення для даної задачі пошуку, виділення та розпізнавання об'єктів, де N - число вимірюваних ознак для заданих об'єктів. Вектор із простору ознак X , який відповідає виділеному об'єкту для вирішення завдання розпізнавання, є N -мірним вектором із числовими значеннями компонентів ознак (x_1, x_2, \dots, x_N) для даного виділеного об'єкта.

Задачу розпізнавання образів можна назвати процесом віднесенням початкових даних про об'єкт до певного класу із допомогою виділення суттєвих характерних ознак чи властивостей із загальної маси усіх деталей.

Дуже часто початковим матеріалом для виділення та розпізнавання об'єктів служить отримане із відеокамери цифрове зображення. Завдання розпізнавання об'єктів можна сформулювати як процес формування векторів ознак для кожного класу об'єктів у цьому початковому зображенні. Цей процес можна розглядати як певну послідовність кодування, яка заключається у присвоєнні деякого певного значення для кожної ознаки із простору ознак для кожного із створених класів об'єктів.

Виділення характерних ознак або властивостей із початкових зображень є наступною задачею розпізнавання об'єктів. Це завдання відноситься до етапу попередньої обробки. Такі ознаки мають представляти із себе характерну індивідуальну особливість об'єкта для конкретного класу образів та є загальною для цього класу. Ті ознаки, які описують відмінності між окремими класами, є міжкласовими ознаками. Можливі загальні для усіх класів ознаки об'єктів не містять корисної інформації для розпізнавання образів та не вносяться як ознаки у вирішення задачі розпізнавання. Процес формування та вибір ознак є однією із головних задач, що тісно пов'язана із створенням системи розпізнавання об'єктів.

Після того, як вибрані та визначені ознаки об'єктів виконується формування оптимальної вирішальної процедури для їх класифікації. У цьому випадку задача розпізнавання об'єктів розглядається як задача визначення меж, що розділяють M сформованих класів простору образів, виходячи із прийнятих векторів вимірювання вибраних ознак.

Вирішення задач попередньої обробки цифрового зображення, пошук та виділення ознак, класифікації ознак та формування потрібного оптимального рішення пов'язане із необхідністю оцінки цілого ряду параметрів. Порівняння об'єктів зображень можна здійснювати на основі їх представлення у вигляді векторів вимірювань. Результати цих вимірювань зручно подавати у вигляді звичайних чисел. У такому випадку подібність векторів ознак двох об'єктів зображення може визначатись за допомогою міри евклідової відстані.

Успіх у вирішенні задачі розпізнавання образів суттєво залежить від вдалого вибору множини ознак X . Початковий набір характеристик для вибору ознак може бути досить великим. В той же час прийнятне правило вироблення рішення для розпізнавання об'єктів повинне ґрунтуватися на застосуванні невеликої кількості ознак, які є найбільш важливими та характерними для знаходження відмінності одного класу ознак від іншого. Із цієї причини проблема відбору інформативних та достатніх ознак є важливою та головною складовою частиною вирішення проблеми розпізнавання образів.

Пошук бажаного об'єкта у зображенні за конкретним зразком є частиною більш загального процесу пошуку і розпізнавання образів. При несистематизованому пошуку таких об'єктів із множини всіх об'єктів зображення сам процес може тривати довго і не дійти до завершення пошуку із заданою вірогідністю. У багатьох випадках пошуку об'єкти описуються певним набором ідентифікаційних ознак, таких як форма, колір, рухливість, положення, відмінність рис, а також їх різні комбінації. У залежності від всіх цих вибраних факторів об'єкти піддаються заданій класифікації. Іноді стоїть не загальне вирішення завдання класифікації усіх можливих оточуючих об'єктів, а всього лише завдання пошуку у отриманому відеопотоці об'єктів заданого типу. У цих ситуаціях можна скористатися такими класифікаційними ознаками.

Класифікація об'єктів за формою. Якщо завданням є виділення об'єктів за певною формою, то обов'язково повинні бути визначені класифікаційні особливості або примітиви. У якості таких примітивів у значній кількості методів

пошуку застосовуються прямокутні або ж круглі, прямолінійні чи еліптичні об'єкти.

Пошук за об'єктів шаблоном. Метод вписування шаблону для виділення об'єктів є найбільш універсальним підходом пошуку за визначеною формою. Шаблон із формою об'єкта, який необхідно відшукати, рухається по цифровому зображенню та обчислюється характеристика для кожного положення цього шаблону, і у тих місцях, де значення обчисленої характеристики переходить деякий заданий поріг, може знаходитися шуканий об'єкт цієї визначеної форми. Методика розрахунку характеристики збіжності шаблону та об'єкта існує різна. Найчастіше використовують середньоквадратичну різницю між значеннями яскравості зображенняфрагменту аналізованого кадру та вибраного шаблону.

Велика ресурсоемність є значним недоліком цього методу. При застосуванні цього методу потрібно здійснювати багато звернень до одних та тих же фрагментів зображення. Окрім того, зображення шаблону не є динамічно змінним - тобто, якщо шуканий об'єкт у виділеному кадрі трохи більший або менший за вибраний шаблон, то він, швидше всього не буде знайдений та виділений. Одним із варіантів рішення даної проблеми є використання пошуку та виділення об'єктів по деякій аналітичній залежності, що описує форму шуканого об'єкта.

Пошук об'єктів за аналітичним описом їх форми. Аналітичний опис форми об'єктів є одним із поширених способів пошуку об'єктів за формою. Найбільш поширені форми об'єктів, такі як коло, еліпс або прямокутник можуть бути описані за відомими формуламиіз курсу аналітичної геометрії.По аналогії із розглянутим методом пошуку за шаблоном для вибраної кількості точок зображення аналізується їх характеристика, в якій береться до уваги значення яскравості точок, яке задовольняє певній вибраній аналітичній залежності.

Однак ситуація коли шуканий об'єкт потрібної форми розміщений увідеокадрі у необхідному положенню є досить рідкісною. Досить часто окремі елементи об'єкта губляться або їх просто не видно, а сам об'єкт може бути повернутий у просторі і тому мало подібний за своєю формою із шаблоном або із описом у вигляді аналітичної залежності. У такій відносно поширеній ситуації

аналізу сцени можна виділити тільки окремі фрагменти форми об'єкта, найчастіше це відрізки прямих ліній.

Класифікація об'єктів по положенню. Одним з найбільш евристичних напрямків у теорії розпізнавання образів є методи пошуку по положенню. Коли на об'єкті було нанесено певні мітки, які можна легко віднайти та розпізнати, або є якісь характерні деталі, то їх значно простіше виділити та виконати класифікацію, ніж це зробити для усього об'єкта у цілому. Виявивши ці деталі або мітки, можна потім виділити та класифікувати весь об'єкт. Тобто, якщо існує надійний метод виявлення у відеопотоці, наприклад, особливостей обличчя людини як то ніс або очі, то по цим характерним деталям робиться допущення, де шукати та знаходити все інше. Але для типових випадків можуть бути винятки, коли у відеокадрі об'єкт має нетривіальне поєднанням таких деталей або міток в деяких положеннях, що дуже важко розпізнати.

Класифікація об'єктів за кольором. Значну кількість об'єктів можна класифікувати по їх кольору: вони або стабільно мають одне і те ж забарвлення, або їх забарвлення може бути регламентоване доволі чітко у певних ситуаціях. А так як існує декілька базисів представлення колірних компонентів зображення (RGB, YCrCb, YUV, HSV і т.п.), то в одному чи іншому базисі бажаний об'єкт можна класифікувати практично безпомилково. Однак дані, який базис кольорів використовувати та як краще організувати процес пошуку об'єкта, маючи зображення в конкретному базисі, може бути отримане лише шляхом експериментальних досліджень [17, 18].

При створенні системи ознак виникають певні вимоги. Першою та головною вимогою до такої системи ознак є забезпечення заданої ефективності процесу при розпізнаванні об'єктів зображення. Ця вимога утворює суперечливі умови: отримати бажані обчислювальні характеристики та забезпечити визначені обмеження у часі роботи. Перша умова ставиться для створення алгоритму по виділенню ознак та ефективності його роботи. Потреба цієї умови диктується тим, що будь-яка система розпізнавання об'єктів розробляється у рамках певних фінансових можливостей. Тому це накладає деякі обмеження на обсяг

обчислювальних ресурсів при створенні засобів формування ознак. Друга умова забезпечення визначених обмежень у часі роботи, що визначаються до початку виконання процесу розпізнавання у цілому, є необхідною для таких систем, що функціонують у масштабі реального часу (це можуть бути системи оперативного контролю за переміщенням об'єктів, різного типу системи дистанційного зондування та інші).

Другою вимогою ефективності процесу розпізнавання є обмеження на значення ознак – всі сформовані ознаки для об'єктів різних класів повинні відрізнятися між собою більше, ніж ці самі ознаки відрізняються для об'єктів всередині одного класу. Ця вимога на відмінність ознак визначає спосіб побудови класифікатора – вирішуючого правила. Існуюча компактність образів дозволяє у значній мірі спростити процедуру проведення класифікації та зробити її більш стійкою. Характер вимог для досягнення бажаної ефективності ознак, існуючі методи їх визначення та наявність швидких алгоритмів їх виділення суттєво залежать від поставленої специфіки задачі, яка вирішується при створенні системи розпізнавання.

По-третє, для ефективності процесу розпізнавання об'єктів важливим є задоволення вимоги інваріантності або стійкості образу до можливих спотворень об'єкту. Це пояснюється тим, що об'єкти у реальному представленні мають вплив цілого ряду можливих спотворень або змін (переміна освітлення, не ідеальність засобів реєстрації, завади та інше). У загальному випадку все це суттєво впливає на результати класифікації та може змінити ефективність роботи системи у цілому. Виконання умови інваріантності у цілому ряді практичних задач розпізнавання об'єктів є достатньо загальною та потребує виконання таких вимог інваріантності: до завад та динамічних спотворень; до спотворень по яскравості; до місця знаходження об'єкту та до зміни масштабу об'єкта; до зміни орієнтації об'єкта та до довільних афінних перетворень; до зміни ракурсу зйомки об'єкта.

У загальному випадку виконання інваріантності до перерахованих спотворень об'єктів досягається за допомогою засобів попереднього перетворення

початкового зображення. Наприклад, група спотворень, яка пов'язана із дією завад та динамічними змінами, може бути ліквідована із застосуванням методів та алгоритмів відновлення. Спотворення по яскравості можуть бути досить ефективно вилучені за допомогою приведення отриманого зображення до заданого нормалізованого вигляду. Також існують способи по нормалізації зображення об'єктів до таких спотворень, які викликані зміною масштабу, положення або орієнтації об'єкта.

1.5 Детектори для виділення особливих точок зображення

Саме по собі цифрове зображення являє собою досить просту у математичному представленні структуру - двовимірну матрицю чисел, у якій зосереджена значна кількість інформації про аналізовану сцену. Але отримати із цієї сцени вже структуровану інформацію є досить складним завданням. Для цього необхідні певні пристрої та методи, які дадуть можливість виділяти та аналізувати закладену у цифрове зображення необхідну інформацію. Одним із таких відомих підходів є пошук, знаходження та порівняння точкових особливостей об'єктів у отриманому кадрі відеозображення. Цю задачу можна виконати шляхом використання засобів детектування локальних особливостей у отриманому цифровому зображенні. Існують такі способи для детектування зображень: підхід для пошуку та виявлення країв; способи та детектори для виявлення кутів; способи та детектори для виявлення точок; способи та детектори для виявлення плям у вигляді областей.

Кожен із цих перерахованих способів дає кращі результати тільки при роботі із певним типом локальних особливостей аналізованого зображення, що є головним недоліком цих способів.

У цифровому зображенні можна знайти та виділити певні характерні або особливі точки. Особлива точка m або точкова особливість (Point feature, feature, key point) цифрового зображення - це така точка зображення, околиця(область) якої $o(m)$ відмінна від околиці будь-якої іншої точки цього цифрового зображення

$o(n)$. Процес пошуку та виділення особливих точок у зображенні досягається шляхом використання спеціальних засобів у вигляді детекторів та дескрипторів.

Детектор – це певний метод пошуку та виділення особливих характерних точок у аналізованому цифровому зображенні. Відносно змін та перетворень зображення детектор має забезпечувати інваріантне виділення та знаходження одних і тих же особливих характерних точок.

Ще один засіб аналізу зображень є дескриптор – це специфічний ідентифікатор виділеної особливої точки, що відрізняє її із множини всіх особливих точок. По відношенню до особливих точок стосовно перетворення зображення дескриптори мають також забезпечувати інваріантність виділення заданих відповідностей у зображенні [19].

Одним із найбільш поширених та простих типів особливих точок зображення є кути об'єктів. Кути (corners) – це такі особливі точки об'єктів, які формуються із двох або більше граней об'єктів. Вони дозволяють виділяти межі між різними об'єктами зображення або ж частинами одного і того ж самого об'єкта. Кути відшукуються по зміні яскравості у координатах сусідніх точок аналізованого зображення. Головна особливістю таких точок є те, що в межах її області переважають два домінуючих напрями градієнту зображення. Градієнт – це така векторна величина, що вказує напрям найбільшої зміни зростання функції інтенсивності яскравості $I(x, y)$ цифрового зображення.

Залежно від кількості граней, що перетинаються у об'єкті, існують такі види кутів: Y- (або T-), X- та L- зв'язані [19]. Відомі підходи по пошуку та виділенню особливих точок у вигляді кутів можуть бути розділені на такі три групи [17]:

1) На основі виконання аналізу контуру об'єкта зображення: виконується пошук місця із максимальним значенням кривизни контуру об'єкта або із полігональної апроксимації контуру та визначення точок їх перетину. Однак ці методи досить чутливі до областей перетинів контурів.

2) На основі проведення аналізу інтенсивності яскравості зображення: особливі точки виділяються безпосередньо у зображенні за значеннями інтенсивності яскравості пікселів.

3) На основі використання деякої моделі: застосовуються моделі із використанням інтенсивності яскравості або кольору у якості параметрів для аналізу. Модель підлаштовують до аналізованого зображення до субпіксельної точності. Ці підходи мають обмежене застосування із особливими точками спеціальних видів.

На практиці для широкого застосування найбільш поширеними є такі методи, що ґрунтуються на основі аналізу інтенсивності певних параметрів зображення.

Роботи по аналізу зображення із використанням особливих точок почалися з детектора Моравец (Moravec), який є самим простим детектором кутів. У цьому підході пропонується шукати зміну інтенсивності яскравості пікселя $I(x, y)$ за допомогою переміщення невеличкого вікна розміром W з центром у (x, y) на один піксель у кожному із восьми (діагональних, вертикальних та горизонтальних) напрямів. Недоліком даного детектора є відсутність інваріантності щодо операцій повороту та у нього виникає значна кількість помилок у роботі при наявності у об'єкта значної кількості діагональних ребер [20].

Кращим детектором кутів є детектор Харріса (Harris and Stephens detector) [21]. У цьому детекторі Харріс і Стефенс покращили роботу детектора Моравеця, ввівши анізотропію в усіх напрямках аналізу околиці пікселя. У даному детекторі аналізуються похідні яскравості зображення для пошуку змін у яскравості околиці пікселя по принципових напрямках.

У деякому зображенні $I(x, y)$ розглядається вікно розміром $W \times W$ із розміщеним точці центром (x, y) , а також його переміщення на відстань (u, v) (як правило у більшості випадків розмір вікна береться рівним 5×5 пікселів, але можуть бути і інші розміри вікна). Обчислення власних значень являє собою трудомістке завдання, а тому Харріс і Стефен запропонували ввести деяку міру відгуку R [21]. Значення міри відгуку R є позитивним для особливих кутових точок. По знайденому значенню міри відгуку R виконується відсікання деяких точок (точки виключаються із подальшого розгляду, якщо у них значення R менше деякого заданого порогу). Надалі шукаються локальні максимуми функції

відгуку (non-maximal suppression) по фрагменту заданого радіусу, із яких потім вибираються особливі кутові точки.

Детектор Харріса та Стефена є інваріантним до повороту зображення та частково інваріантним до афінних змін інтенсивності яскравості зображення. Недоліком детектора є його залежність до масштабу зображення та чутливість до завад (у багатомасштабному детекторі Харріса цей недолік усунений (multi-scale Harris detector)).

Інший детектор Ши-Томасі (Shi-Tomasi або його подальший розвиток у детекторі Kanade-Tomasi) подібний до детектора Харріса, тільки відрізняється обчисленням міри відгуку: у алгоритмі здійснюється безпосереднє обрахування значення кутів, виходячи із допущення, що виділення кутів є більш стабільним. Для аналізу оптичного потоку у цифрових зображеннях використовується подібне рівняння Лукаса та Канаде (Lucas and Kanade) [22].

Інші автори Фьорстнер і Гьолч (Förstner and Gülch) вдосконалили детектор кутів Харріса. У обчислювальному плані використовується більш складна реалізація: власні значення кутів обчислюються явно та вводиться нова міра округлості кута [8]. На практиці детектор Фьорстнера досить часто застосовується для розширення можливостей детектора кутів Харріса: він допомагає виділити особливі точки разом із їх кутами. Також алгоритм Фьорстнера пропонує кращі властивістю локалізації кутів [22].

Сміт і Бреді запропонували інший алгоритм SUSAN (Smith and Brady - Smallest Univalued Segment Assimilation Nucleus). Пошук кутів здійснюється шляхом виконання операції сегментації кругових околиць точки на схожі та несхожі ділянки. Кути розміщені там, де відносна площа схожих ділянок зображення (similar USAN) наближається до локального мінімуму, що є нижчим за заданий поріг [22].

Для кожного пікселя зображення розглядається кругова область фіксованого радіуса. Цей піксель є ядром і значення його інтенсивності яскравості запам'ятовується. Інші пікселі у околиці розділяються на дві категорії: на схожі та несхожі ділянки в порівнянні із значенням інтенсивності яскравості ядра. Якщо у

межах ділянки кругової області зображення не має змін, то тоді схожі ділянки займають майже усю площу аналізованої області; на гранях фігур це відношення між ділянками зменшується вже до 50%, а на кутах воно падає приблизно до 25%. Таким способом шукається кути, де відносна площа подібних ділянок досягає значення локального мінімуму, що є нижчим за певний поріг. Для поліпшення якості роботи детектора найближчим до ядра пікселям вводяться вищі значення вагових коефіцієнтів. Алгоритм чудово працює на всіх різновидах кутів, але до розмиття об'єктів у зображеннях є нестійким [22].

Існує також алгоритм FAST, який у свій час запропонували Ростен та Драммонд (Rosten Edwardend Drummond Tom). Алгоритм (Features from Accelerated Segment Test) здійснює прискорене тестування сегмента зображення.

У цьому алгоритмі навколо вибраної точки-кандидата P розглядається коло із 16 пікселів. Точка P є тоді кутовою, якщо для поточної точки P існують таких N суміжних пікселів на колі, інтенсивності яскравості яких менше ніж значення $I_P - R$ або інтенсивність яскравості більше ніж значення $I_P + R$, де R – задана гранична величина, I_P – інтенсивність яскравості точки P . На наступному кроці порівнюються інтенсивності яскравості у горизонтальних та вертикальних розміщених точках на колі із номерами 1, 5, 9 та 13 із значеннями інтенсивності яскравості у точці P (перераховані точки розглядаються тому, щоб по можливості швидше відкинути неправильні точки-кандидати). Якщо для трьох із цих точок виконається умова $I_{P_i} > I_P + R$ або умова $I_{P_i} < I_P - R$, $i = 1, \dots, 4$, то тоді виконується повний тест для всіх 16 точок по колу [13]. Експериментально було показано, що особливі точки зображення стабільно проявляються при значенні $N = 9$ (це найменше значення N).

У даного алгоритма є різні модифікації: FAST-12 та деревовидний алгоритм FAST-9 (the tree based FAST-9).

У алгоритма FAST є деякі недоліки: ефективність роботи алгоритму залежить від послідовності обробки цифрового зображення та розподілення пікселів; у межах деякої околиці може бути знайдено кілька особливих точок.

Існує також алгоритм поліпшена повторюваність FAST-ER (ER - Enhanced Repeatability) авторів Edward Rosten, Reid Porter та Tom Drummond. Алгоритм має властивість повторюваності припошуку особливих точок: одна і та ж сцена, що розглядається під різними кутами спостереження, має ті ж самі особливі точки, що належать одним і тим же самим об'єктам.

У алгоритмі FAST-ER аналіз виконується для кола розміром у 48 пікселів, що значно більше, ніж в алгоритмі FAST. У алгоритмі FAST-ER застосовується додатковий алгоритм ID3 для визначення особливої точки-кандидата при здійсненні класифікації особливих точок із використанням дерева рішень. Алгоритмом ID3 оптимізується порядок оброблення пікселів і у підсумку отримуємо детектор із найкращою обчислювальною ефективністю.

Алгоритм FAST-ER є кращим ніж алгоритм FAST, але тепер він має меншу швидкість виконання. Детектор FAST-ER є самим кращим по відношенню до властивості повторюваності при пошуку особливих точок.

Раттаранджі і Чін (Rattarangsi and Chin) запропонували алгоритм, в основі роботи якого аналізується кривизна масштабного простору (CSS, curvature scale space) [23]. Алгоритм CSS дозволяє виявляти кути на плоских кривих. Алгоритм можна використовувати для пошуку інваріантних геометричних особливостей на плоскій кривій, що подається у різних масштабах. Алгоритм знаходить особливі точки у зображенні беручи до уваги кілька масштабів одного і того ж самого цифрового зображення. Недоліками алгоритму є значна обчислювальна складність та можливість виділення помилкових кутів на кругових областях [16].

Farzin Mokhtarian та Riku Suomela покращили алгоритм CSS в стійкості до завад [24]. Запропонований ними алгоритм застосовується до оброблення чорно-білих зображень. У алгоритмі CSS присутні такі недоліки: для пошуку та визначення числа кутів використовується зображення тільки в одному масштабі, а для виконання операції локалізації кутів використовується теж зображення тепер уже в декількох масштабах. В результаті такого аналізу алгоритм може пропустити кути, коли σ є досить великим, та виявляє у зображенні помилкові кути, коли σ мале [24].

Інші автори He та Yung поліпшили роботу алгоритму CSS. У запропонованому ними алгоритмі для знаходження кутів введено етап пошуку відмінностей між локальними та глобальними особливостями рівня кривизни граней.

Автори Awrangjeb і Lu запропонували новий детектор пошуку особливих точок CPDA (Chord-to-Point Distance Accumulation) [25]. Використання у роботі Гаусіана із великим значенням σ зменшує дію завад, але суттєво впливає на локалізацію точок, а Гаусіан із малим значенням σ досить чутливий до завад. Для ліквідації цих проблем автори запропонували у методі CPDA введення адаптивного порогу. У детекторі CPDA використовується дискретна оцінка кривизни кривої, яка є стійкою до локальних змін у цифровому зображенні. Використовуються три хорди різної довжини для виконання оцінки трьох нормованих дискретних значень кривизни в кожній із точок згладженої кривої [25]. Детектор CPDA менш чутливий до завад та можливих локальних змін у аналізованій кривій. Алгоритм, що створений у цьому детекторі CPDA, є подальшим розвитком алгоритмів роботи детектора CSS.

На завершення слід відмітити, що сучасні алгоритми обробки цифрових зображень із метою пошуку та виділення особливих точок об'єктів стали більш складними. Але на теперішній час детектор виділення особливих точок Харріса та дескриптор FAST використовуються найчастіше та є у обчислювальному плані досить швидкими алгоритмами.

1.6 Висновок аналізу методів виділення

У даному розділі зроблено огляд та виконано аналіз методів виділення об'єктів у зображеннях та способів формування та виділення ознак об'єктів у зображеннях сцени. Проаналізовані відомі варіанти побудови детекторів особливих точок та запропоновано використати детектор Харріса, який буде кращим підходом до виділення об'єктів на основі виділення характерних областей та використання детекторів особливих точок, які пропонується реалізувати у вигляді програмного продукту.

2 РОЗРОБКА ТЕХНОЛОГІЇ ПОШУКУ ТА ФОРМУВАННЯ ОЗНАК ОБ'ЄКТІВ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Пошук, виділення та формування ознак об'єктів є однією із ключових задачоброблення аналізуцифрових зображеньта виконується за ряд послідовних етапів. В залежності від вибраного способу опису об'єктів зображення ці етапи можуть бути реалізовані у різній послідовності. Розробці технології та алгоритмуформування ознак об'єктів цифрових зображень присвячений даний розділмагістерської роботи.

2.1 Розробка послідовності пошуку об'єктів та формування їх ознак

Пошук, формування ознак та розпізнавання об'єктів відноситься до одного із підрозділів наукового дослідження - розпізнавання образів. У свою чергу теорія розпізнавання образів є розділомкібернетики, яка виконує дослідження та розвиває теоретичні основи та методи ідентифікації та класифікації об'єктів, процесів, предметів, сигналів,явищ і ситуацій, які описуються деяким скінченим набором ознак та властивостей. У широкому сенсі задача розпізнавання образів – це задача віднесення отриманих початкових даних про об'єкт (явище, процес, ситуацію)до деякого певного виділеного класу з урахуванням визначених та виділенихсуттєвих ознак, які описують ці дані, із загальної множини несуттєвих даних.

Процес вирішення задачі розпізнавання об'єкта починається із вирішення питання пошуку за певними ознакамиоб'єктау отриманому цифровому зображенні [5, 8].

Першим і суттєвим етапом при здійсненні операції ідентифікації об'єкта у зображенні євирішення питання пошуку та виявленняоб'єкта. Засоби, що виконують поставлену задачу пошуку та виділення об'єкта, мають здійснювати цю операцію із отриманим цифровим зображенням. Весь процес пошуку та виділення об'єкта в такому випадку буде складатися із ряду послідовних етапів [7, 11]:

- отримання та виділення окремого кадру цифрового зображення із відеокамери спостереження або іншого джерела інформації;
- аналіз зображення та виявлення у ньому необхідного об'єкта;
- формування та виділення у об'єкта суттєвих ознак;
- на основі сформованих та отриманих ознак виконати операцію розпізнавання об'єкта.

Виконання цих етапів розпізнавання об'єкта може бути здійснено різними підходами та способами [28, 29].

Відомий спосіб формування ознак та розпізнавання об'єктів [31], який відноситься до способів формування ознак та розпізнавання об'єктів у системах машинного зору, у системах відеоспостереження та у системах різного типу робототехнічних комплексів. Цей спосіб дозволяє підвищити точність формування ознак та розпізнавання об'єктів за рахунок підвищення рівня стабільності роботи детекторів ключових областей на цифровому зображенні і збільшення кількості інваріантних характеристик цих детекторів. Робота способу виконується у такій послідовності: отримане вхідне зображення згортається із заданою для оброблення функцією Гріна. Отримані так чином згортки віднімають одну із одної для формування кінцево-різницевої апроксимації першої похідної даної згортки вхідного зображення із фільтром. При виконанні операції пошуку локального екстремуму даної згортки здійснюють прирівнювання до нуля відповідних перших похідних. Таким чином знаходять всі локальні екстремуми і виконують адаптивну порогову фільтрацію отриманого зображення для відсікання несуттєвих особливостей. Знайдені таким способом точки зображення служать центрами околиць, для яких створюють довільні дескриптори. Змінюючи набір симетрії шляхом вибору відповідної функції Гріна можна отримувати для одного і того ж цифрового зображення вектори-ознаки, що відтворюють різні властивості цього зображення, тим самим підвищуючи інформативність представлення даного зображення.

Недоліками цього способу є визначення особливостей зображення у вигляді локальних областей екстремуму, а використання способу згортки з функцією Гріна не дозволяє виконувати детектування різних типів текстур.

Також відомий спосіб для формування ознак та виявлення об'єкта на зображенні [31], який відноситься до способів формування ознак та розпізнавання об'єктів в системах машинного зору.

У даному способі розпізнаванні об'єктів на цифровому зображенні виконується із використанням інваріантної функції масштабу. На першому етапі роботи здійснюється згортка зображення з використанням функції Гауса, на наступному етапі використовується піраміда Гауса для виконання побудови різницевого зображення. На наступному етапі шукаються локальні екстремуми зображення шляхом порівняння кожного пікселя даного зображення з декількома сусідніми у даному масштабі. На наступному етапі роботи виділяють область навколо знайдених точок екстремуму. Надалі обчислюється напрямок градієнту у вибраній околиці і на завершальному етапі для кожної знайденої точки екстремуму обчислюється її локальний дескриптор.

Даний спосіб має такі переваги: знаходження локальних екстремумів та інваріантність до зміни масштабу, а суттєвим недоліком цього способу є досить низька точність визначення локальних дескрипторів. Крім того, так як функція Гауса має обмежений набір інваріантних функцій, що характеризують особливості зображення у вигляді опису векторів-ознак, то і тим самим отримані вектора у вигляді ознак є менш інформативними.

Також відомий спосіб детектування особливих точок зображення і пристрій, що його реалізує [33], який відноситься до способу детектування локальних особливостей об'єктів. У даному способі виконується коректне детектування локальних особливостей на зображенні об'єкта із використанням однієї точкової нормалізації та подальшою багато точковою нормалізацією для виконання операції розпізнавання образів.

Структурна схема пристрою для формування та виявлення локальних особливостей об'єкту складається із :

- пристрою введення зображення для оброблення;
- пристрою, що налаштований на зберігання першого шаблону для знайденої першої локальної точки об'єкту, наступного другого шаблону для знайденої другої локальної точки об'єкту та третій шаблон для зберігання комбінації першої і другої локальних точок;
- блоку кандидата;
- першого блоку розпізнавання образів, що формує множину третіх кандидатів із множини перших кандидатів на основі аналізу подібності між першим кандидатом та першим шаблоном, а також формує множину четвертого кандидата із множини другого кандидата на основі аналізу подібності між кожним другим кандидатом і другим шаблоном;
- другого блоку розпізнавання образів, що формує множину перших комбінацій кожного третього кандидата, а кожний четвертий кандидат формується другою комбінацією із множини перших поєднань, що засновані на третьому подібності між першою комбінацією і третім шаблоном.

Суттєвим недоліком цього способу та пристрою, що його реалізує, є його призначення тільки для детектування локальних точкових особливостей об'єкту.

Існує також спосіб пошуку та виявлення об'єктів у отриманих цифрових зображеннях, у якому проводиться аналіз цифрового представлення зображення з метою пошуку та виділення областей можливого розташування шуканих об'єктів, а потім по наявності сформованих характерних ознак знаходять ті області, що містять шукані об'єкти [34].

У даному підході по пошуку та виділенню об'єктів для кожного зображення послідовно здійснюються такі етапи роботи: виконується пошук об'єктів у зображенні; потім виконується розпізнавання знайдених та виділених об'єктів у зображенні у залежності від їх типу; на останньому етапі роботи здійснюється формування набору даних для розпізнавання для кожного із об'єктів. Створений ідентифікаційний набір даних про об'єкти в подальшому може бути використаний для формування таких груп зображень, що містять набір подібних об'єктів. Завершальним є етап розпізнавання виділених об'єктів.

У процесі пошуку та розпізнавання об'єктів зображення цим методом на досить значному навчаючому наборі об'єктів формується вектор ознак знайденого об'єкта. У подальшому він входить до складу ідентифікаційного набору даних виділених об'єктів і в майбутньому може використовуватися для пошуку та розпізнавання подібних об'єктів. Як міру близькості двох зображень об'єктів для цього випадку пропонується застосовувати модуль різниці двох векторів ознак.

У даному способі виявлення та розпізнавання об'єктів у цифрових зображеннях бажаний результат досягається тим, що у зображенні аналізують цифрове представлення отриманого зображення з метою пошуку та визначення можливих областей розташування об'єктів, що мають бути виділеними. Для знаходження характерних ознак шукають та виявляють області, у яких містяться об'єкти, а потім ці області порівнюють із базовим набором підготовлених завчасно типових зображень об'єктів. Надалі із зображення із підготовленого базового набору формують ряд подібності за спаданням ступеня схожості для зображення, що розпізнається, та який потім використовується в якості ідентифікатора для розпізнавання об'єктів при організації процесу пошуку, виділення та розпізнавання

Попередньо області зображення, що містять об'єкти, які виділені для порівняння з основним набором стандартних базових зображень об'єктів, масштабують і нормалізують. Для пошуку та виділення об'єктів у цифрових зображеннях існують і інші підходи [18, 35].

На основі розглянутих підходів по пошуку та виявленню об'єктів у цифровому зображенні загальна послідовність виконання такого процесу буде складатися із таких основних етапів:

- 1) Завантаження початкового цифрового зображення із відеокамери спостереження або іншого джерела інформації.
- 2) Виконати попередню обробку завантаженого зображення.
- 3) У цифровому зображенні виконати пошук та виділити об'єкти, які можуть бути заданими для подальшого розпізнавання.

4) У такий спосіб знайдених та виділених об'єктах виконати пошук характерних ознак цих об'єктівна підставі одного або декількох відомих методів.

5) По завершенню роботи попереднього етапу даного процесу сформуванати множини ознак знайдених об'єктів.

6) Виконати шляхом порівняння сформованої множини ознак із знайденою у базі даних множиною ознак базового об'єктата здійснити процедуру розпізнавання (ідентифікацію) об'єкта.

Завершальні етапи 5 та 6 цієї послідовності виконуються для розпізнавання об'єкта у зображенні. Для нашого випадку достатнімбуде підтвердження того факту, що у оброблюваній області аналізованого зображення знайдений та виділенийфрагмент є шуканим об'єктом.

У запропонованому варіанті підходу по виконанню операцій пошуку та виявленняоб'єкта пропонується виконувати додаткову перевірку для уточненнявиділеного об'єкта цифрового зображення за розташуваннямдеяких певних ключових точок, що притаманні дляданого типу об'єктів. Також початкові етапи роботи приведеної послідовності по пошуку та виявленню об'єкта вимагають поліпшення. Це введення операцій по корекції яскравості зображення та початкового знаходження бажаного об'єкта. Із урахуваннямцих зауваженьзапропонована послідовність пошуку та виділення бажаного об'єкта буде такою:

1) Виконується процес завантаження початкового цифрового зображення із відеокамери спостереження або іншого джерела інформації.

2) Для отриманого цифрового зображення виконується вирівнювання по значенню яскравості. Виконується пошук максимального та мінімального значення яскравості та здійснюється перерахунок яскравості зображення по всьому діапазону та виконується масштабування.

3) На зображенні виділяються контури бажаних об'єктів.

4) У виділених об'єктах зображення виконується пошук та знаходження характерних ключових точок об'єкта та виконується поворот зображення.

5) Прийняття рішення про відповідність виділеного об'єкта бажаному. Для цього із виділених на попередньому етапі характерних ключових точок об'єкта шукаються ті, які мають найбільш близький вектор заданих ознак у вигляді геометричних характеристик, на підставі чого формується рішення про знаходження бажаного об'єкта.

6) Здійснюється уточнення отриманого рішення про знайдений об'єкт шляхом суміщення вибраного із бази даних шаблону із виділеним об'єктом у вигляді фрагмента зображення.

7) Із використанням дескрипторів формуються ознаки для подальшого розпізнавання вибраного об'єкта.

Запропонований підхід по пошуку та виділенню об'єктів зображення спрямований на підвищення точності розпізнавання об'єктів за рахунок застосування попередньої обробки у вигляді масштабування і нормалізації отриманого вхідного зображення, здійснення операцій повороту зображення та зміни кута спостереження для виконання операції суміщення знайденого об'єкта із вибраним базовим шаблоном та обчисленням векторів відхилення ознак об'єкта із базовим об'єктом та прийняття висновку про знайдений об'єкт із використанням для порівняння виділених ключових точок об'єкта. Запропоновану послідовність дій використовуємо для пошуку та виділення об'єктів із використанням характерних ключових точок.

2.2 Розробка способу формування ознак та виділення об'єктів зображення

Відомий спосіб пошуку та виділення особливих точок методом SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [23]. Ключовим етапом при пошуку особливих точок є побудова піраміди гаусіан (Gaussian) та різниць гаусіан (Difference of Gaussian, DoG).

Процес пошуку особливих точок здійснюється таким чином: точка зображення вважається особливою, якщо вона є локальним екстремумом обчислених різниць гаусіан. Сам пошук екстремумів виконується у такій послідовності. Формується піраміда різниць гаусіанів DoG, а потім у кожному

отриманому зображенні із піраміди DoG шукаються точки локальних екстремумів. Для цього кожна точка отриманого поточного зображення DoG порівнюється із її дев'ятьма сусідами і з вісьмома сусідами в DoG, що знаходяться на рівень нижче та вище у піраміді. Якщо ця точка менше (більше) всіх сусідів, то вона приймається як точка локального екстремуму.

На наступному кроці виконується пара перевірок для визначення придатності цієї точки екстремуму на роль ключової. Спочатку визначаються координати цієї особливої точки із субпіксельною точністю. Це виконується за допомогою здійснення апроксимації функції DoG многочленом Тейлора другого порядку, який береться у точці обчисленого екстремуму із використанням першої похідної DoG як градієнту та другої похідної DoG як матриці Гессе.

Значення екстремуму многочлена Тейлора обраховується шляхом обчислення похідної та її прирівнювання до нуля. У результаті отримаємо зсув точки обчисленого екстремуму щодо точного значення. Усі похідні обчислюються за формулами кінцевих різниць. Якщо одна з компонент вектора X більше $0.5 * \text{крок сітки}$ у цьому напрямку, то це означає, що насправді точка екстремуму була визначена невірно і потрібно зміститися до сусідньої точки в напрямку визначених компонент. Для такої сусідньої точки обчислення повторюється заново. Якщо у підсумку таких зміщень та обчислень виходимо за межі октави, то необхідно дану точку виключити із розгляду.

Коли місце знаходження точки екстремуму знайдено та обчислено, то значення DoG порівнюється із певним значенням порогу у цій точці. Коли ж ця перевірка не проходить, то дана точка виключається із розгляду, як точка з малим (незначним) контрастом. Суттєвим недоліками такого підходу є те, що метод не працює з поверхнями, що відбивають світло.

Кращим для пошуку особливих точок є спосіб SURF (Speeded Up Robust Features) [18, 26]. Спосіб SURF дозволяє виділяти локальні точки із використанням матриці Гессе і добре знаходить різні плями і кути. Матриця Гессіана інваріантна щодо обертання, але не інваріантна до масштабу. Тому у

методі SURF використовуються різномасштабні фільтри для знаходження гесіан.

Для кожної локальної точки визначається напрямок максимальної зміни яскравості у вигляді градієнту та масштаб, що береться із масштабних коефіцієнтів матриці Гессе. Значення градієнту в кожній точці обчислюється із використанням фільтрів Хаара. Для виявлення особливих локальних точок в методі SURF використовується бінаризована апроксимація лапласіана-гаусіана.

Аналіз існуючих способів детектування зображень показує, що дані способи здійснюють пошук тільки певних типів локальних особливостей, що є їх суттєвим недоліком. Застосування способу знаходження кутів на основі методу Моравека призводить до того, що якщо кут не направлений у бік сусіднього, то він як точкова особливість не буде виявлений. Детектор пошуку кутів Ши-Томасі дуже чутливий до завад та вибору масштабного рівня. Детектор Харріса є неінваріантним до зміни масштабу зображення. Використання методів на основі пошуку та виявлення точок показує, що метод SURF не працює з об'єктами простої геометричної форми, а також без чітко виражених меж, а метод SIFT чутливий до зміни освітлення та не працює з дзеркальними поверхнями. При використанні способів пошуку країв на основі оператора Кірше потрібно значні обчислювальні витрати, що суттєво обмежує його застосування у масштабі реального часу. Спосіб виявлення областей на основі детектора MSER (Maximally Stable Extremal Regions) демонструє непогані результати, але він неінваріантний до зміни масштабу при слабкій контрастності зображення, хоча виконує нормалізацію всіх 6 параметрів афінних перетворень.

У комп'ютерному зорі існує ще один підхід до пошуку об'єктів, що ґрунтується на знаходженні абстракцій зображення та виділення у ньому ключових особливостей (feature detection). Виділені таким чином атрибути зображення потім використовуються для співставлення двох цифрових зображень з метою пошуку та виділення у них спільних складових. На даний час відсутнє строго математичне визначення терміну «ключова особливість виділеного фрагменту зображення». Така особливість може бути присутньою як у окремо

взятих точок, так і у кривих або у деяких специфічних областях цифрового зображення. Прикладами таких особливостей можуть бути межі об'єктів та кути геометричних фігур.

Розглянемо підходи, які для свого функціонування використовують знайдені ключові точки (feature points) цифрового зображення. У даному випадку під ключовими точками розуміються такі деякі ділянки зображення, що мають відмінні для даного зображення характеристики. Такі відмінні точки у кожному існуючому алгоритмі визначаються по своєму. Для пошуку та виявлення ключових точок у аналізованому цифровому зображенні і подальшого їх порівняння застосовуються три основних складові: детектор, дескриптор та матчер. Пошук ключових точок у зображенні здійснюється із використанням детектора (feature detector). Потім опис виділених ключових точок із оцінюванням їх позиції через врахування навколишніх областей здійснює дескриптор (descriptor extractor). Співставлення та побудову відповідностей між двома вибраними наборами ключових точок зображень здійснює матчер (matcher).

У порівнянні із іншими алгоритмами алгоритми пошуку та виділення ключових точок значно стійкіші до різного типу перешкод та змін у зображенні і дозволяють виконувати пошук та виділяти бажані об'єкти навіть при наявності різного типу завад. Досить значна швидкість при роботі деяких існуючих варіантів алгоритмів дозволяє їх використовувати для пошуку об'єктів зображення в масштабі реального часу, що створило умови використання доповненої реальності в смартфонах звичайних користувачів та планшетних комп'ютерах. Щоб досягти якомога більш швидкий та якісний рівень пошуку та виділення об'єктів зображення по маркеру він повинен мати значне число унікальних ключових точок, які можна швидко знайти у зображенні та порівняти з наявними набором шаблонів. Для цього необхідно використати якомога швидші дескриптор, детектор та матчер, а також реалізувати такий алгоритм, який би формував висновок, що бажаний об'єкт знайдений у аналізованому зображенні. Розробка такого алгоритму вимагає додаткових зусиль та більш скрупульозного опрацювання. Це у першу чергу пов'язано з тим, що на даний момент часу

відсутні стандартні програмні засоби, які могли б упевнено заявити про присутність перебування маркера. Такі засоби пошуку необхідно створювати із урахуванням поставлених завдань проекту, в якому вони мають використовуватися.

З урахуванням розглянутих способів та підходів пропонується така черговість обробки вибраного цифрового зображення для пошуку, формування ознак та розпізнавання об'єктів:

- 1) Виконуємо вибір та здійснюємо завантаження зображення із відеокамер.
- 2) У отриманому цифровому зображенні виділяємо ключові точки.
- 3) По виділених ключових точках виконуємо поворот зображення.
- 4) Із використанням детектора знаходимо базові ключові точки.
- 5) Для знайдених точок обраховуємо дескриптори у вигляді ознак об'єкта.
- 6) Виконуємо співставлення та порівняння знайдених точок із використанням матчера.

7) Обчислюємо максимальні та мінімальні відстані між знайденими ключовими точками для визначення найкращих збігів та вибираємо тільки ті групи зв'язків, Евклідова відстань між якими менша заданого значення.

8) Створюємо зв'язки ключових точок між знайденим об'єктом зображення та вибраним шаблоном.

9) У підсумку формуємо висновок про приналежність знайденого об'єкта заданому.

2.3 Алгоритм виділення ключових точок

У багатьох випадках етап аналізу зображення з метою виділення інформативних ознак об'єктів переважно ґрунтується на використанні евристичних алгоритмів. При цьому необхідно виділення інваріантних та інформативних ознак об'єкту, які будуть незалежними від масштабу та куту повороту аналізованих об'єктів у зображенні. Із математичної точки зору формування простору ознак об'єктів зображення є складною та погано формалізованою задачею. Ця задача вимагає врахування природи сигналу,

характеристик об'єкту вимірювань та особливостей організації отримання бажаної інформації. Сформований у підсумку простір інформативних ознак зображення повинен забезпечити можливість вирішення задач ідентифікації та класифікації об'єктів. На сьогоднішній день існує значна кількість публікацій, присвячених питанням обробки та виділення об'єктів у зображеннях. Реєстрація різних даних у вигляді зображення дає можливість поєднати доступ до кількісної та якісної інформації про об'єкт дослідження одночасно. Але на сьогоднішній день відсутні роботи, у яких розглядаються у цілісний підхід вирішення проблеми отримання, обробки та аналізу зображення із метою виділення особливих точок об'єктів цього зображення.

У завданнях пошуку та визначення орієнтації, виділення та супроводження об'єктів та інших завдань машинного зору широко застосовуються локальні та глобальні дескриптори для аналізу зображення, що інваріантні до геометричних та фотометричних перетворень у зображеннях [11, 12]. Найчастіше використовуються дескриптори SIFT та SURF, так як вони забезпечують інваріантність роботи при зміні масштабу, освітленості та афінних перетворень [19, 23]. Сформовані на їх основі глобальний дескриптор BoF (Bag-of-Features) дозволяє застосовувати методи машинного навчання та кластер-аналізу для створення вирішальних правил системи ідентифікації об'єктів. Існуючі рішення завдання вибору структури та розмірності глобального дескриптора виділення особливих точок об'єктів мають евристичний характер, що визначає актуальність оцінки впливу розмірності дескриптора на ефективність роботи системи пошуку та виділення об'єктів. У магістерській роботі пропонується об'єднати підходи по пошуку особливих точок об'єктів із використанням детекторів точок та подальшим їх уточненням за допомогою модернізованого дескриптора.

Існують певні методи для порівняння зображень, що ґрунтуються на порівнянні знання про зображення у цілому. У загальному випадку це виглядає таким чином: для кожної точки отриманого зображення обчислюється значення деякої функції, і на підставі цих обчислених значень зображенню приписується

певну характеристику. Тепер задача порівняння зображень трансформується у задачу порівняння таких характеристик. Головний недолік такого підходу обумовлений їх основною ідеєю, так як кожна точка зображення вносить у таку характеристику певний вклад.

Але можна виділяти деякі особливі або ключові точки і потім порівнювати їх. На цьому ґрунтується ідея порівняння зображень по ключових точках. Тепер зображення замінюється деякою моделлю, яка складається із набору його ключових точок. Слід відзначити, що особливою буде така виділена точка зображеного об'єкта, яка із великою ймовірністю буде знайдена у іншому зображенні цього об'єкта. Пошук таких ключових точок у зображення будемо здійснювати за допомогою детектора. Детектор повинен забезпечувати інваріантність виділення одних і тих же особливих точок об'єктів щодо різного типу перетворень зображення.

А для визначення, яким чином виділена ключова точка одного зображення відповідає ключовій точці об'єкта іншого зображення, використовуються дескриптори. Дескриптор – це ідентифікатор виділеної ключової точки, що відрізняє її із іншої множини особливих точок. Дескриптори також повинні забезпечувати інваріантність знаходження відповідності між виділеними особливими точками відносно перетворення зображення.

У підсумку отримуємо таку послідовність вирішення задачі зіставлення об'єктів зображень:

- у зображеннях виділяються ключові точки об'єктів і формуються їх дескриптори;
- за співпадінням дескрипторів виділяються відповідні один одному ключові точки об'єктів у різних зображеннях;
- на основі отриманого набору таких ключових точок будується модель перетворення об'єктів зображень, за допомогою якої із одного зображення можна виділити об'єкт у іншому зображенні.

Для виділення таких особливих точок є скористаємося побудовою піраміди гаусіанів (Gaussian) та різниць гаусіанов (Difference of Gaussian, DoG). Для

обчислення Гаусіана використаємо вираз. Тут L - значення гаусіана у точці із координатами (x, y) , а σ - радіус розмиття аналізованої частини зображення, G - гаусове ядро, I - значення яскравості початкового зображення, $*$ - операція згортки.

Різницею гаусіанів є зображення, що отримане шляхом попіксельного віднімання одного гаусіана із вихідного зображення із гаусіаном із іншим радіусом розмиття.

Для виконання цих дій скористаємося поняттям масштабованого простору. Масштабованим простором зображення є множина різних, що згладжені деяким фільтром, версій початкового вихідного зображення. Доведено, що гаусовий масштабований простір є лінійним, інваріантним щодо різних перетворень, обертань, масштабу, у якому не зміщуються локальні екстремуми [13, 14].

Взагалі, інваріантність щодо масштабу досягається шляхом знаходження ключових точок вихідного зображення, взятого у різних масштабах. Для цього будується піраміда гаусіан: все масштабується, а простір розбивається на деякі ділянки (октави), причому масштабована частина простору, займаного наступними октавами, в два рази більше частини, займаної попередньою. Причому, при переході від однієї октави до іншої виконується ресемплінг зображення, тобто його розміри зменшуються вдвічі. Природно, що кожна октава охоплює дуже багато гаусіан зображення, через що будується тільки деяка їх кількість N , з певним кроком по радіусу розмиття. З таким же кроком добуваються дві додаткові гаусіани (всього виходить $N + 2$), які виходять за межі октави. Масштаб першого зображення наступної октави рівний масштабу зображення із попередньої октави під номером N .

Паралельно з побудовою піраміди гаусіан, будується піраміда різниць гаусіан, яка складається з різниць сусідніх зображень в піраміді гаусіан. Відповідно, кількість зображень у цій піраміді буде $N + 1$.

Одразу після побудови пірамід виділяються особливі точки. Точка вважається особливою, якщо вона є локальним екстремумом різниці гаусіан. Для пошуку екстремумів використовується метод порівняння точок у сусідніх парах.

Для кожного зображення з піраміди DoG шукаються точки локального екстремуму. Кожна така точка зображення DoG порівнюється з її вісьмома сусідами та дев'ятьма сусідами в DoG, які знаходяться на рівень вище і нижче у піраміді. У випадку якщо ця точка більше (менше) всіх сусідів, вона вважається точкою локального екстремуму.

Аби перевірити на наявність точок екстремуму зображення у DoG піраміді, необхідно мати $N + 1$ шарів. А для того, щоб в DoG піраміді отримати $N + 1$ шарів, треба мати $N + 1$ і $N + 2$ шарів зображення у піраміді гаусіан. Наступним кроком є перевірка придатності точки екстремуму на роль ключової.

Спочатку визначаються координати особливої точки із субпіксельною точністю. Це досягається шляхом апроксимування функції DoG багаточленом Тейлора другого порядку, взятого в точці обчисленого екстремуму. Тут D є функцією DoG, $X = (x, y, \sigma)$ – це вектор зміщення відносно точки розкладання, перша похідна DoG – це градієнт, друга похідна DoG – це матриця Гессе. Екстремум багаточлена Тейлора знаходиться шляхом обчислення похідної і прирівнювання її до нуля. Таким чином отримується зсув точки обчисленого екстремуму відносно точного. Всі похідні вираховуються за формулами кінцевих різниць.

У випадку, якщо одна з компонент вектора X більше половини кроку сітківцю на напрямі, то це означає, що екстремум було обчислено невірно і потрібно зміститися до сусідньої точки у напрямку зазначених компонент. Для сусідньої точки усе повторюється заново. Якщо при цьому ми вийшли за межі октави, то варто виключити дану точку із наступного розгляду.

Якщо стан точки екстремуму обчислено, перевіряється саме значення DoG в цій виділеній точці. У випадку, якщо воно не проходить перевірку, точка виключається, як точка з малим контрастом.

Наступним етапом є перевірка знайдених точок. Якщо особлива точка лежить на границі якогось об'єкта або недостатньо освітлена, таку точку можна виключити з розгляду. Дані точки мають великий вигин уздовж границі і малий в

перпендикулярному напрямку. Подібний великий вигин визначається матрицею Гессе. Для перевірки використовується матриця розміру 2×2 .

Напрямок ключової точки обчислюється виходячи з напрямків градієнтів точок, які є сусідніми до особливої. Всі обчислення градієнтів виробляються на зображенні в піраміді гаусіан, з масштабом найбільш близьким до масштабу знайденої ключової точки.

Спочатку визначається вікно (околиця) цієї ключової точки, у якому будуть розглянуті градієнти. По суті, це буде вікно, є необхідним для згортки з гаусовим ядром, причому воно має бути круглим і радіус розмиття для цього ядра (σ) рівний півтора масштабу вибраної ключової точки. Для гаусового ядра використовується діє так зване правило «трьох сигм». Його суть полягає у тому, що значення гаусового ядра дуже близько до нуля на відстані, яка перевищує 3σ . Тобто, радіус вікна для обробки визначається як $[3 \times \sigma]$.

Напрямок ключової точки знаходиться з гистограми напрямків. Гистограма складається із 36 компонент, що рівномірно покривають проміжок у 360 градусів, а формується вона в такий спосіб: усі точки вікна (x, y) вносять вклад, рівний $mG(x, y, \sigma)$, у ту компоненту гистограми, що покриває проміжок, який містить напрям градієнта $th(x, y)$. Напрямок ключової точки лежить в проміжку, який покривається максимальною компонентою гистограми.

2.4 Висновки нової технології формування ознак об'єктів

У даному розділі запропоновано метод пошуку та формування ознак об'єктів. Особливістю запропонованого методу виділення ознак об'єктів є введення етапу підтвердження виділених об'єктів за знайденими базовими ключовими точками. Розроблено спосіб оброблення зображення для пошуку та формування ознак об'єктів. Створено алгоритм по обробці цифрового зображення для виділення ключових точок.

3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ФОРМУВАННЯ ОЗНАК ТА ВИДІЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Розділ присвячений розробці програмних засобів розпізнавання та виділення об'єктів на цифрових зображеннях. Запропонована розробка є подальшим покращенням уже існуючих додатків, що мають на меті бути корисними для кінцевих споживачів.

3.1 Вибір інструментальних засобів програмування

У наш час дуже часто застосовуються об'єктно-орієнтовані мови для створення певних програмних продуктів. В даній роботі теж буде використовуватись об'єктно-орієнтована мова. Серед багатьох варіантів найпопулярнішими та найдоречнішими для розгляду є: C++, її спадкоємець C# та мультипарадигмальна Java. Розглянемо їх більш детально для подальшого об'єктивного вибору.

C++ – одна з мов, яка належить до високого рівня, підтримує наступні парадигми програмування: узагальнена, об'єктно-орієнтована та процедурна [37]. Вона з'явилась завдяки Б'ярну Страуструпу ще у 1979 році, й тоді називалася дещо, для сучасників, незвично, а саме C з класами. Але вже 1983 року вона була перейменована на звичну нам назву C++ творцем. Якщо розглядати стандартну бібліотеку цієї мови програмування, то можна помітити: вона вміщує у собі стандартну бібліотеку мови C, але з деякими змінами, що більше відповідають мові C++. Інша значна частина бібліотеки ґрунтується на стандартній бібліотеці шаблонів (STL). Із її можливостями стає доступний такий корисний інструментарій, як контейнери, для прикладу списків або векторів, й ітератори, без яких не було б доступу до цих контейнерів, у вигляді масивів. Бібліотека шаблонів таким чином дозволяє оперувати також з такими типами контейнерів, як стек даних, списками пов'язаними асоціативністю і чергами. Застосовуючи шаблони, можливо записувати узагальнені алгоритми, що можуть працювати з

різноманітними контейнерами чи переліками послідовностей, з елементами котрих допомагають зв'язатися ітератори.

C# також є об'єктно-орієнтованою мовою, вона гарантує безпечну систему типізації для платформи по створенню веб-застосунків та відносно простих програм .NET[27]. Її автори: Пітер Гольд, Андерсон Гейлсберг та Скот Вілтамут. Хорошим рекламним кроком з їх сторони була гучномовна компанія Microsoft на стороні видавця. C# схожа по синтаксису до Java та C++. Мова підтримує поліморфізм, вказівники на функції класів, властивості, коментарі у форматі XML, винятки, події, перевантаження операторів, атрибути – це обширний перелік, що підтримує дана мова програмування. Також C# має строгу статичну типізацію. Вона перейняла ряд особливостей у мов-попередників, таких як, Smalltalk, C++, Modula та Delphi. Використавши у повній мірі свій досвід роботи із подібним програмним забезпеченням, розробники виключили застосування особливостей із моделей, що мають погану репутацію. Саме тому у мові немає підтримки виведення типів та можливості множинного спадкування класів.

Java — об'єктно-орієнтована мова програмування, випущена 1995 року компанією «Sun Microsystems» як основний компонент платформи Java [38, 39]. Починаючи із 2009 року мовою займається компанія «Oracle», що придбала «Sun Microsystems». В офіційній реалізації Java-програми компілюються у байт-код. При виконанні він інтерпретується віртуальною машиною під конкретну платформу.

«Oracle» надає компілятор Java і віртуальну машину Java, які задовольняють специфікації Java Community Process, під ліцензією GNU General Public License.

Java запозичила синтаксис із C і C++. За основу взято, зокрема, об'єктну модель C++, проте її модифіковано. Можливість появи деяких конфліктних ситуацій, що могли виникнути через помилки програміста, усунуто, також полегшено сам процес розробки об'єктно-орієнтованих програм. Ряд дій, що в C/C++ здійснювались програмістами, доручено віртуальній машині. Java передусім розроблялась як платформи-незалежна мова, через що вона має менше

низькорівневих можливостей для роботи із апаратним забезпеченням, а це в порівнянні, наприклад, з C++ погіршує швидкість роботи програм. За необхідності подібних дій Java дозволяє викликати підпрограми, написані іншими мовами програмування.

Також Java дозволяє створювати незалежні від платформи додатки шляхом компіляції в проміжне представлення, що називається байт-кодом. Багато попередніх спроб знайти розв'язок проблеми незалежності від платформи були зроблені за рахунок продуктивності. При інтерпретації систем, подібних до BASIC, Perl, страждають на майже неподоланий дефіцит продуктивності. Саме це було враховано при створенні Java. Незважаючи на те, що Java – мова інтерпретована, генерація байт-кодів була ретельно оптимізована таким чином, щоб одержаний байт-код можна було легко перекладати в машинний код, що працює із дуже високою продуктивністю. Завдяки цьому, такі виконуючі системи не втрачають жодних переваг переносного коду.

Програми на Java мають дуже широке застосування в навчальному процесі: інтерактивні навчаючі програми (HTML у поєднанні із Java), програми-тести і особливо ділові ігри. Можна отримати додаткові переваги, якщо писати ці програми у вигляді аpletів, що ініціалізуються з Web-сервера у внутрішній мережі Intranet. Таким чином можна уникнути інсталяції програми в багатьох комп'ютерах – користувач просто запускає Web-браузер та завантажує потрібну сторінку. Для тестових програм, написаних на Java із використанням клієнт-серверної архітектури можна підвищити ступінь конфіденційності. База даних тестових запитань може знаходитись на сервері в каталозі з обмеженим доступом. Коли користувач завантажує аplet, він автоматично підключається до програми-сервера, що виконується на сервері та може видавати запитання з бази даних у відповідь на запит користувача. В такий спосіб унеможливується викрадення бази даних, при умові відсутності фізичного доступу у користувачів до серверу.

Основні можливості:

- розширені можливості для обробки виняткових ситуацій;
- автоматичне керування пам'яттю;

- набір стандартних колекцій: список, масив, стек і т. п. ;
 - багатий набір засобів для фільтрації введення-виведення;
 - наявність простих засобів для створення мережевих додатків (у тому числі з використанням протоколу RMI);
 - вбудовані у мову засоби створення багатопоточних додатків, що потім були перенести на багато мов (наприклад, python);
 - наявність класів, які дозволяють виконувати HTTP-запити і обробляти відповіді;
 - підтримка узагальнень (починаючи з версії 1.5);
 - підтримка лямбд, вбудованих можливостей функціонального програмування, замикань.
 - уніфікований доступ до баз даних:
 - на рівні концепції об'єктів, що володіють здатністю до зберігання в базі даних - на основі Java Data Objects і Java Persistence API;
 - на рівні окремих SQL-запитів - на основі JDBC, SQLJ;
- Із урахуванням перерахованих переваг для розробки програмного забезпечення було зроблено вибір на користь мови програмування Java.

3.2 Розробка структури програми

На початку роботи програми відбувається ініціалізація усіх потрібних об'єктів, таких, як змінна для початково зображення, змінна для зображення після перетворення його у HSV, змінна для вихідного зображення. Після чого здійснюється усунення шуму для кращої роботи програми. Далі початкове зображення перетворюється у HSV, оскільки таким чином інформація, що представляє зображення, краще сприймається програмними засобами.

Наступним етапом є порогове розбиття: для кожного із компонентів HSV (Hue, Saturation, Value) знаходяться максимальні та мінімальні відхилення. Після чого результати передаються у підпрограму для подальшої обробки. Головний алгоритм програми знаходиться на рисунку 4.1.



Рисунок 4.1 – Основний алгоритм програми

Використовуючи вхідні дані, підпрограма знаходить усі контури, що є на зображенні. Попередньо відфільтрувавши непотрібні елементи та шум, алгоритм забезпечує виділення лише суттєвих об'єктів.

Далі, знаходяться усі контури, що є на модифікованому зображенні. Після чого у разі наявності хоча б одного контуру, програма виводить його. Алгоритм роботи підпрограми зображено на рисунку 4.2.



Рисунок 4.2–Алгоритм підпрограми знаходження контурів

Програмний код описаних вище класів та методів поданий у додатку Б до магістерської роботи. Інші підпрограми, що розроблені для пошуку та виділення об'єктів, описані в наступних параграфах даної магістерської роботи.

3.3 Розробка програми формування ознак та виділення об'єктів зображення

Отримуємо цифрове зображення для виконання операцій виділення особливих точок та подальшого їх опису із використанням дескрипторів. На початковому етапі роботи програми шукаємо такі точки у вихідному зображенні, які можуть належати нашим об'єктом для виділення. Для виконання цієї операції використовуємо детектор точок із заданою околицею для пошуку об'єктів.

```
SurfFeatureDetector detector = SurfFeatureDetector( minHessian );
```

```
Vector keypont _ figure , keypont _ plane ;
```

```
detector.detect( img_ figure , keypont _ figure );
```

```
detector.detect( img_ plane , keypont _ plane );
```

Для знайдених у зображенні точок обраховуємо дескриптори для вибраних околиць у межах знайдених особливих точок.

```
SurfDescriptorExtractor extractor = new SurfDescriptorExtractor();
```

```
Mat descript _ figure , descript _ plane ;
```

```
extractor.compute( img_ figure , keypont _ figure , descript _ figure );
```

```
extractor.compute( img_ plane , keypont _ plane , descript _ plane );
```

Операцію порівняння виділених точок здійснюємо із використанням матчера.

```
FlannBasedMatcher matcher = new FlannBasedMatcher();
```

```
Vector<DMatch> patche;
```

```
matcher.match( descript _ figure , descript _ plane , patche );
```

```
Double max_ distan = 0, Double min_ distan = 100;
```

Здійснюємо підрахунок мінімальних і максимальних відстаней між знайденими точками для наступного відбору та фільтрування за визначеною кількістю збігів.

```
patche.forEach(singlePatche) {
```

```
    Double distan = singlePatche.getDistance();
```

```
    if ( distan < min_ distan )    min_ distan = distan ;
```

```
    if ( distan > max_ distan )    max_ distan = distan ;
```

```
}
```

Для обробки відбираємо тільки ті знайдені зв'язки між вибраними точками, відстань між якими є меншою заданого порогу $3 * \text{min_distan}$ із визначеним значенням.

```
Vector<DMatch> good_patch;
patche.forEach( singlePatche ) {
    if( singlePatche.getDistance() < 3*min_distan ) {
        good_patch.push_back( singlePatche);
    }
}
```

Формуємо зображення, у якому знайдені зв'язки будуть відображені у відповідності із заданим критерієм відбору.

```
Mat img_patch;
draw_patch( img_figure , keypont_figure , img_plane , keypont_plane , good_patch,
img_patch, Scalar.all(-1), Scalar.all(+1),new Vector(),
Draw.getPatcheFlags().NOT_DRAW_SINGLE_POINTS );
```

Створюємо набір із вибраних точок зображення для виділення їх на знайденому та еталонному об'єктах.

```
Vector obj, plane ;
good_patch.forEach(patche) {
    obj.push_back( keypont_figure [patche.queryIdx ].getPt() );
    plane .push_back( keypont_plane [patche.trainIdx ].getPt() );
}
```

Із застосуванням алгоритму RANSAC обраховуємо матрицю гомографії між двома зображеннями об'єктів.

```
Mat H = findHomography( obj, plane , CV_RANSAC );
```

Із використанням матриці гомографії заходимо проєкції кутів шуканого об'єкту на задане тестове зображення об'єкту.

```
Vector obj_angle = new Vector(4);
Vector plane_angle = new Vector(4);
obj_angle [0] = cvPoint(0,0);
```

```

obj_angle [1] = cvPoint( img_ figure.getCols(), 0 );
obj_angle [2] = cvPoint( img_ figure.getCols(), img_ figure.getRows());
obj_angle [3] = cvPoint( 0, img_ figure .getRows() );
perspectiveTransform(obj_angle , plane _ angle , H);

```

Виводимо зображення сцени із знайденим об'єктом та виділеними на нього лініями зв'язків.

```

Point2f offset = new Point(img_ figure.getCols(), 0);
line( img_ patche, plane _ angle [0]+ offset, plane _ angle [1] + offset, Scalar(0, 255,
0), 4 );
line( img_ patche, plane _ angle [1]+ offset, plane _ angle [2] + offset, Scalar( 0, 255,
0), 4 );
line( img_ patche, plane _ angle [2]+ offset, plane _ angle [3] + offset, Scalar( 0, 255,
0), 4 );
line( img_ patche, plane _ angle [3]+ offset, plane _ angle [0] + offset, Scalar( 0, 255,
0), 4 );

```

Далі приведено конфігурацію головного вікна програми, що знаходиться у файлі *ObjectRecognition.fxml*. В даній конфігурації встановлюються написи для елементів *Label* і такі поля, як *min*, *max* та *value* для елементів *Slider*. Також здійснюється розбиття вікна на фрагменти *HBox* та *VBox* із вказаннях їх розташування та відступів.

```

<BorderPane xmlns:fx="http://javafx.com/fxml"
fx:controller="it.polito.teacing.cv.ObjectRecognitionController">
<right>
<VBox alinment="CENTER" spacing="10">
<padding>
<Inset right="10" left="10" />
</padding>
<Label text="HueStart" />

```

Змінні *hueStart*, *saturationStart*, *valueStart* і т.д. визначають максимальне, мінімальне значення, а також положення елементів контролю сцени *JavaFXSlider*

```

<Slider fx:id="hueStart" min="0"max="180" vallue="20" blockIncrement="1" />
<LabelText="Hue Stop" />
<Slider fx:id="hueStop" min="0" max="180" value="50" blockIncrement="1" />
<LabelText="Saturation Start" />
<Slider fx:id="saturationStart" min="0"max="255" value="60"
blockIncrement="1" />
<LabelText="Saturation Stop" />
<Slider fx:id="saturationStop" min="0"max="255" value="200"
blockIncrement="1" />
<LabelText="Value Start" />
<Slider fx:id="valueStart" min="0"max="255" value="50" blockIncrement="1"
/>
<LabelText="Value Stop" />
<Slider fx:id="valueStop" min="0"max="255" value="255" blockIncrement="1"
/>
</VBox>
</right>
<center>
<HBox alignment="CENTER" spacing="5">
<padding>
<Insets right="10" left="10" />
</padding>
Далі визначаються розташування вікон для початкового зображення, а
також тих вікон, в яких відобразатиметься результат.
<ImageView fx:id="originalFrame" />
<VBox alignment="CENTER" spacing="5">
<ImageView fx:id="maskImage" />
<ImageView fx:id="morphImage" />
</VBox>
</HBox>

```

```

</center>
<bottom>
<VBox alinment="CENTER" spacing="15">
<padding>

```

Відступи зверху, справа, знизу, зліва.

```

<Insets top="25" right="25" bottom="25" left="25" />
</padding>
<Separator />
<Label fx:id="hsvCurrentValues" />
</VBox>
</bottom>
</BorderPane>

```

Далі у класі *ObjectRecognition.java* здійснюється завантаження конфігурації *ObjectRecognition.fxml*.

```

FXMLLoader loader = new
FXMLLoader(getClass().getResource("ObectRecognition.fxml"));

```

Після чого налаштовується головне вікно програми. Встановлюються такі параметри, як ширина і висота вікна, титул, фон.

```

BorderPane root = (BorderPane) loader.load();
root.setStyle("-fx-background-color: whitesmoke;");
Scene scene = new Scene(root, 800, 600);
scene.getStylesheets().add(getClass().getResource("application.css").toExternalForm());
primaryStage.setTitle("Object Recognition");
primaryStage.setScene(scene);
primaryStage.show();

```

Наступним кроком є ініціалізація контролера *ObjectRecognitionController.java*. В даному класі знаходиться вся логіка виділення об'єктів на цифровому зображенні.

```

ObjectRecognitionController controller = loader.getController();
primaryStage.setOnCloseRequest((new EventHandler<WindowEvent>() {
    public void handle(WindowEvent we)
    {
        controller.setClosed();
    }
}));

```

У класі *Utils.java* знаходяться допоміжні методи: метод для перетворення об'єкту типу *Mat* в об'єкт *BufferedImage* та метод перетворення об'єкту *Mat* у *Image*. Клас *Mat* представляє n-мірний щільний числовий одноканальний або багатоканальний масив. Він може бути використаний для зберігання реальних або складних значень векторів і матриць, зображень у масштабі сірого або кольорового зображення, вокселів, томів, векторних полів, хмарних точок, тензорів, гістограм.

```

private static BufferedImage matToBufferedImage(Mat original) {
    BufferedImage image = null;
    int width = original.width(), height = original.height(), channels =
original.channels();
    byte[] sourcePixels = new byte[width * height * channels];
    original.get(0, 0, sourcePixels);
    if (original.channels() > 1){
        image = new BufferedImage(width, height,
BufferedImage.TYPE_3BYTE_BGR);
    }
    else {
        image = new BufferedImage(width,height,BufferedImage.TYPE_BYTE_GRAY);
    }
    final byte[] targetPixels = ((DataBufferByte)
image.getRaster().getDataBuffer()).getData();
    System.arraycopy(sourcePixels, 0, targetPixels, 0, sourcePixels.length);
}

```



```

return image;
}

```

Метод перетворення об'єкту *Mat* в об'єкт *Image*

```

public static Image mat2Image(Mat frame) {
try {
return SwingFXUtils.ioFXImage(matToBufferedImage(frame), null);
}
catch (Exception e){
System.err.println("Cannot convert the Mat obejct: " + e);
return null;
}
}
private Mat detectObjects() {
Mat frame = new Mat();
try {
this.capture.read(frame);
if (!frame.empty()) {

```

Ініціалізація усіх змінних:

```

Mat blurredImage = new Mat();
Mat hsvImage = new Mat();
Mat mask = new Mat();
Mat morphOutput = new Mat();

```

Усунення шуму

```

Imgproc.blur(frame, blurredImage, new Size(7, 7));

```

Перетворення *Frame* у *HSV*

```

Imgproc.cvtColor(blurredImage, hsvImage, Imgproc.COLOR_BGR2HSV);

```

Отримування порогових значень із інтерфейсу користувача

```

Scalar minValues = new Scalar(this.hueStart.getValue(),
this.saturationStart.getValue(),
this.valueStart.getValue());

```

```

    Scalar maxValues = new Scalar(this.hueStop.getValue(),
this.saturationStop.getValue(),
    this.valueStop.getValue());

```

Відображення поточного обраного діапазону HSV

```

    String valuesToPrint = "Hue range: " + minValues.val[0] + "-" +
maxValues.val[0]
    + "\tSaturation range: " + minValus.val[1] + "-" + maxValues.val[1] +
"\tValue range: "
    + minVales.val[2] + "-" + maxVaues.val[2];
    Utils.onFXhread(this.hsvValuesProp, valuesToPrint);
    Core.inRange(hsvImage, minVales, maxalues, mask);

```

Відображення часткового виводу.

```

    this.updateImageView(this.maskmage, Utils.mat2Image(mask));

```

Морфологічно оператори. Розширення з великими елементами. Звуження із малими.

```

    Mat dilateEement =
    Imgproc.getStructuringElement(Imgproc.MORPH_RECT, new Size(24, 24));
    Mat erodeEement =
    Imgproc.getStructuringElement(Imgproc.MORPH_RECT, new Size(12, 12));
    Imgproc.erode(mask, morphOutput, erodeElement);
    Imgproc.erode(morphOutput, morphOutput, erodeElement)
    Imgproc.dilate(morphOutput, morphOutput, dilateElement);
    Imgproc.dilate(morphOutput, morphOutput, dilateElement)

```

Відображення часткового виводу.

```

    this.updateImageView(this.morphImage, Utils.mat2Image(morphOutput));

```

Пошук та відображення контурів.

```

    frame = this.findAndDrawBalls(morphOutput, frame);
    }
    catch (Exception e) {
    System.er.print("Exception during the image elaboration...");

```

```

    e.printStackTrace();
}
Image imageToShow = Utils.mat2Image(frame);
Utils.onFXThread(originalFrame.imageProperty(), imageToShow);
}

```

Наступний метод знаходить та виводить об'єкти на зображенні.

```
private Mat findAndDrawBalls(Mat maskedImage, Mat frame) {
```

Ініціалізація

```

    List<MatOfPoint> contours = new ArrayList<>();
    Mat hierarchy = new Mat();

```

Пошук контурів

```

    Imgproc.findContours(maskedImage, contours, hierarchy,
    Imgproc.RER_CCOMP, Imgproc.CHAIN_APPROX_SIMPLE);

```

Якщо було знайдено хоча б один контур

```

    if (hierarchy.size().height > 0 && hierarchy.size().width > 0)
    {

```

Вивести кожен контур

```

        for (int id = 0; id < hierarchy.size().width; id++)
        {
            Imgproc.drawContours(frame, contours, id, new Scalar(255, 0, 0));
        }

```

```
return frame;
```

```

    }

```

Розроблена версія програмного продукту оброблення та формування ознак об'єктів цифрового зображення приведена у додатку Б до даної магістерської роботи.

3.4 Оцінювання якості роботи запропонованого способу

Щоб оцінити якість запропонованого методу по пошуку і виділенню об'єктів цифрового зображення застосовувалась БД та рекомендації із [40]. Для

запропонованого підходу виділення та розпізнавання об'єктів у різних просторових позиціях виконувалось тестування виходячи з результатів проведених досліджень. Для виконання операції тестування було використано рекомендації. Тестування роботи створеного продукту було виконано для різних умов освітлення і кількості можливих положень об'єктів.

Розроблена програма тестувалася на різних відстанях між камерою та об'єктами. Кількість вірних розпізнавань визначалася виходячи з відношення кількості вірних результатів розпізнавання об'єкта до загальної кількості виконаних спроб. Перевірка функціонування програми була виконана при різних значеннях яскравості освітлення і різних положеннях об'єкта в просторі. Запропонований підхід по виділенню і розпізнаванню об'єктів в цифровому зображенні є досить точним, але його точність зростає із зменшенням відстані між об'єктом і камерою спостереження.

Результати проведених досліджень показують, що запропонований спосіб виділення об'єктів працює з хорошими результатами, які у порівнянні із алгоритмами на основі розпізнавання по шаблону є дещо кращими. Це пов'язано із тим, що достовірність отриманих під час тестування результатів в запропонованому способі краща через виявлення та перевірки виділеного об'єкта зображення в еталонному об'єкті на відповідність характерним ключовим точкам, які знайдені за допомогою детекторів та уточнені при застосуванні дескрипторів точок.

Підсумовуючи варто відзначити, що запропонований підхід виділення ознак об'єктів цифрових зображень можна застосовувати у системах виділення та розпізнавання об'єктів.

4 РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ДОЦІЛЬНОСТІ СТВОРЕННЯ ПРОГРАМИ ФОРМУВАННЯ ОЗНАК ОБ'ЄКТІВ

Виконання будь-якої науково-дослідної роботи завжди вимагає певних витрат. Ці витрати на виробництво та реалізацію продукту, повинні постійно зменшуватись, тому що у цьому полягає прогрес будь-якого виробництва. Якщо цього немає, то ніяка науково-технічна розробка не буде реалізована на практиці, адже така розробка не буде ефективніша ніж існуючі на ринку аналоги [41, 42].

На основі економічних розрахунків, можна довести економічну доцільність та ефективність впровадження результатів, що були отримані в результаті виконаних науково-дослідних робіт у виробництві, тобто здійснити комерціалізацію наукових розробок.

Саме цим завданням присвячений даний розділ магістерської кваліфікаційної роботи і він передбачає виконання таких етапів робіт (рис. 4.1):



Рисунок 4.1 – Складові економічної частини магістерської кваліфікаційної роботи

На такі складові буде поділено економічну частину даної магістерської роботи. Усі подальші економічні розрахунки, будуть висвітлені у згаданих підрозділах економічної частини.

4.1 Технологічний аудит розробки

Метою проведення оцінювання комерційного потенціалу розробки є оцінювання комерційного потенціалу розробки, створеної в результаті науково-технічного дослідження. За результатами оцінювання робиться висновок щодо

напрямів (особливостей) організації в майбутньому її впровадження з врахуванням встановленого рейтингу.

Оцінювання комерційного потенціалу розробки будемо здійснювати за дванадцятьма критеріями, наведеними у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Оцінювання комерційного потенціалу розробки

Критерії оцінювання та бали (за 5-бальною шкалою)					
Критерій	0	1	2	3	4
Технічна здійсненність концепції:					
1	Достовірність концепції не підтверджена	Концепція підтверджена експертними висновками	Концепція підтверджена розрахунками	Концепція перевірена на практиці	Перевірено роботоздатність продукту в реальних умовах
Ринкові переваги (недоліки):					
2	Багато аналогів на малому ринку	Мало аналогів на малому ринку	Багато аналогів на великому ринку	Один аналог на великому ринку	Продукт не має аналогів на великому ринку
3	Ціна продукту значно вища за ціни аналогів	Ціна продукту дещо вища за ціни аналогів	Ціна продукту приблизно дорівнює цінам аналогів	Ціна продукту дещо нижче за ціни аналогів	Ціна продукту значно нижче за ціни аналогів
4	Технічні та споживчі властивості продукту значно гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту на рівні аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи кращі, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту значно кращі, ніж в аналогів
5	Експлуатаційні витрати значно вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати дещо вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати на рівні експлуатаційних витрат аналогів	Експлуатаційні витрати трохи нижчі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати значно нижчі, ніж в аналогів
Ринкові перспективи					
6	Ринок малий і не має позитивної динаміки	Ринок малий, але має позитивну динаміку	Середній ринок з позитивною динамікою	Великий стабільний ринок	Великий ринок з позитивною динамікою

Продовження таблиці 4.1

Практична здійсненність					
7	Активна конкуренція великих компаній на ринку	Активна конкуренція	Помірна конкуренція	Незначна конкуренція	Конкурентів немає
8	Відсутні фахівці як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї	Необхідно наймати фахівців або витратити значні кошти та час на навчання наявних фахівців	Необхідне незначне навчання фахівців та збільшення їх штату	Необхідне незначне навчання фахівців	Є фахівці з питань як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї
9	Потрібні значні фінансові ресурси, які відсутні.	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування відсутні	Потрібні значні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Не потребує додаткового фінансування
10	Необхідна розробка нових матеріалів	Потрібні матеріали, що використовуються у військово-промисловому комплексі	Потрібні дорогі матеріали	Потрібні досяжні та дешеві матеріали	Всі матеріали для реалізації ідеї відомі та давно використовуються у виробництві
11	Термін реалізації ідеї більший за 10 років	Термін реалізації ідеї більший за 5 років. Термін окупності інвестицій більше 10-ти років	Термін реалізації ідеї від 3-х до 5-ти років. Термін окупності інвестицій більше 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій від 3-х до 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій менше 3-х років
12	Необхідно регламентні документи та велика кількість дозвільних документів на виробництво продукту	Необхідно отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту	Процедура отримання дозвільних документів для виробництва та реалізації продукту вимагає незначних коштів та часу	Необхідно тільки повідомлення відповідним органам про виробництво та реалізацію продукту	Відсутні будь-які регламентні обмеження на виробництво та реалізацію продукту

На основі складеної таблиці ряд незалежних експертів, у нашому випадку керівник магістерської роботи та викладачі випускової кафедри виставили різні бали. Результати цього оцінювання комерційного потенціалу внесено до таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Результати оцінювання комерційного потенціалу розробки

Критерії	Прізвище, ініціали, посада експерта		
	1 Семеренко В. П., к.т.н., доц. кафедри ОТ	2 Ткаченко М., к.т.н., доц. кафедри ОТ	3 Савицька Л. А., к.т.н., доц. кафедри ОТ
	Бали, виставлені експертами:		
1	3	3	3
2	4	2	2
3	4	4	4
4	2	4	3
5	3	4	3
6	4	4	3
7	3	2	1
8	3	4	4
9	2	2	4
10	3	3	3
11	4	3	4
12	4	3	4
Сума балів	$СБ_1 = 39$	$СБ_1 = 38$	$СБ_1 = 38$
Середньо-арифметична сума балів $\overline{СБ}$	$\overline{СБ} = \frac{\sum_1^3 СБ_i}{3} = \frac{39 + 38 + 38}{3} = \frac{115}{3} = 38.3$		

За даними таблиці 4.2, а також згідно із рекомендаціями, що наведені в таблиці 4.3, можна зробити висновок, щодо рівня комерційного потенціалу розробки.

Таблиця 4.3 – Рівні комерційного потенціалу розробки

Середньоарифметична сума балів $\overline{СБ}$, розрахована на основі висновків експертів	Рівень комерційного потенціалу розробки
0 - 10	Низький
11 - 20	Нижче середнього
21 - 30	Середній
31 - 40	Вище середнього
41 - 48	Високий

Взявши до уваги, середньоарифметичну суму балів, $\overline{СБ} = 38,3$, що були виставлені експертами, можна стверджувати, що рівень комерційного потенціалу даної розробкиє вище середнього.

Для порівняння властивостей було взято AKVIS SmartMask. Дана програма має більш широкий спектр використання. В свою чергу нова розробка є вузько спрямованою, через що більш швидкою. Також інтерфейс не перевантажений лишньою інформацією, що спрощує роботу. Аналог розповсюджується по платній підписці у той час, як плата за користування програмою, яка є продуктом розробки, є одноразовою.

Таблиця 4.4 – Порівняння характеристик розробки із аналогом

Показники	Розробка	Аналог
Функціонал	9	8
Швидкодія	8	9
Надійність	8	9
Метод розповсюдження	8	6
Інтерфейс, простота використання	9	7

Просування продукту здійснюватиметься шляхом його рекламування у соціальних мережах, пошуковиках. За допомогою аналітики даних сервісів рекламу можливо буде спрямувати на цільову аудиторію – графічних дизайнерів.

Також продукт може застосовуватись у навчальних цілях: у графічно-дизайнерських навчальних закладах для застосування у тих випадках, де алгоритм показує себе найкраще.

Новизною розробки є використання принципіально нового методу формування ознак об'єктів, що дає змогу більш точно та швидко обробляти зображення певного типу (наприклад, портретів). Дана характеристика позитивно впливатиме на конкурентоспроможність продукту.

Виходячи з результатів даного порівняння можна зробити висновок, що нова розробка є конкурентоспроможною, оскільки по деяким параметрам переважає один з найкращих аналогів на ринку.

4.2 Прогнозування витрат на виконання та впровадження результатів наукової роботи

У магістерській кваліфікаційній роботі розглядається програмне забезпечення для формування ознак об'єктів у цифровому зображенні, тому значна частина витрат - це витрати на розробку, а не на виробництво і відтворення. Звідси, й певна специфіка розрахунків [41].

Основна заробітна плата розробників, які працюють над проектом визначається за формулою 4.1:

$$Z_o = \frac{M}{T_p} \cdot t \text{ [грн]}, \quad (4.1)$$

де M – місячний посадовий оклад розробника;

T_p – число робочих днів в місяці ($T_p = 22$ дні);

t – число днів роботи розробника.

Над створенням розробки працювали керівник проекту та інженер-програміст, отже, виконаємо для них всі необхідні розрахунки:

$$Z_o = \frac{12000}{22} \cdot 3 = 1636,36 \text{ (грн)}.$$

$$Z_o = \frac{10000}{22} \cdot 66 = 30000 \text{ (грн)}.$$

Таблиця 4.5 – Заробітна плата

Найменування посади	Місячний посадовий оклад, грн.	Оплата за робочий день, грн.	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн.
1 Керівник	12000	545,45	3	1636,36
2 Старший інженер-програміст	10000	454,55	66	30000
Всього				$\sum Z_0 = 31636,36$

Додаткова заробітна плата (Зд) всіх розробників та робітників, які брали участь у виконанні даного етапу роботи, розраховується як (10...12)% від суми основної заробітної плати всіх розробників та робітників, тобто:

$$Z_d = (10 \dots 12\%) * Z_0 \text{ [грн]}, \quad (4.2)$$

де Z_0 - основана заробітна плата.

$$Z_d = \frac{10 \cdot 31636,36}{100} = 3163,64 \text{ (грн)}.$$

Нарахування на заробітну плату (Нзп) розробників та робітників, які брали участь у виконанні даного етапу роботи, розраховуються за формулою:

$$N_{zp} = 22\% \cdot (Z_0 + Z_d) \text{ [грн]}, \quad (4.3)$$

$$N_{zp} = \frac{22 \cdot (31636,36 + 3163,64)}{100} = 7656 \text{ (грн)}.$$

Амортизація обладнання, комп'ютерів та приміщень (А), які використовувались під час виконання даного етапу роботи.

Дані відрахування розраховують по кожному виду обладнання, приміщенням тощо [41].

У спрощеному вигляді амортизаційні відрахування (А) в цілому бути розраховані за формулою 4.4:

$$A = \frac{Ц \cdot На}{100} \cdot \frac{T}{12} [\text{грн}], \quad (4.4)$$

де Ц - загальна балансова вартість всього обладнання, комп'ютерів, приміщень тощо, що використовувались для виконання даного етапу роботи, грн;

На - річна норма амортизаційних відрахувань. Для нашого випадку можна прийняти, що На = (10...25)%;

T – термін, використання обладнання, приміщень тощо, місяці.

Всі розрахунки зводимо до таблиці 4.5.

Таблиця 4.6 – Амортизація обладнання та приміщень

Найменування обладнання, приміщень	Балансова вартість, грн.	Норма амортизації, %	Термін використання, міс.	Величина амортизаційних відрахувань, грн.
ЕОМ	10000	20%	3	250
Приміщення	120000	15%	3	450
Всього				700

У магістерській кваліфікаційній роботі розробляється програмний продукт, який для споживача буде поширюватися через інтернет, а саме через веб-сторінку. При розробці сторінки до послуг виробничого характеру сторонніх підприємств можна віднести надавання послуги «Хостинг», а також направлення обраного доменного імені на сервери хосту, тому на протязі всього існування проекту за ці послуги, щорічно потрібно сплачувати абонентську плату.

Таблиця 4.7 - Послуги, що використовуються при виготовленні програми

Найменування комплектуючих (робіт, послуг)	Кількість, шт.	Ціна за одиницю, грн.	Сума, грн.
1. Послуга «Хостинг», шт.	1	250	250
2. Послуга «Доменне ім'я», шт.	1	120	120
Всього			370 грн.

Витрати на силову електроенергію V_e , якщо ця стаття має суттєве значення для виконання даного етапу роботи, розраховуються за формулою 4.6:

$$V_e = V \cdot \Pi \cdot \Phi \cdot K_{\Pi} [\text{грн}], \quad (4.6)$$

де V – вартість 1 кВт електроенергії, грн.;

Π – установлена потужність обладнання, кВт/год;

Φ – фактична кількість годин роботи обладнання, яке задіяне на виготовлення одного виробу, годин;

K_{Π} – коефіцієнт використання потужності, $K_{\Pi} \leq 1$.

Вартість 1кВт електроенергії рівна 2,46 грн[43], потужність обладнання (ноутбука) рівна 90 Вт, що тотожно 0,09 кВт, фактична робота обладнання для роботи рівна 336 год, а коефіцієнт використання потужності прийmemo за 0,7.

$$V_e = 2,46 \cdot 0,09 \cdot 528 \cdot 0,7 = 81,83 \text{ (грн)}.$$

Інші витрати охоплюють: загально виробничі витрати (витрати управління організацією, ремонт та експлуатація основних засобів, витрати на опалення, освітлення тощо), адміністративні витрати (проведення зборів, оплата юридичних та аудиторських послуг, тощо), витрати на збут (витрати на рекламу, перепідготовка кадрів) на інші операційні витрати (штрафи, пені, матеріальні допомоги, втрати від знецінення запасів тощо).

Інші витрати можна розрахувати за нормативами відносно основної заробітної плати основних робітників, які виготовляють продукцію, за формулою 4.7.

$$V_{ін} = H \cdot Z_0 [\text{грн}], \quad (4.7)$$

де H - норматив загально виробничих витрат. Для ЕОМ $H = 230\%$.

$$V_{ін} = \frac{230 \cdot 31636,36}{100} = 72763,63 \text{ (грн)}.$$

Сума всіх попередніх статей витрат дає витрати на виконання даної частини (розділу, етапу) роботи – V .

$$\begin{aligned}
 B &= 31636,36 + 3163,64 + 7656 + 700 + 370 + 81,83 + 72763,63 \\
 &= 116371,46(\text{грн}).
 \end{aligned}$$

Прогнозування загальних витрат ЗВ на виконання та впровадження результатів виконаної наукової роботи здійснюється за формулою:

$$\text{ЗВ} = \frac{B_{\text{заг}}}{\beta} [\text{грн}], (4.8)$$

де β —коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання даної роботи.

Оскільки, розробка знаходиться на стадії впровадження, то $\beta \approx 0,9$;

$B_{\text{заг}}$ —загальна вартість всієї наукової роботи. У даному випадку $B_{\text{заг}} = B$.

$$\text{ЗВ} = \frac{116371,46}{0,9} = 129301,62(\text{грн}).$$

Отже, розрахований кошторис витрат на розробку програмного забезпечення для формування ознак об'єктів у цифровому зображенні складає 129301,62 грн.

4.3 Прогнозування комерційних ефектів від реалізації результатів розробки

У даному підрозділі здійснено прогнозування, яку вигоду можна отримати у майбутньому від впровадження результатів даної наукової роботи.

Передбачається, що виконання наукової роботи та впровадження результатів по розробці програмного забезпечення для формування ознак об'єктів у цифровому зображенні займе 1 рік.

Основні позитивні результати від впровадження розробки очікуються протягом 3 років після її впровадження. Саме зростання чистого прибутку забезпечить підприємству (організації) надходження додаткових коштів, які дозволять покращити фінансові результати діяльності.

$$\Delta\Pi_i = \sum_1^n (\Delta\Pi_{\text{я}} \cdot N + \Pi_{\text{я}}\Delta N)_i, [\text{грн}], \quad (4.9)$$

де $\Delta\Pi_{\text{я}}$ - покращення основного якісного показника від впровадження результатів розробки у даному році;

N - основний кількісний показник, який визначає діяльність підприємства у даному році до впровадження результатів наукової розробки;

ΔN - покращення основного кількісного показника діяльності підприємства від впровадження результатів розробки;

$\Pi_{\text{я}}$ - основний якісний показник, який визначає діяльність підприємства у даному році після впровадження результатів наукової розробки;

n - кількість років, протягом яких очікується отримання позитивних результатів від впровадження розробки.

В результаті впровадження результатів наукової розробки покращується якість програмного продукту, що дозволяє підвищити ціну його реалізації на 200 грн., а кількість потенційних користувачів ресурсу збільшиться: протягом першого року - на 2000 шт., протягом другого року - ще на 1500 шт., протягом третього року - ще на 500 шт.

Орієнтовно: реалізація продукції до впровадження результатів наукової розробки складала 1 шт., а прибуток, що його отримувало підприємство на одиницю продукції до впровадження результатів наукової розробки –250 грн.

Спрогнозуємо збільшення чистого прибутку підприємства від впровадження результатів наукової розробки у кожному році відносно базового.

Збільшення чистого прибутку підприємства $\Delta\Pi_1$ протягом першого року складе:

$$\Delta\Pi_1 = 250 \cdot 1 + (250 + 200) \cdot 2000 = 900250(\text{грн}).$$

Збільшення чистого прибутку підприємства $\Delta\Pi_1$ протягом другого року (відносно базового року, тобто року до впровадження результатів наукової розробки) складе:

$$\Delta\Pi_2 = 250 \cdot 1 + (250 + 200) \cdot 1500 = 675250(\text{грн}).$$

Збільшення чистого прибутку підприємства $\Delta\Pi_i$ протягом третього року складе:

$$\Delta\Pi_3 = 250 \cdot 1 + (250 + 200) \cdot 500 = 225250(\text{грн}).$$

4.4 Розрахунок ефективності вкладених інвестицій та періоду їх окупності

Розрахований комерційний ефект можливого впровадження розробки ще не означає, що розробка буде впроваджена. Якщо збільшення прогнозованого прибутку від впровадження результатів наукової розробки є вигідним для підприємства, то це ще не означає, що вона зацікавить інвесторів. Основні показники, що визначають рентабельність фінансування розробки певним інвестором, є відносна і абсолютна ефективність вкладених інвестицій та термін їх окупності [39].

Розрахунок ефективності вкладених інвестицій передбачає проведення таких робіт:

1-й крок. Розраховуємо теперішню вартість інвестицій PV , що вкладаються в наукову розробку. Такою вартістю, можна вважати прогнозовану величину загальних витрат ZB на виконання та впровадження результатів НДДКР, розраховану нами раніше за формулою (4.8), тобто будемо вважати, що $ZB = PV = 129301,62$.

2-й крок. Розрахуємо очікуване збільшення прибутку $\Delta\Pi_i$, що його отримає підприємство (організація) від впровадження результатів наукової розробки, для кожного із років, починаючи з першого року впровадження.

3-й крок. Для спрощення подальших розрахунків побудуємо вісь часу, на яку нанесемо всі платежі (інвестиції та прибутки), що мають місце під час виконання науково-дослідної роботи та впровадження її результатів.

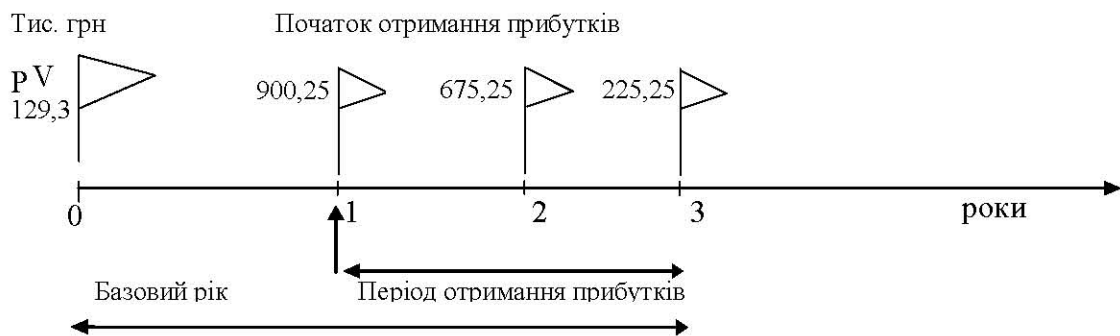
Платежі показуються у ті терміни, коли вони здійснюються. Рисунок, що характеризує рух платежів (інвестицій та додаткових прибутків) буде мати вигляд, наведений на рисунку 4.2.

4-й крок. Розрахуємо абсолютну ефективність вкладених інвестицій $E_{абс}$.

Для цього користуються формулою:

$$E_{абс} = (ПП - PV), (4.10)$$

де ПП - приведена вартість всіх чистих прибутків, що їх отримає підприємство (організація) від реалізації результатів наукової розробки, грн;



Життєвий цикл наукової розробки $T_{ж}$

Рисунок 4.2 – Вісь часу з фіксацією платежів, що мають місце під час розробки та впровадження результатів НДДКР

PV – теперішня вартість інвестицій $PV = ЗВ = 129301,62$ (грн).

У свою чергу, приведена вартість всіх чистих прибутків ПП розраховується за формулою:

$$ПП = \sum_1^T \frac{\Delta\Pi_i}{(1 + \tau)^t}, [\text{грн}], (4.11)$$

де $\Delta\Pi_i$ – збільшення чистого прибутку у кожному із років, протягом яких виявляються результати виконаної та впровадженої НДДКР, грн;

T – період часу, протягом якого виявляються результати впровадженої НДДКР, роки;

τ – ставка дисконтування [40], за яку можна взяти щорічний прогнозований рівень інфляції в країні; для України цей показник знаходиться на рівні 0,1;

t – період часу (в роках) від моменту отримання чистого прибутку до точки «0».

Отримаємо:

$$\text{ПП} = \frac{900250}{(1+0,1)^1} + \frac{675250}{(1+0,1)^2} + \frac{225250}{(1+0,1)^3} = 818409,09 + 558057,85 + 169233,66 =$$

1545700,6 (грн).

$$\text{Тоді } E_{abc} = (1545700,6 - 129301,62) = 1416398,98 \text{ (грн)}.$$

Оскільки $E_{abc} > 0$, то результат від проведення наукових досліджень та їх впровадження може принести прибуток, але це також ще не гарантує те, що інвестор зацікавиться у фінансуванні даної роботи.

5-й крок. Розраховують відносну (щорічну) ефективність вкладених в наукову розробку інвестицій E_B . Для цього користуються формулою:

$$E_B = \sqrt[T_{ж}]{1 + \frac{E_{abc}}{PV}} - 1 \quad (4.12)$$

де E_{abc} - абсолютна ефективність вкладених інвестицій, грн;

PV - теперішня вартість інвестицій $PV = 3B$, грн;

$T_{ж}$ - життєвий цикл наукової розробки, роки.

$$E_B = \sqrt[3]{1 + \frac{1416398,98}{129301,62}} - 1 = 2,2865 - 1 = 128,6 \%$$

Далі, розрахована величина E_B порівнюється з мінімальною (бар'єрною) ставкою дисконтування $\tau_{\text{мін}}$, яка визначає ту мінімальну дохідність, нижче за яку інвестиції вкладатися не будуть. У загальному вигляді мінімальна (бар'єрна) ставка дисконтування $\tau_{\text{мін}}$ визначається за формулою:

$$t = d + f [\%], \quad (4.13)$$

де d - середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках; в 2019 році в Україні $d = (0,19...0,22)$;

f - показник, що характеризує ризикованість вкладень; зазвичай, величина $f = (0,1)$, але може бути і значно більше.

$$t = d + f = 0,21 + 0,1 = 0,31 = 31\%$$

Величина $E_B > \tau_{\text{мін}}$, інвестор може бути зацікавлений у фінансуванні даної наукової розробки.

Розрахуємо термін окупності вкладених коштів у реалізацію наукового проекту за формулою:

$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{E_B} [\text{років}], \quad (4.14)$$

$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{1,286} = 0,78 \text{ роки.}$$

Оскільки $T_{\text{ок}} = 0,78$ роки, то розробка являється доцільною.

4.5 Висновки економічного ґрунтування

У даному розділі магістерської кваліфікаційної роботи здійснено розрахунки, які доводять прибутковість та ефективність впровадження нового продукту.

Проведено оцінювання комерційного потенціалу розробки. На основі компетентної думки експертів було сформовано систему критеріїв та за 5-ти бальною шкалою, виставлено бали по кожному з них. Виставлені бали, показують, що рівень комерційного потенціалу є вище середнього.

Розраховано витрати на розробку. Розрахований кошторис витрат на розробку склав 129301,62 грн.

Були спрогнозовані комерційні ефекти від реалізації розробки, тобто який дохід, можна отримати у майбутньому від впровадження виконаної наукової роботи. Доведено, що розробка отримає вигоду від впровадження.

Розраховано основні показники, які визначають доцільність фінансування наукової розробки інвестором. Такими показниками є абсолютна та відносна

ефективність вкладених інвестицій, а також термін їх окупності.

Обрахована абсолютна ефективність становить 1416398,98 грн, що свідчить про те, що інвестор буде зацікавлений у фінансуванні даної розробки. Відносна (щорічна) ефективність становить 128,6 %, що більше мінімальної ставки дисконтування, що ще раз підтверджує зацікавленість інвестора.

Термін окупності вкладених коштів у реалізацію наукового проекту становить 0,78 роки, що означає, що вкладені кошти повернуться, приблизно, через 9 місяців.

Отже, можна стверджувати, що фінансування даної розробки є доцільним.

ВИСНОВКИ

Головною частиною роботи систем комп'ютерного зору є етапи пошуку, виділення та розпізнавання об'єктів, які широко застосовується в різних галузях машинобудування, у медицині, у робототехніці, криміналістиці, системах відеоспостереження і т. д. У даній магістерській роботі розроблена технологія виділення ознак об'єктів цифрових зображень із використанням детекторів точок.

1) У магістерській роботі був проведений аналіз таких методів, як структурні методи виділення об'єктів, ймовірнісні методи, методи кореляційного аналізу, методи аналізу гістограми, методи морфологічного аналізу та експертні підходи до пошуку та виділення ознак об'єктів та виконано огляд способів побудови систем обробки цифрових зображень із застосуванням цих методів.

2) У магістерській роботі вдосконалено метод формування ознак об'єктів цифрових зображень. Головний підхід до пошуку та виділення ознак об'єктів – виділення особливих точок об'єктів зображення. Для формування ознак об'єктів зображення використано детектори точок для знаходження об'єктів у аналізованій сцені та дескриптори точок для їх подальшого розпізнавання.

3) У магістерській роботі розроблено алгоритм оброблення зображення для виділення ознак об'єктів у отриманій сцені із використанням детекторів точок. Це дозволяє із кращим результатом знаходити необхідні області із заданим об'єктом. Запропонований у роботі підхід дозволяє виконати процес обробки зображення із метою формування ознак об'єктів. Для реалізації запропонованого підходу по виділенню та формуванню ознак для розпізнавання об'єктів створена програма.

4) У магістерській роботі виконані економічні розрахунки із обґрунтуванням доцільності виконання нової розробки по виділенню ознак об'єктів зображення, обраховані фінансові затрати на виготовлення програмного продукту та визначено комерційні, економічні переваги впровадження запропонованого рішення.

Створений програмний засобів по виділенню ознак об'єктів зображення може використовуватися у системах виділення та розпізнавання об'єктів цифрових зображень.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение /Л. Шапиро, Дж.Штокман - М.: Бином, 2009. - 763с.
2. Гороховський О. І. Інтелектуальні системи. /О. І. Гороховський - Вінниця: ВНТУ, 2010.-193с.
3. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен: Пер.с англ. / Р.Дуда, П.Харт –М.: Мир, 1978.—510 с.
4. Фомин Я. А. Распознавание образов: теория и применение. / Я. А. Фомин. - М.: ФАЗИС, 2012. - 429 с
5. Заяць В. М. Методи розпізнавання образів. Навч. посібник. / В. М. Заяць, Р. М. Камінський.- Львів, видав. Національного університету «Львівська політехніка», 2004. – 176 с.
6. Chen D.-Y. On visual similarity based 3D model retrieval. / D.-Y. Chen, M. Ouhyoung, X.-P. Tian, Y.-T. Shen. // Computer Graphics Forum, 2003. - pp. 223-232.
7. Искусственный интеллект. - В 3-х кн. Кн.1. Системы общения и экспертные системы: Справочник. /Под ред. Э.В. Попова - М.:Радио и связь, 1990. - 64 с.
8. Искусственный интеллект. - В 3-х кн. Кн.2. Модели и методы: справочник. /Под ред. Д.А. Поспелова. - М.: Радио и связь, 1990. - 304 с.
9. Искусственный интеллект. - В 3-х кн. Кн.3. Программные и аппаратные средства: Справочник. /Под ред. В.Н. Захарова, В.Ф. Хорошевского. — М.: Радио и связь, 1990. - 368 с.
10. Хлиповка Д. В. Формування ознак об'єктів із використанням детекторів точок*Матеріали конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2019)»*.Збірник матеріалів.- Вінниця, ВНТУ, 2019. - с. 19-20.- [Електронний ресурс]. Режим доступу https://conferences.vntu.edu.ua/public/files/mn/mn-2019_netpub.pdfДата звернення: листопад, 2019.
11. Фу К. Структурные методы в распознавании образов: Пер.с англ. - М.: Мир, 1977. - 320 с.

12. Поспелов Г.С. Искусственный интеллект - основа новой информационной технологии: Сер. Академические чтения. - М.: Наука, 1988. - 280 с.
13. Горелик А. Л. Методы распознавания. / А. Л. Горелик, В. А.Скрипкин— 4-е изд. – М.: Высшая школа, 1984, 2004. – 262с.
14. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. - Москва: Техносфера, 2005. – 1072с
15. Ту Дж. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. / Дж.Ту, Р.Гонсалес—М.: Мир, 1978.—410 с.
16. Нильсон Н. Принципы искусственного интеллекта. - М.: Радио и связь, 1985. - 376 с.
17. Дзюбаненко А.В. Локалізація об'єктів та вилучення основних ознак з відеопотоку в комп'ютеризованих системах телеспостереження/ А.В.Дзюбаненко // Проблеми інформатизації та управління, №4(56), 2016. - с. 34-37.
18. Bay H., Tuytelaars T., Ess A. Speeded-Up Robust Features (SURF) in LNCS 3951 (ECCV'06), vol. 1, 2006, pp.404-417
19. Herbert B. SURF: Speeded Up Robust Features / B. Herbert, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool // Computer Vision and Image Understanding (CVIU), Vol. 110, No. 3, 2008, pp. 346-359.
20. Moravec H. Rover visual obstacle avoidance // Proc. Intl. Joint Conference on Artificial Intelligence. – 1981. – P. 785–790.
21. Harris C. G., Stephens M. J. Combined corner and edge detector // Proc. Fourth Alvey Vision Conference. – 1988. – P. 147–151.
22. B. Smith. SUSAN - A new approach to low level, 1997
23. David G. Lowe «Distinctive image features from scale-invariant keypoints» International Journal of Computer Vision, 60, 2 (2004), pp.91-110
24. Rosten E., Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection // Proc. European Conference on Computer Vision. – 2006. – V. 1. – P. 430–443.
25. M. Awrangjeb. CPDA. // IEEE CVPR'2009, Vol.2, 2009. – pp. 142-149.

26. Sahzabi V. A. Object Class Recognition Using Surf Descriptors and Shape Skeletons / V. A. Sahzabi, K. Omar // Intelligent Robotics Systems. Berlin: Springer Berlin Heidelberg. – 2013. – P. 255– 264.
27. Singh U. Object Detection and Localization Using SURF Supported By K-NN / U. Singh, S. S. Singh, M. K. Srivastava // International Journal of Computer and Information Technology. Gorakhpur, India: Research and Publication Unit. – 2015. – Vol. 3, I.02. – P. 88– 93.
28. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие. /И.С.Грузман, В.С.Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин, А.А. Спектор. - Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. –352 с.
29. Лукьяница А. А. Цифровая обработка видеоизображений / А. А. Лукьяница, А. Г. Шишкин– Москва: «Ай-Эс-Эс Пресс».-2009. –145с.
30. Патент № RU 2234127 С2. «Способ компьютерного распознавания объектов».
31. Патент № RU 2250499 С1.17.11.2003 «Способ компьютерного распознавания объектов».
32. US Patent № 6563959 B1, 13.05. 2003. «Perceptual similarity image retrieval method».
33. US Patent №2007 / 0071289 A1, МПК G06K 9/00. «System and method for enabling the use of captured images through recognition»
34. Cramariuc B. Clustering Based Region Growing Algorithm for Color Image Segmentation/ B. Cramariuc, M. Gabbouj, and J. Astola // Int. Conf. on Digital signal Processing, 1997.
35. Роженцов А.А. Оценка параметров и распознавание изображений трехмерных объектов с неупорядоченными отсчетами / Роженцов А.А., Наумов А.С.//Автометрия, 2010, 46, №1, С. 57-69.
36. OpenCV – библиотека компьютерного зрения с открытым исходным кодом [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://software.intel.com/en-us/articles/>.

37. Бьерн Страуструп. Язык программирования C++. Специальное издание.- М.: ДМК Пресс, 2011.- 1136с.
38. Герберт Шилдт. Полный справочник по Java. JavaSE6 Edition. - М: Вильямс, 2009.-1040 с.
39. Кей С. Хорстманн, Гарри Корнелл. Java 2. Библиотека профессионала. -М: Вильямс, 2008.-840 с.
40. Рейсиг Д. Инструменты отладки и тестирования.— СПб.: Питер, 2008. 76 с.— ISBN 978-5-91180-904-1.
41. Кавецький В. В. Економічне обґрунтування інноваційних рішень: Практикум /В.В.Кавецький, В.О.Козловський, І.В.Причепа. – ВНТУ, 2013. – 110 с.
42. Адлер О.О. Методичні вказівки до підготовки та написання курсової роботи з дисципліни «Економічне обґрунтування інноваційних рішень» / Уклад. О.О.Адлер, І.В.Причепа, Н.М.Тарасюк. – Вінниця: ВНТУ, 2014. – 38 с.
43. Тарифи на електроенергію [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://index.minfin.com.ua/tarif/electric.php>.