

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

Кафедра Інформатики
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ
ДЕСКРИПТОРІВ КЛЮЧОВИХ ТОЧОК ЗОБРАЖЕННЯ
(тема)

Виконав:
студент 4 курсу, групи ІТІНФ-17-2

Бабочкін О.О.
(прізвище, ініціали)

Спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Творошенко І.С.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

Кобилін О.А.
(прізвище, ініціали)

2021 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)Кафедра Інформатики
(повна назва)Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)Тип програми освітньо-професійнаОсвітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«____» _____ 2021 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУстудентові Бабочкіну Олегу Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Розроблення методу ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення

затверджена наказом університету від 20 травня 2021 року №663Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 24 травня 2021 р.

3. Вихідні дані до роботи Науково-методична та науково-технічна література, матеріали конференцій, дані інтернет-мережі, бібліотека комп'ютерного зору з відкритим кодом OpenCV, датасет досліджуваних зображень, мова Python, середовище розробки Jupyter Notebook, інструмент для роботи із зображеннями Adobe Photoshop.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Аналіз існуючих методів ідентифікації об'єктів на зображенні в Україні та за кордоном.2. Розроблення підходу для моделювання методу ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.3. Розроблення застосунку для ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) Актуальність роботи, постановка задачі, виявлення ключових точок, етапи розроблення, тестові зображення, блок-схеми, алгоритм SIFT.

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

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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	12.04.2021	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	13.04.21-15.04.21	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	16.04.21-17.04.21	
4	Розроблення підходу для моделювання методу ідентифікації	18.04.21-28.04.21	
5	Розроблення застосунку для ідентифікації об'єктів	29.04.21-14.05.21	
6	Програмна реалізація	15.05.21-23.05.21	
7	Оформлення пояснювальної записки	24.05.21-26.05.21	
8	Перевірка на плагіат	27.05.21	
9	Рецензування	28.05.21	
10	Підготовка презентації та доповіді	29.05.21-30.05.21	
11	Занесення роботи в електронний архів	31.05.21	
12	Попередній захист кваліфікаційної роботи	31.05.21	

Дата видачі завдання 12 квітня 2021 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

_____ доц. Творошенко І.С.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 92 с., 2 табл., 59 рис., 1 дод., 48 джерел.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ, ДЕТЕКТОРИ КЛЮЧОВИХ ТОЧОК, ORB, BRISK, SIFT, SURF, МЕТРИКИ ВІДСТАНІ, PYTHON, OPENCV.

Об'єктом роботи є датасет різноракурсних зображень досліджуваних об'єктів – літаків із застосуванням змін з ефектами та без.

Метою роботи є розроблення методу ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.

Використано детектори, що застосовують дескриптори ключевих точок на зображенні. Проведено дослідження методів ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення. Запроваджено метод детектування SIFT за допомогою бібліотеки OpenCV.

У результаті роботи здійснена програмна реалізація програмного застосунку, що виконує порівняння двох вхідних зображень об'єкту за допомогою ідентифікації на основі дескрипторів ключових точок зображення.

Результати роботи апробовано у вигляді двох тез доповідей під час Міжнародного молодіжного форуму «РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ У XXI СТОЛІТТІ» та XXVII Міжнародної науково-практичної конференції у м. Амстердам, Нідерланди.

OBJECT IDENTIFICATION, KEY POINT DETECTORS, ORB, BRISK, SIFT, SURF, DISTANCE METRICS, PYTHON, OPENCV.

The object of the work is a dataset of multi-view images of the studied objects – aircrafts with and without changes of effects.

The purpose of the work is to develop methods, to develop a method of object identification based on the descriptors of key image points.

Detectors using key point descriptors in the image are used. The research of methods of identification of researched objects based on descriptors of key points of the image is carried out. A method of detecting SIFT using the OpenCV library has been introduced.

The result is a software implementation of a software application that compares two input images of an object by identifying key image points based on descriptors.

The results of the work were tested in the form of two abstracts during the International Youth Forum "RADIO ELECTRONICS AND YOUTH IN THE XXI CENTURY" and the XXVII International Scientific and Practical Conference in Amsterdam, the Netherlands.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ.....	8
1 Аналіз існуючих методів ідентифікації об’єктів на зображенні в Україні та за кордоном.....	9
1.1 Сучасний стан розвитку методів ідентифікації об’єктів на зображенні в Україні та за кордоном.....	9
1.1.1 Введення в поняття комп’ютерного зору	9
1.1.2 Порівняння стану розвитку систем ідентифікації об’єктів на зображенні в світі.....	12
1.1.3 Стан розвитку систем ідентифікації об’єктів на зображенні в Китаї	13
1.1.4 Стан розвитку систем ідентифікації об’єктів на зображенні в Україні.....	18
1.2 Аналіз літературних джерел щодо існуючих підходів ідентифікації досліджуваних об’єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.....	21
1.3 Постановка задачі	28
2 Розроблення підходу для моделювання методу ідентифікації об’єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення	30
2.1 Методи ідентифікації досліджуваних об’єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.	30
2.1.1 Основні поняття та призначення методів ідентифікації об’єктів.....	30
2.1.2 Scale Invariant Feature Transform (SIFT).....	33
2.1.3 Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB)	34
2.1.4 Speeded-Up Robust Features (SURF)	35
2.1.5 Binary Robust Invariant Scalable Keypoints (BRISK)	36
2.1.6 Результати порівняння роботи детекторів та дескрипторів .	37

	6
2.1.7 Типи метрик відстані у процесі класифікації.....	39
2.2 Проблема ідентифікації інформаційних ознак на зображенні.....	42
2.3 Розроблення методики ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення	50
3 Розроблення застосунку для ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення	52
3.1 Вибір інструментальних засобів для створення застосунку	52
3.2 Етапи розроблення застосунку для ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення	55
3.3 Тестування розробленого застосунку та аналіз результатів	59
3.4 Перспективи подальшої роботи	75
Висновки	76
Перелік джерел посилання	76

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
І ТЕРМІНІВ

США – Сполучені Штати Америки

КНР – Китайська Народна Республіка

км – кілометр

ІТ – інформаційні технології

ДТП – дорожньо-транспортна пригода

ВСТУП

Основну частину інформації про навколишнє середовище людина отримує за допомогою зорового каналу і далі дуже ефективно обробляє отриману інформацію за допомогою апарату аналізу та інтерпретації візуальної інформації. Так як технології не стоять на місці і сьогодні відбувається автоматизація багатьох процесів це не стало виключенням для комп'ютерного зору.

Комп'ютерний зір – це одна із найбільш розвинутих галузей штучного інтелекту, що надає можливості зчитування та оброблення візуальних даних комп'ютерними системам та отримання необхідних розрахунків у вигляді висновків. Системи, що використовують комп'ютерний зір, дозволяють вирішувати завдання, які часто сприймаються як виключно людські. Хоча сучасні системи не завжди можуть виконати задачу краще людини, вони вже досягли чималих успіхів у галузі.

Сьогодні методики комп'ютерного зору, що застосовують ідентифікацію об'єктів на зображенні можна помітити у використанні в майже у всіх сферах повсякденного життя.

Дані технології використовуються в областях науки і техніки, таких як автоматизація процесів, підвищення продуктивності, підвищення якості виробів, що випускаються, контроль виробничого обладнання, інтелектуальні робототехнічні комплекси, системи управління рухомими апаратами, біомедичні дослідження та безліч інших. Крім того, можна сказати, що успіх сучасного бізнесу ґрунтується головним чином на якості виготовленої продукції, для забезпечення якого потрібен належний візуальний контроль.

Отже, за рахунок зростання складності розв'язуваних науково-технічних завдань, автоматична обробка і аналіз візуальної інформації стають все більш актуальними питаннями та мають чималий потенціал розвитку.

1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННІ В УКРАЇНІ ТА ЗА КОРДОНОМ

1.1 Сучасний стан розвитку методів ідентифікації об'єктів на зображенні в Україні та за кордоном

1.1.1 Введення в поняття комп'ютерного зору

Одним із найважливіших напрямків в області штучного інтелекту є автоматична обробка візуальної інформації. Інтерес до проблем комп'ютерної обробки визначається розширенням можливостей як самих комп'ютерних систем, так і розробкою нових технологій обробки, аналізу та ідентифікації різних видів зображень.

Комп'ютерний зір – це область штучного інтелекту, що дозволяє комп'ютерам та системам отримувати значущу інформацію з цифрових зображень, відео та інших візуальних входів – обробляти ці дані та робити висновки на їх підставі. Якщо штучний інтелект дозволяє комп'ютерам мислити, то комп'ютерний зір базується на прагненні створити системи, здатні розпізнавати та обробляти інформацію, що міститься на зображеннях, до ступеня, подібного до рівня розпізнавання живих організмів, оснащених здатністю бачити. У цих системах зазвичай використовують методи штучного інтелекту, щоб отримати можливість самостійно використовувати власні датчики для отримання інформації про навколишній простір.

Сьогодні методи ідентифікації об'єктів на зображенні можна побачити в активному використанні у різноманітних сферах повсякденного життя. В першу чергу це системи розпізнавання людських облич, пошук автомобілів системи безпеки, створення та керування безпілотних автомобілів, пошук, а також автоматичний підрахунок кількості пішоходів та інші. Виявлення об'єктів є найбільш глибоким і складним аспектом комп'ютерного зору на і має величезну кількість практичних випадків [1].

Головною задачею систем комп'ютерного зору є дослідження навколишнього середовища подібно до людського зору. У поєднанні з іншими рецепторами зір дозволяє розпізнавати оточення та предмети. Сама система комп'ютерного зору дуже обмежена і пристосована для вирішення суворо визначеного завдання. Можливості методів обробки зображень в даний час не дозволяють проводити безпосередній всебічний аналіз складних ситуацій. Розвиток сучасних пристроїв запису є великим, а це означає, що апаратні параметри можуть бути подібними і часто перевищувати параметри свого біологічного аналога – ока. Обмеженням у цій галузі все ще залишаються можливості методів, які не дають хороших результатів у порівнянні з можливостями людського мозку. Однак комп'ютерний зір має велику перевагу перед почуттям зору людини – аналіз фотоматеріалів може бути безперервним, що неможливо для людини, яка відчуває втому після певного періоду аналізу матеріалу.

Для створення ефективних технологій методи та методи, що розробляються повинні задовольняти ряду вимог по швидкодії і точності. Зазвичай кожен метод, володіючи певними характеристиками, «спеціалізується» на своєму типі зображення. Аналіз та ідентифікація репрезентативних ознак об'єкта (наприклад, обличчя людини чи транспортного засобу) вимагає використання спеціальних та вузькоспеціалізованих методів. Дуже часто в процесі ідентифікації одночасно використовується кілька методів, що служить для підвищення ефективності їх роботи. Тому в системах комп'ютерного зору необхідне поєднання декількох методів, які вирішують одну і ту ж задачу різними способами, забезпечуючи при цьому необхідні показники по швидкодії і достовірності ідентифікації. У свою чергу, для ефективного функціонування такої системи необхідно постійне поповнення арсеналу методів і засобів попередньої обробки, стиснення зображень і побудова класифікаторів, що обумовлює необхідність відкритості зазначених систем, а також потреба в інструментарії для їх проектування [2].

Одним із найбільш популярних застосувань комп'ютерного зору в світі є системи розпізнавання людських облич. Такі системи дуже активно створюються та запроваджуються у різноманітних галузях:

- охоронні системи для запобігання незаконного проникнення на територію, пошук зловмисників;
- забезпечення безпеки в місцях великого скупчення людей;
- фейс-контроль;
- медицина;
- верифікація платіжних банківських карт;
- онлайн-платежі;
- маркетинг;
- фототехніка;
- криміналістика;
- телеконференції;
- мобільні додатки;
- пошук фото у базах фотознімків;
- відмітка людей на фото в соціальних мережах.

Для того, щоб комп'ютер міг робити те саме, що і людина, його обчислювальна потужність та здатність до навчання ще повинні зростати. Хоча вже зараз науковці досягли чималого прогресу у випробуваннях розпізнавання облич.

Для того, щоб комп'ютер мав змогу розпізнати людське обличчя воно поділяється на набір ознак, таких як відстань між очима, форма і довжина носа, контур губ, форма вух і підборіддя. Наклавши відповідну сітку точок на обличчя людини, машина може створити віртуальне зображення обличчя і порівняти його з моделлю. Однак для того, щоб система була точною, мала можливість зрозуміти зміну емоцій, обробити дані в умовах різного освітлення, позиціонування, оцінити людських вік або зчитати глибину обличчя – наприклад, щоб відрізнити фактичне реальне обличчя від

фотографії – застосовують методи нейронних мереж та додаткові методи для мінімізації помилок [3].

Сьогодні системи розпізнавання облич досягли настільки високого розвитку, що можуть ефективно визначати людей у натовпі або у вдягнених аксесуарах (головні убори, шарфи, маски) [4].

Гарним прикладом такого застосування є експеримент, що провели у столиці Індії – Делі, де лише за 4 дні, завдяки системам розпізнавання облич, камери відеоспостереження у місті ідентифікували майже 3000 зниклих дітей.

Для відстеження порушників китайська влада активно використовує передові системи розпізнавання осіб: вони здатні відстежувати людей на великих відстанях. У 2017 році китайські чиновники продемонстрували британським журналістам із BBC, як можна відстежити репортера протягом семи хвилин. За одним із журналістів велося спостереження за допомогою мережі з 170 мільйонів камер відеоспостереження в країні [5].

1.1.2 Порівняння стану розвитку систем ідентифікації об'єктів на зображенні в світі

За останні декілька років розвиток ринку ідентифікації об'єктів в світі отримав багато перспектив розвитку, та дуже стрімко росте щороку. Особливо відмічають розвиток компаній, пов'язаних із комп'ютерним зором саме в Китаї. Згідно досліджень порталу Gartner інвестиції у компанії, що займаються технологіями комп'ютерного зору, зросли в чотири рази за 2016-2018 роки, загалом перевищивши 8 мільярдів доларів США.

У 2018 році інвестиції компаній у Китайську Народну Республіку (КНР) були втричі більшими за США та майже 66% загального вкладеного капіталу. В 2016 році було навпаки, коли інвестори США вклали в комп'ютерний зір в чотири рази більше капіталу, ніж інвестори з КНР. Дані

також показують, що інвестори КНР ввели в 20 разів більше капіталу в комп'ютерний зір в 2018 році, ніж у 2016 році. А в 2018 році середній розмір угоди в Китаї в дев'ять разів перевищував розмір США. Аналітику даних про інвестиції та компанії, що займаються розробкою систем у галузі комп'ютерного зору можна побачити переглянувши рисунок 1.1 [6].

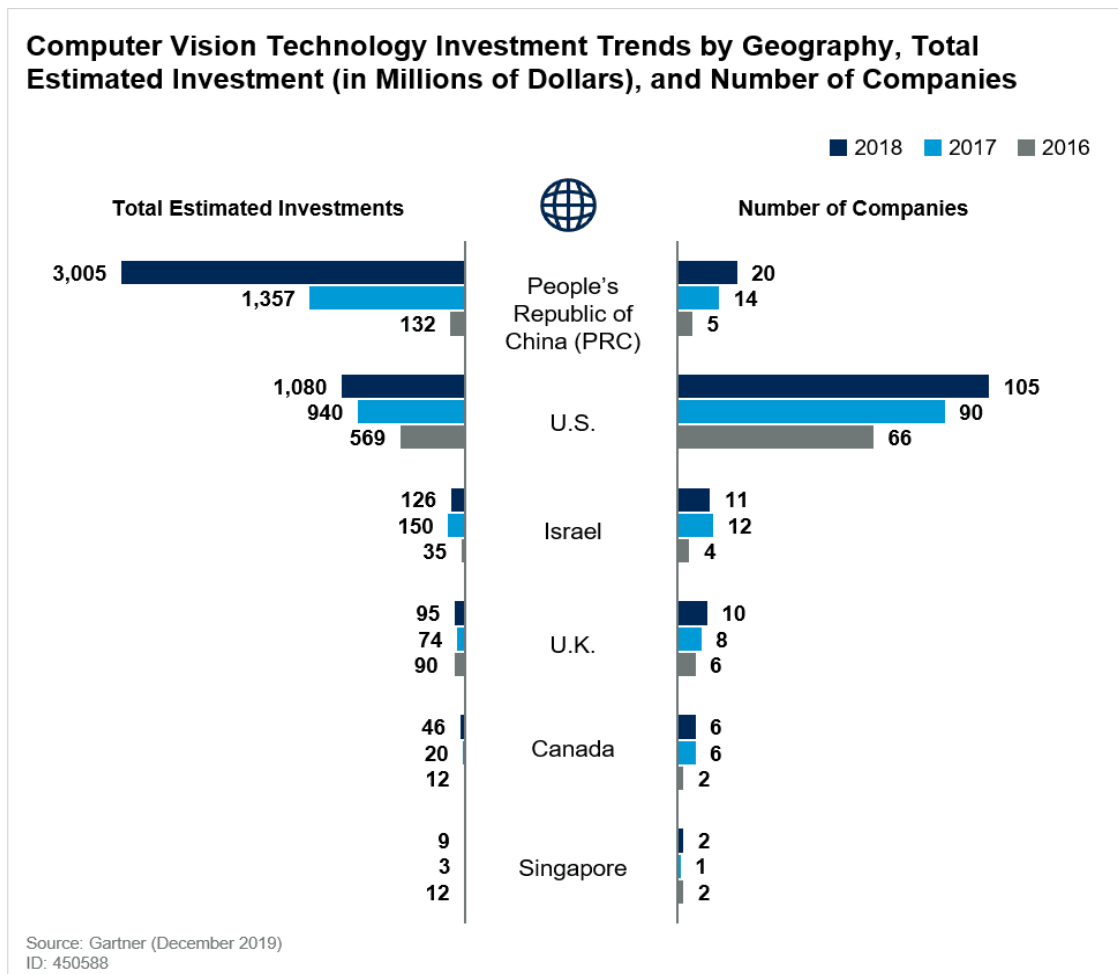


Рисунок 1.1 – Аналітика даних по інвестиціям та компаніям, що займаються технологіями комп'ютерного зору в світі

1.1.3 Стан розвитку систем ідентифікації об'єктів на зображенні в Китаї

Порівнюючи Китай із іншими державами, стає зрозуміло, що в країні приділяють багато уваги взагалі усій галузі штучного інтелекту, а в

особливості системам розпізнавання образів. Такі цифри підтверджують плани китайської влади – стати домінантною державою в галузі штучного інтелекту до 2030 року. Отже, очікується, що протягом наступних років в Китаї з'являться значні технології комп'ютерного зору, а також передбачається, що вони займуть домінуючу позицію на світових ринках комп'ютерного зору та відеоаналітики.

Здається, КНР визнає ключову позицію відтворення комп'ютерного зору та відеоаналітики. Комп'ютерний зір та відеоаналітика – це надзвичайно важливі можливості штучного інтелекту, які є фундаментальними для більшості передових фізичних бізнес-додатків, включаючи автономні транспортні засоби, крайові обчислення Інтернету речей, фізичну безпеку, аналіз уваги та роздрібною торгівлі та розумну автоматизацію виробництва.

Ще з 2010 року в Китаї на державному рівні розпочали реалізацію так званої системи соціального кредиту або рейтингу. Суть системи – це оцінка громадян або організацій по балам за різними параметрами, значення яких фіксують за допомогою інструментів масового спостереження, застосовуючи розпізнавання облич та образів і використовують технології аналізу великих даних до отриманих результатів з метою отримання висновків про людей. Система поширює ідею оцінки кредитоспроможності громадянина на всі сфери його життя.

Зараз на національному рівні в Китаї поки що немає єдиної координованої системи соціального кредиту. Вона роздрібнена на велику кількість локальних підсистем у регіонах, але у планах на найближчі роки є глобальна централізація системи для об'єднання даних в одну базу. Програми контролю розробляє не лише держава, а й деякі приватні компанії співпрацюють з урядом, сприяючи збору даних, надаючи державі інформацію про своїх користувачів [7].

Базою даних про оцінки людей зможуть користуватися роботодавці, китайська влада, кредитні організації. Частина державного плану ставить за мету побороти шахрайство і фінансовими махінації у бізнесі, які стали

серйозною проблемою для Китаю. Уряд заявив про створення «чорних списків» громадян та підприємств, які порушують контракти і не платять податки.

Застосування системи соціального кредитування буде зосереджено в таких галузях:

- державних справи – для забезпечення чесності;
- комерційна цілісність;
- громадська цілісність;
- судова достовірність достовірність.

Для людей, яким система встановить «поганий» рейтинг можуть бути застосовані наступні обмеження:

- заборона на роботу в державних установах;
- відмова в соцзабезпеченні;
- відмова в обслуговуванні у готелях і ресторанах високого класу;
- відмова у можливості користуватись авіаквитками та залізничними квитками;
- додаткові ретельні контролю в митній службі при перетині кордону;
- заборона на навчання дітей у приватних школах;
- заборона можливості займати керівні посади.

Для наочного розуміння як працює рейтингова система представлено діаграму на рисунку 1.2 [8].

Вже сьогодні за офіційними даними влада стверджує, що заборонила подорожувати літаками та швидкісними поїздами понад 7 мільйонам громадянам Китаю, які вважаються «неблагонадійними».

В деяких регіонах Китай використовує так звану інтегровану спільну операційну платформу – високотехнологічну систему масового нагляду, яка об'єднує інформацію про банківські записи громадян, деталі комп'ютера та юридичне минуле. Як повідомляється, вона працює паралельно системі соціальних кредитів та збирає свою інформацію з різних джерел або «сенсорів».

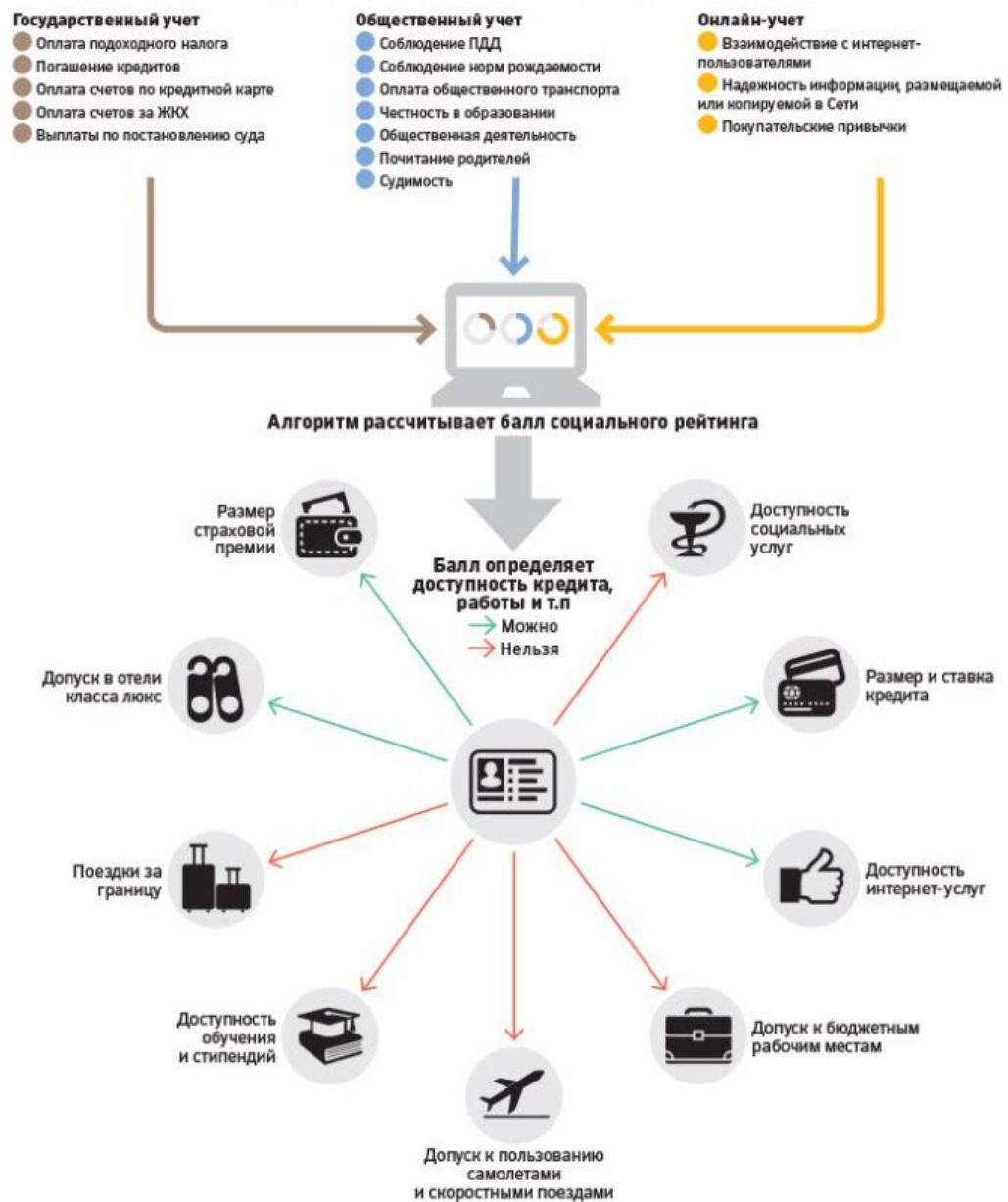


Рисунок 1.2 – Работа системы рейтингу

Одним із основних джерел є камери відеоспостереження, деякі з яких мають розпізнавання обличчя та інфрачервоні можливості, що надає їм можливості «нічного бачення», і вони розташовані в місцях, які поліція вважає необхідними [9]. Пішоходи йдуть вулицею, а система вивчає індивідуальну поведінку людей (рис. 1.3).

Система масового нагляду також збирає інформацію, про номери номерних знаків (рис. 1.4) та номери посвідчень громадян, з пунктів пропуску [10].

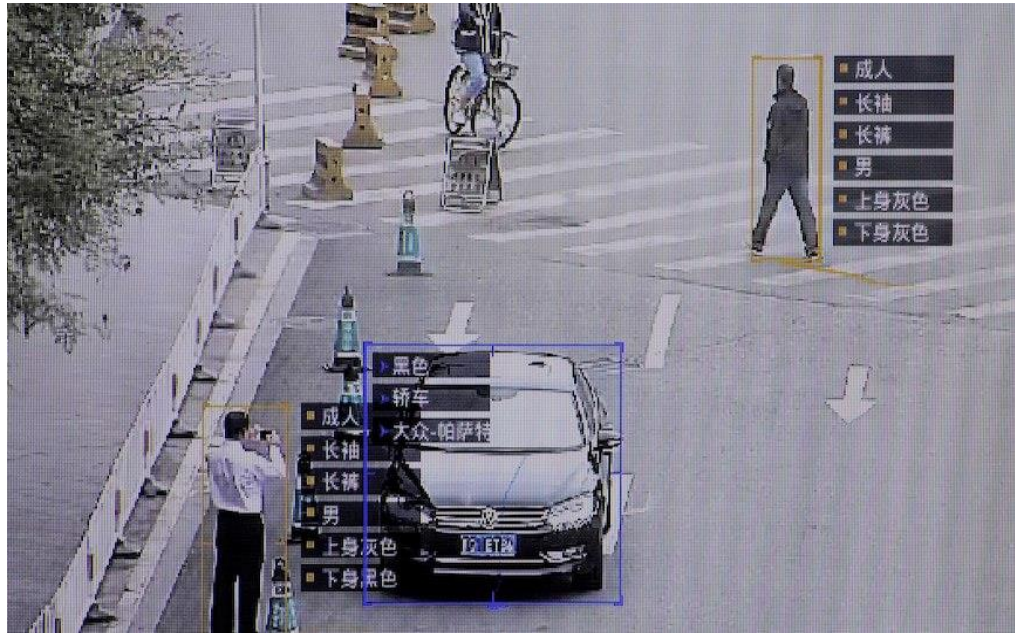


Рисунок 1.3 – Скріншот з камери відеонагляду на вулиці Китаю



Рисунок 1.4 – Приклад зчитування системою інформації з автомобільного номерного знаку та даних по автомобілю

Як стверджують представники керівництва, системи в основному просто проводять моніторинг та нагляд за людьми, в особливості за тими категоріями, яких влада вважає цілеспрямованим персоналом [11].

Дуже цікавим фактом стало проведення експерименту в Синьцзян-Уйгурському автономному районі Китаю, який став центром використання заходів цифрового контролю. Так як цей східний регіон є одним із найбільш віддалених частин країни та розташований у Центральній Азії велика кількість населення в цьому місті не китайці, а уйгури-мусульмани. Пекін посилено спостерігає за ситуацією в регіоні. А нещодавно було розголошено інформацію про існування системи для відстеження та контролю над меншиною уйгурів. За словами експертів – це перший відомий приклад уряду, який навмисно використовує штучний інтелект для расового профілювання.

Зараз поліція використовує технологію розпізнавання обличчя для орієнтування на уйгурів у деяких східних містах. Застосувавши систему розпізнавання облич за один місяць правоохоронні органи отримали інформацію про перевірку на належність до національності 500 000 уйгурів.

Однак експерти відмічають, що на практиці, системи є все ще недосконалими. Часто їх точність залежить від факторів навколишнього середовища, таких як освітлення та розташування камер.

Поліцейські документи свідчать, що попит на такі можливості поширюється. Згідно з документами про закупівлі, майже два десятки відділів поліції в 16 різних провінціях та регіонах Китаю шукали подібні технології починаючи з 2018 року [12].

1.1.4 Стан розвитку систем ідентифікації об'єктів на зображенні в Україні

Взагалі, рівень розвитку усієї ІТ-індустрії в Україні, звісно, менший, ніж у державах-лідерах технологій. Але за останній час галузь досягла чималого прогресу. Зростання кількості компаній, інвестицій та курс держави на діджиталізацію суттєво пошвидшують розвиток технологій

всередині країни. Такі умови акумулюють в країні досвід, технології та експертизу. Висококваліфіковані інженери працюють в Україні та не виїжджають з держави.

Описуючи процес розвитку технологій в Україні не можна не відмітити, що сьогодні місцеві працівники та компанії займаються не лише розробкою простих систем, як вебсайти та мобільні додатки, а вже досягли успіхів та уваги іноземних колег в області штучного інтелекту.

Гарним прикладом є участь інженерів із компанії GlobalLogic у розробці систем комп'ютерного зору для автомобілів шведського бренду Volvo та інших автовиробників. Автопілоти в автомобілях бувають різного рівня. Сьогодні використовуються такі основні рівні автопілоту: четвертого рівня (висока автономність) і найвищого п'ятого рівня (повна автономність). Всесвітньо відомі електромобілі американського бренду Tesla оснащені автопілотом рівня 3+ (обмежена автономність). Українські інженери ж приймають участь в розробці технології, що стане фундаментом для автопілота четвертого рівня. Виконавши ідентифікацію обличчя водія система автомобіля зможе персоналізувати налаштувати базові параметри сидіння, дзеркал заднього та бокового виду, клімат контроль, медіасистему. А за допомогою камери на лобовому склі автомобіль може аналізувати ситуацію на дорозі та самостійно їхати. Але така система приносить не лише користь у вигляді того, що автомобіль їде без участі водія, а й запобігає аварійним ситуаціям. Для людини набагато складніше зреагувати, якщо стається непередбачена ситуація на дорозі, а система робить це автоматично і виконує дії по запобіганню ДТП. Відео з камери представляє собою потік кадрів зображень. Технологія виконує аналіз цих зображень та ідентифікує об'єкти, а на основі цього вже далі система вирішує як автомобіль має себе вести [13].

Але це не єдина розробка інженерів, що пов'язана із обробкою зображень у автопілоті автомобіля.

У 2016 році було представлено безпілотний КрАЗ, перший «розумний» український автомобіль, вже готовий до роботи в складі армії.

Автопілот Pilotdrive, розроблений в Україні та встановлений на автомобілі, оснащений комплексом спеціальних датчиків, що дозволяють автомобілю легко орієнтуватися в дорозі. У їх числі тепловізор із системою автоматичної цілевказівки і захоплення, відеокамера з охопленням 360°, передній і задній радары для виявлення перешкод, далекомір, ємнісний датчик присутності людини в радіусі 18 метрів. Завдяки системі Pilotdrive, транспортний засіб легко розпізнає ширину дороги, а також перешкоди, що знаходяться навколо нього. Система аналізу і прийняття рішень спрацьовує за доли секунди, що дозволяє автомобілю миттєво реагувати на перешкоди.

Управління безпілотним автомобілем може здійснюватися планшетом, «розумною рукавичкою» або дистанційно зі станції. Зв'язок із автомобілем здійснюється за цифровими радіоканалами передачі даних WiFi/Wimax, радіус зв'язку від 10 км до 50 км. Додатково безпілотник оснащений програмно-апаратним комплексом «SmartDrive» і навчанням у реальному режимі часу «Teach-inDrive», в якому система запам'ятовує заданий маршрут. Координати проходження для занесення в базу передаються по GPS через супутник.

Основна мета створення безпілотного броньованого автомобіля КрАЗ – допомога військовим в зоні бойових дій для мінімізації ризиків і збереження життя особового складу при виконанні різних тактичних завдань. КрАЗи на автопілоті відмінно впораються з перевезенням боєприпасів, продовольства, палива, медикаментів у зону бойових дій і поранених – із цієї зони [14].

А у 2018 році запорізькою компанією «Інфоком ЛТД» в Україні було показано перший легковий автомобіль, що мав можливість рухатись без водія. Це був «народний» ЗАЗ Lanos (рис. 1.5), що працював на вже відомій системі Pilotdrive. Програмна частина автопілоту повністю розроблена запорізькими інженерами, які працюють над нею з 2015 року. За словами авторів, система аналізу і прийняття рішень спрацьовує за лічені секунди, що

дозволяє практично миттєво реагувати на учасників руху та існуючі перешкоди. Датчики змонтовані в автомобільному боксі, встановленому на дах автомобіля. Вся автоматика, включаючи контролер автопілота та інші необхідні модулі розміщені в багажнику автомобіля. Під час руху безпілотник використовує електронні навігаційні карти, на які може наносити розпізнані об'єкти в міру руху [15].



Рисунок 1.5 – Перший легковий український безпілотний автомобіль створений на базі ЗАЗ «Lanos»

1.2 Аналіз літературних джерел щодо існуючих підходів ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення

Так як обробка зображень сьогодні є однією з найцікавіших та найскладніших галузей комп'ютерного зору в мережі є дуже багато наукових джерел. Це книги, статті, наукові роботи. В цьому підрозділі було розглянуто декілька із них, які стосуються ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.

В книзі [16] широко розкривається тема особливостей виявлення та порівняння зображень за допомогою дескрипторів.

Для аналізу, опису та порівняння зображень можна використовувати різноманітні детектори та дескриптори ознак:

- точкові оператори інтересів;
- регіональні оператори інтересів;
- околиці;
- прямі лінії.

Функції виявлення та порівняння ознак є важливими компонентами багатьох програм комп'ютерного зору. Розглянемо дві пари зображень, зображених на рисунку 1.6. Для першої пари можна вирівняти два зображення так, щоб їх можна було безперешкодно зшити в композитну мозаїку. Для другої пари можна встановити щільний набір відповідностей, щоб можна було побудувати тривимірну модель або створити проміжний вигляд. У будь-якому випадку, потрібно визначити типи функцій, які підходять для цього.



Рисунок 1.6 – Пари зображень, що порівнюються

Перший вид особливостей – це конкретні місця на зображеннях, такі як гірські вершини, кути будівель, дверні отвори або снігові плями цікавої форми. Такі типи локалізованих об'єктів часто називають об'єктами ключових точок або точками інтересу (або навіть кутами) і часто описуються появою плям пікселів, що оточують розташування точки. Іншим класом важливих особливостей є околи, наприклад, профіль гір проти неба. Такі типи функцій можна підібрати на основі їх орієнтації та локального вигляду (профілі околів), а також можуть бути хорошими показниками меж об'єктів та подій оклюзії в послідовностях зображень. Околи можна згрупувати у довші криві та прямолінійні сегменти, які можна безпосередньо зіставити або проаналізувати, щоб знайти точки зникнення, а отже, внутрішні та зовнішні параметри камери. У цій книзі описано практичні підходи до виявлення таких ознак, а також описано, як можна встановити відповідність ознак на різних зображеннях. Грані та рядки забезпечують інформацію, яка доповнює дескриптори ключових точок та регіонів і добре підходить для опису меж об'єктів та створених людиною об'єктів. Ці альтернативні дескриптори, хоча і надзвичайно корисні, можуть бути пропущені на короткому вступному курсі.

Стаття [17] розкриває головні аспекти сучасного стану галузі розпізнавання облич. Розпізнавання обличчя – одна з найскладніших та найцікавіших проблем у галузі комп'ютерного зору та розпізнавання образів. Протягом останніх кількох років ця галузь приділяла особливу увагу завдяки своїй важливості стосовно таких актуальних питань, як безпека, системи спостереження та криміналістичний аналіз. Незважаючи на такий високий рівень уваги до розпізнавання обличчя, успіх все ще обмежений певними умовами, адже не існує методу, який дає надійні результати у всіх ситуаціях. У цій роботі пропонується ефективний індекс подібності, який усуває недоліки існуючих показників характеристичної та структурної подібності. Цей показник, званий структурним виміром на основі характеристик, поєднує в собі найкращі риси добре відомих підходів SSIM (показник

структурної схожості) та FSIM (функція міри подібності об'єктів), створюючи баланс між продуктивністю для подібних та несхожих зображень людських облич. На додаток до статистичних структурних властивостей, наданих SSIM, виявлення околів включено в FSM як відмінна структурна особливість. Його ефективність перевірена на широкий діапазон PSNR (пікове відношення сигнал / шум) за допомоги ORL (дослідницька лабораторія Оліветті, нині AT&T Laboratory Cambridge) та баз даних FEI (факультет промислового машинобудування, Сан-Бернардо-ду-Кампо, Сан-Паулу, Бразилія). Ця міра перевіряється в умовах гаусового шуму.

Результати моделювання показують, що запропонований FSM перевершує відомі підходи SSIM та FSIM за своєю ефективністю виявлення подібності та розпізнавання людських облич.

Книга [18] відображає досвід авторів у викладанні одно- і двосеместрових бакалаврських та аспірантських курсів з цифрової обробки зображень, цифрового аналізу зображень, розуміння зображень, медичної візуалізації, машинного зору, розпізнавання образів та інтелектуальної робототехніки у своїх відповідних закладах. Застосувавши комбінований досвід, автори надають можливості для новачків отримати ознайомитись із базовими знаннями у даній галузі. Але і для більш досвідчених студентів ресурс забезпечить достатньо просунутий матеріал, який дозволить заглибитись та зрозуміти складні аспекти галузі предмета. Книга формально розділена на 16 глав. Зміст розроблено таким чином, що читачи мають можливість розпочати з обробки зображень на низькому рівні, пройти шлях до вищих рівнів інтерпретації зображень. Автори обрали цю структуру, оскільки вважають, що розуміння зображення бере початок із загальної теоретичної бази, і для розуміння високорівневних процесів необхідно вивчити процеси низькорівневої обробки зображень.

Автори статті [19] дослідили процеси інтелектуальної обробки даних у системах комп'ютерного зору.

Науковці зазначили, що проблема розпізнавання структурного зображення є актуальною. Це перспективний спосіб оцінки ступеня подібності предметів. Такий підхід забезпечує простоту конструкції та високу надійність прийняття рішень. Основною проблемою ефективного опису характерних ознак є спотворення фрагментів аналізованих об'єктів. Причинами зміни вхідних даних можуть бути дії геометричних перетворень, вплив фону або перешкоди. Формуються елементи помилкових об'єктів з подібними характеристиками. Проблема забезпечення якісного визнання вимагає застосування ефективних засобів обробки зображень. Методи статистичного моделювання, грануляція даних та нечітких наборів, виявлення та порівняння ключових точок на зображенні, класифікація та кластеризація даних та імітаційне моделювання використовуються в цьому дослідженні. Реалізація запропонованих підходів забезпечує формування стислого опису ознак або векторного представлення унікальних ключових точок. Перевірка теоретичних основ та оцінка ефективності запропонованих методів обробки даних для реальних баз зображень проводиться за допомогою бібліотеки OpenCV. Застосовувана значимість роботи обґрунтовується за критерієм часу обробки даних без зменшення характеристик надійності та стійкості до перешкод.

Розроблені методи дозволяють збільшити структурну розпізнаваність зображень у кілька разів. Перспективи дослідження можуть передбачати визначення оптимальної кількості ключових точок базового набору.

Автори статті [20] пропонують рішення розпізнавання візуальних об'єктів у проблемі комп'ютерного зору з використанням класифікації дескрипторів ключових точок зображення на основі навчання нейронної мережі Кохонена за даними опису еталонних зображень. За результатами навчання в рамках еталону, метод класифікації зображень вдосконалений шляхом визначення конкретного простору даних у вигляді статистичного центру для кожного еталону. Розглянуто математичні моделі для побітового аналізу множинних дескрипторів, що шукають центри, і метод згортки

описів з декількох дескрипторів з визначенням апостеріорних ймовірностей для системи бітових центрів.

Запропоновано методи перетворення простору даних бітів опису для різних варіантів навчання мережі Кохонена, обробки та оцінки центрів класів. Виконано програмну реалізацію зміненого класифікатора, а також був оцінений час обробки з різними варіантами визначення простору навчальних даних. Експериментальні дослідження підтвердили високу ефективність класифікації, зберігаючи достатню продуктивність та здатність використовувати запропоновані методи в додатках у реальному часі.

У статті [21] представлено результати вирішення задач класифікації зображень у системах комп'ютерного зору з використанням структурних методів. Розроблено моделі оцінки статистичних даних під час визначення та класифікації релевантності зображення. Запропоновано покомпонентне представлення описів з оцінкою математичного сподівання та значень дисперсії. Інтегровані критерії відповідності даних, засновані на цих оціночних значеннях, слідує і впроваджуються. Розроблено математичну та програмну моделі обробки та аналізу даних для класифікації на основі структурного опису, досліджено властивості застосування цих моделей та проведено аналіз ефективності обробки зображень. Експериментально підтверджена ефективність класифікації із використанням статистичних оцінок для системи компонентів дескрипторів. На основі дослідження було зроблено висновок про ефективність класифікаційних технологій із використанням непараметричної оцінки даних еталону для стиснення простору характеристик та зменшення обчислювальних витрат.

Порівнюючи сприйняття зображення людини та комп'ютера автори статті [22] досить цікаво розповіли про дескриптори зображень. Людська зорова система дуже адаптивна для вилучення структурної інформації для сприйняття сцени, а структурний характер широко використовується в роботах по обробці зображень, орієнтованих на сприйняття. Однак існуючі дескриптори структури в основному описують контраст яскравості локальної

області, але не можуть ефективно представляти просторову кореляцію структури. У цій статті представлено новий дескриптор структури відповідно до механізму орієнтаційної селективності в первинній зоровій корі. Дослідження в галузі когнітивної нейробіології показують, що розташування збуджуючих і гальмівних клітин кори викликає вибірковість орієнтації в локальному рецептивному полі, в межах якого первинна зорова кора виконує витяг візуальної інформації для розуміння сцени. Науковці обчислили кореляції між пікселями в локальній області на основі подібності їх переважної орієнтації. Шляхом імітації розташування збуджуючих або гальмівних осередків кореляції між центральним пікселем і його локальними сусідами перетворюються в двійкову форму, а просторова кореляція представляється за допомогою набору двійкових значень, який називається шаблоном на основі орієнтаційної селективності. Потім, беручи до уваги як величину градієнта, так і шаблон, заснований на вибірковості орієнтації, вводиться дескриптор структури, інваріантної до обертання. Пропонований дескриптор структури застосовується для класифікації текстур і оцінки якості скороченого еталонного зображення в якості двох різних прикладних областей для перевірки його універсальності і надійності. Експериментальні результати демонструють, що дескриптор структури, заснований на селективності орієнтації, стійкий до збурень і може ефективно відобразити деградацію структури, викликану різними типами спотворень.

Інформацію про переваги деяких методів обробки зображень, таких як BRISK, SIFT та SURF описано у статті [23]. Ефективне і дієве створення ключових точок з зображення є добре вивченою проблемою в літературі і лежить в основі численних додатків комп'ютерного зору. Визнаними лідерами в цій галузі є методи SIFT і SURF, які демонструють відмінну продуктивність при різних перетвореннях зображень, при цьому SURF, зокрема, вважається найбільш ефективним з точки зору обчислень серед високопродуктивних методів на сьогоднішній день. У цій статті пропонується розглянути BRISK, новий метод виявлення, опису та

зіставлення ключових точок. Всебічна оцінка еталонних наборів даних показує адаптивну, високоякісну продуктивність BRISK, як і в сучасних методах, хоча і при значно нижчих обчислювальних витратах (на порядок швидше, ніж SURF). Ключ до швидкості полягає в застосуванні нового детектора на основі FAST з просторовим масштабом в поєднанні зі складанням дескриптора бітової рядки з порівнянь інтенсивності, отриманих шляхом спеціальної вибірки кожної околиці ключових точок [24].

Провівши аналіз літературних джерел щодо існуючих підходів ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення, можна сказати, що дана тематика є дійсно актуальною. Область комп'ютерного зору знаходиться в центрі уваги та має величезні перспективи розвитку.

У відкритому доступі є багато джерел інформації, але, треба зауважити, що більшість з них спрямовані лише на теорію або практику. Значна частина ресурсів наповнена тільки теоретичною інформацією, що не підтверджує ефективність методів у вигляді практичної реалізації. Деякі джерела містять вже реалізований метод, але не надають детальний теоретичний опис або послідовних кроків його створення. Такий підхід має деякі труднощі, якщо існує необхідність повторити реалізацію самостійно.

Таким чином, є сенс шукати нові шляхи щодо вирішення проблем із існуючими літературними ресурсами.

1.3 Постановка задачі

Сучасні інформаційні технології дуже активно запроваджуються у суспільстві. Все більше задач перекладають на комп'ютерні системи. Неможливо не помітити як вже сьогодні вони оточують людину у багатьох сферах життя. Їх створюють із метою полегшення людського життя, автоматизації процесів, покращення якості роботи.

Об'єктом роботи є датасет різноракурсних зображень досліджуваних об'єктів – літаків із застосуванням змін з ефектами та без.

Метою роботи є розроблення методу ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.

Виходячи із мети роботи необхідно вирішити такі задачі:

- ознайомитись із сучасним станом розвитку методів ідентифікації об'єктів на зображенні в Україні та за кордоном;
- провести аналіз літературних джерел щодо існуючих підходів ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення;
- визначити методи ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення;
- виявити існуючі проблеми ідентифікації інформаційних ознак на зображенні;
- провести розроблення методики ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення;
- обрати інструментальні засоби для створення застосунку;
- визначити етапи розроблення застосунку для ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення;
- провести тестування розробленого застосунку та аналіз результатів;
- запропонувати перспективи подальшої роботи.

2 РОЗРОБЛЕННЯ ПІДХОДУ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ДЕСКРИПТОРІВ КЛЮЧОВИХ ТОЧОК ЗОБРАЖЕННЯ

2.1 Методи ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення.

2.1.1 Основні поняття та призначення методів ідентифікації об'єктів

Точкові характерні особливості можуть використовуватися для пошуку розрідженого набору відповідних місць розташування на різних зображеннях, часто в якості предкурсора для обчислення пози камери, що є передумовою для обчислення більш щільного набору відповідностей з використанням стерео порівнянь. Такі відповідності також можна використовувати для вирівнювання різних зображень, наприклад, при зшиванні мозаїк зображень або виконанні стабілізації відео. Вони також широко використовуються для розпізнавання примірників і категорій об'єктів. Ключовою перевагою ключових точок є те, що вони дозволяють зіставлення навіть при наявності шумів (оклюзії), великих масштабів, а також при зміні орієнтації. Методи відповідності, засновані на характерних ознаках, використовувалися з перших днів стерео порівнянь і останнім часом набули популярності для додатків зшивання зображень, а також для повністю автоматизованого тривимірного моделювання [25].

Існує два основні підходи до пошуку характерних точок і їх відповідників. Перший – знайти на одному зображенні особливості, які можна точно відстежити за допомогою методу локального пошуку, такого як кореляція або метод найменших квадратів. Другий – незалежне виявлення ознак на всіх розглянутих зображеннях і подальше зіставлення ознак на основі їх локального зовнішнього вигляду. Перший підхід більш підходить, коли зображення знімаються з довколишніх точок огляду або у швидкій послідовності (наприклад, відеопослідовності), тоді як останній більш

підходить, коли очікується велика кількість руху або зміни зовнішнього вигляду, наприклад, в поєднанні панорам, встановлюючи відповідності в розпізнавання об'єктів.

Виявлення ключових точок та процес встановлення відповідності розподіляється на чотири окремі етапи:

- етап виявлення характерних ознак (на кожному зображенні здійснюється пошук місць, які можуть збігатися на інших зображеннях);
- етап опису характерних ознак (кожна область навколо виявлених місць розташування ключових точок перетворюється в більш компактний і стабільний (інваріантний) дескриптор, який можна порівняти з іншими дескрипторами);
- етап встановлення відповідності характерних ознак (ефективно шукає підходящих кандидатів в інших зображеннях);
- етап відстеження характерних ознак (альтернатива третього етапу, який шукає тільки невелике оточення навколо кожної виявленої функції і, отже, більше підходить для обробки відео) [16].

Сучасні структурні методи засновані на виявленні ключових точок зображень та класифікаційних моделях у просторі двійкових векторів. Ключовою точкою є числовий вектор (дескриптор) із фіксованою координатою, який відображає властивості деяких його оточень. Багато дескрипторів ключових точок надають можливість ефективно і швидко розпізнавати зображення. Сучасні методи генерації ключових точок (детектори), наприклад, ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) або BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints), також обчислюють дескриптори ключових точок у вигляді двійкових векторів.

Основними перевагами сучасних детекторів ORB та BRISK є те, що вони забезпечують високу продуктивність із порівняльною або кращою точністю, ніж SIFT (Scale Invariant Feature Transform) та SURF (Speeded up Robust Features), завдяки значному спрощенню обробки за допомогою двійкових дескрипторів [20].

Кілька детекторів і дескрипторів функцій були оцінені на предмет правильного зіставлення зі змінами зображення. Для цього характерні особливості витягуються з пари зображень з однієї ж сцени або змінені в цифровому вигляді, а потім порівнюються. Дескриптор SIFT був оцінений з достовірністю, яка б показала стійкість до обертання, масштабування, змін точки огляду, розмиття й зміни світла. Вони визначають кілька співвідношень, для вимірювання продуктивності вимірювань. Коефіцієнт виклику, еквівалентний швидкості виявлення розраховується наступним чином:

$$recall = \frac{correct_matches}{correspondences}, \quad (2.1)$$

де *correct_matches* – це функції, які правильно відповідають обом зображенням.

$$1 - precision = \frac{false_matches}{matches}, \quad (2.2)$$

де *1 - precision* – це значення, яке вказує відносну кількість помилкових збігів;

false_matches – це кількість збігів, які не відповідають ознакам, знайденим на обох зображеннях;

matches – це загальна кількість збігів.

Для розгляду було обрано детектори та дескриптори SIFT, SURF, ORB, та BRISK, які надійні та використані для внутрішніх та зовнішніх середовищ. У таблиці 2.1 представлені характеристики детекторів та дескрипторів, а також деякі параметри, основані на їх реалізації OpenCV [26].

Таблиця 2.1 – Характеристики та параметри детекторів та дескрипторів

Detector/Descriptor	Features to detect	Size of descriptor	Parameters
SIFT	Blobs	128 Bytes	Contrast Threshold, Sigma
SURF	Blobs	128 Float	Hessian Threshold
ORB	Corners	32 Bytes	Fast Threshold, Max Features
BRISK	Corners	64 Bytes	BRISK_threshold

2.1.2 Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

Блок схема методу SIFT зображена на рисунку 2.1.

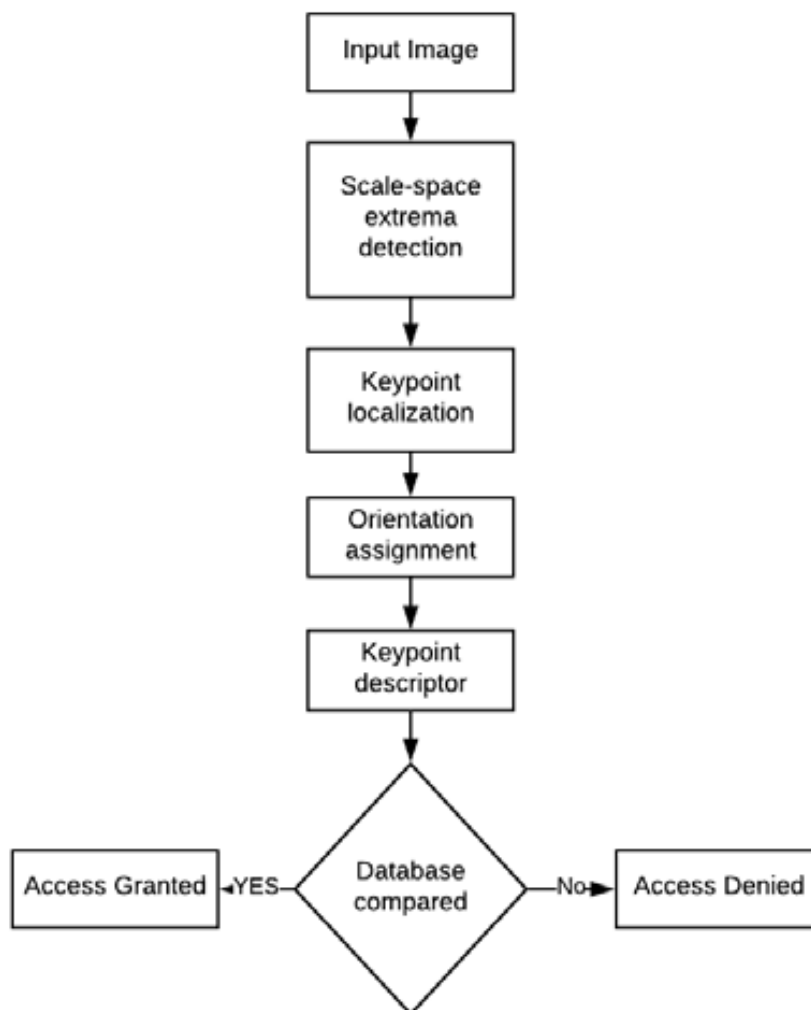


Рисунок 2.1 – Блок схема методу SIFT

Метод SIFT виконує два основні етапи в частині виявлення:

- виявлення екстремумів масштабного простору, де різниця Гауса (DoG) застосовується для визначення інваріантів ключових точок для масштабування змін, потім виконується локальна перевірка екстремумів із сусідніми пікселями;
- локалізація ключових точок, яка відкидає низькоконтрастні ключові точки, а потім усуває некрайові точки на основі матриці Гесса. Для побудови дескриптора метод виконує два подальші кроки;
- призначення орієнтації, яка формує гістограми орієнтації з локальних градієнтів для визначення домінуючого напрямку ключової точки;
- дескриптор ключових точок, де власний вектор будується на основі курсу ключових точок та локальних областей навколо них, і нарешті дескриптори нормалізуються для поліпшення незмінності світла [27].

2.1.3 Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB)

Дескриптор ORB базується на детекторах FAST та Rotated BRIEF. Він створює піраміду розмитих і пробних версій зображення, які потім діляться на комірки і обчислюється детектор FAST. Потім комірки поділяються на один кут на клітинку або максимальну кількість комірок, дозволених параметром методу, не враховуючи особливості з низьким балом на клітинку.

ORB модифікує екстрактор FAST, додаючи компонент орієнтації через моменти першого порядку в локальному патчі. Потім дескриптор BRIEF обчислюється на оберненому патчі. Він зменшує вектори дескрипторів, таких як SIFT та SURF, до двійкових векторів [28].

Блок схема методу ORB зображена на рисунку 2.2.

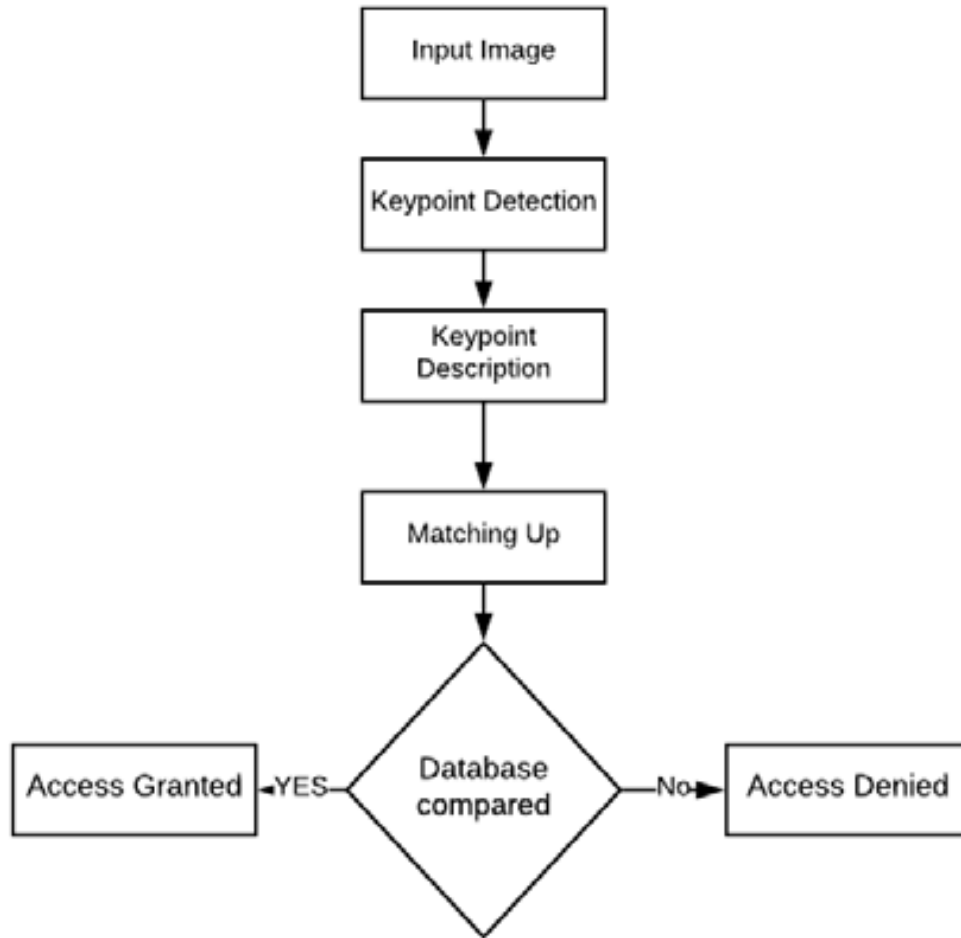


Рисунок 2.2 – Блок схема методу ORB

2.1.4 Speeded-Up Robust Features (SURF)

SURF дотримується подібної ідеї, як SIFT, але як більш швидка та надійна альтернатива попереднім методам. Він використовує цілісні зображення та спрощені ядра фільтрів у порівнянні з SIFT за допомогою детектора Fast-Hessian на основі двовимірної хвильової реакції Хаара. Дескриптор об'єднує інформацію про локальний градієнт, таку як SIFT, відгук двовимірного вейвлета Хаара на локальні області і вікна навколо їх ключових точок для апроксимації градієнтів.

Блок схема методу SURF зображена на рисунку 2.3 [29].

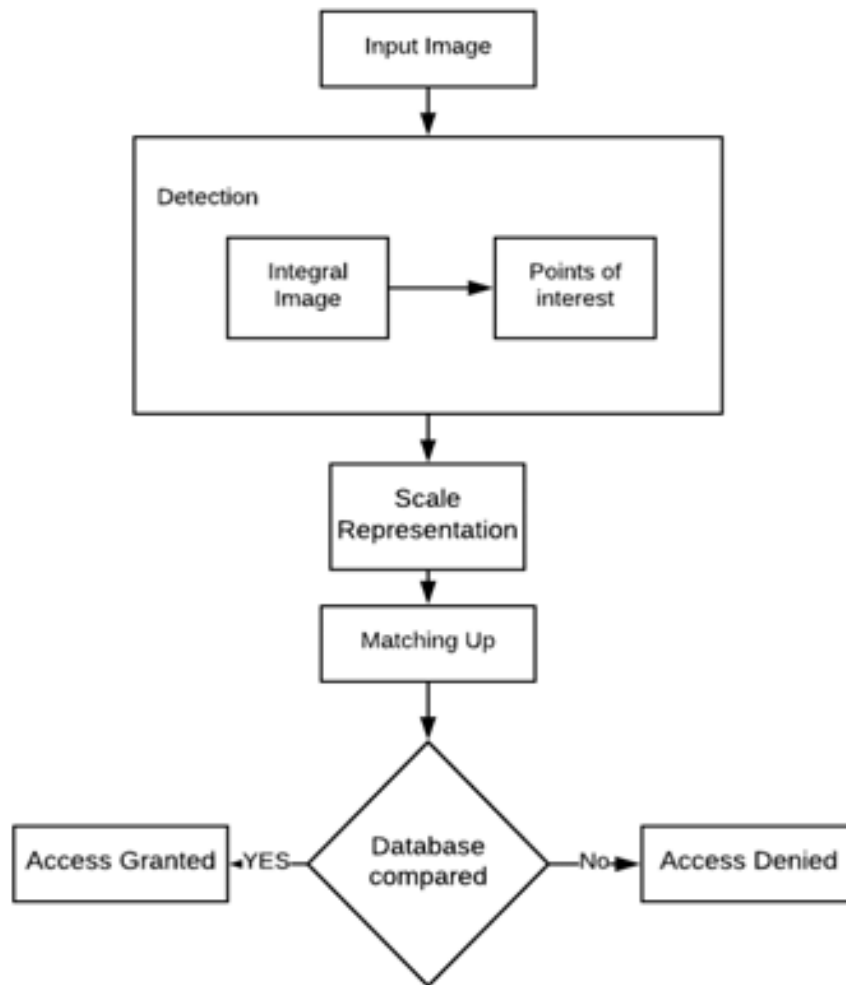


Рисунок 2.3 – Блок схема методу SURF

2.1.5 Binary Robust Invariant Scalable Keypoints (BRISK)

BRISK заснований на детекторі FAST, він витягує особливості із зображення та різних його масштабів. Для дескриптора він використовує шаблон вибірки концентричних кілець для отримання сірих значень своїх сусідів та обробки локальних градієнтів інтенсивності для отримання напрямку ключової точки [30]. Потім він формує двійковий дескриптор, порівнюючи інтенсивність між парами з шаблону.

Блок схема методу BRISK зображена на рисунку 2.4 [31].

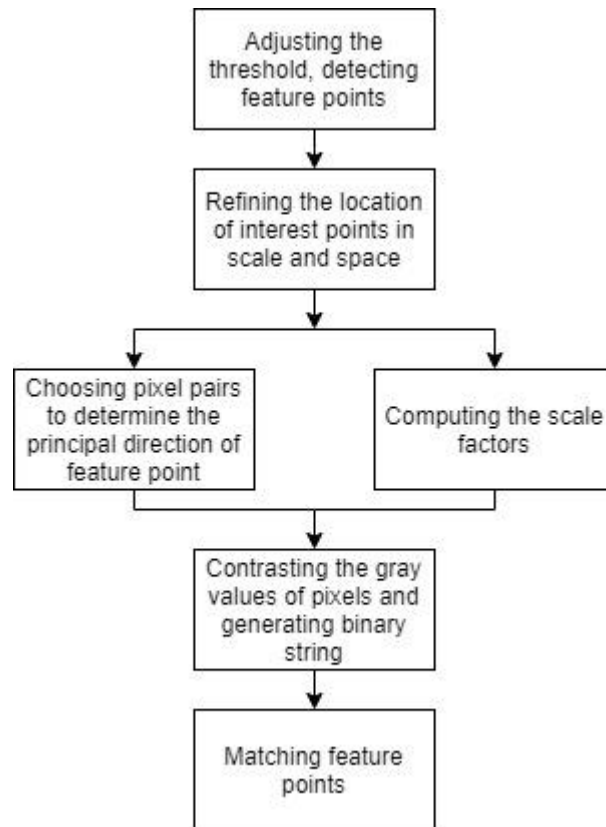


Рисунок 2.4 – Блок схема методу BRISK

2.1.6 Результати порівняння роботи детекторів та дескрипторів

Для порівняння роботи методів автори ресурсу за допомогою бібліотеки OpenCV взято механізм, що включав в себе SIFT, SURF, ORB та BRISK. Також, було застосовано метод найближчого сусіда для виявлення збігів між наборами ключових точок та гомографії на основі випадкової вибірки. Програма слідувала блок-схемі, представленої на рисунку 2.5.

Виконавши дослідження роботи, детекторів / дескрипторів SIFT, SURF, ORB, BRISK можна сказати, що обрані детектори показали задовільну роботу із зображеннями, що містять спотворення кольору, низьке нерівномірне освітлення та шуми. Піщані середовища з водоростями плями, водорості, сфотографовані здалеку і близько; дрібні частинки, наприклад, сміття і каміння; об'єкти, такі як стовпи і каміння, представляли особливості, що виявляються детекторами.

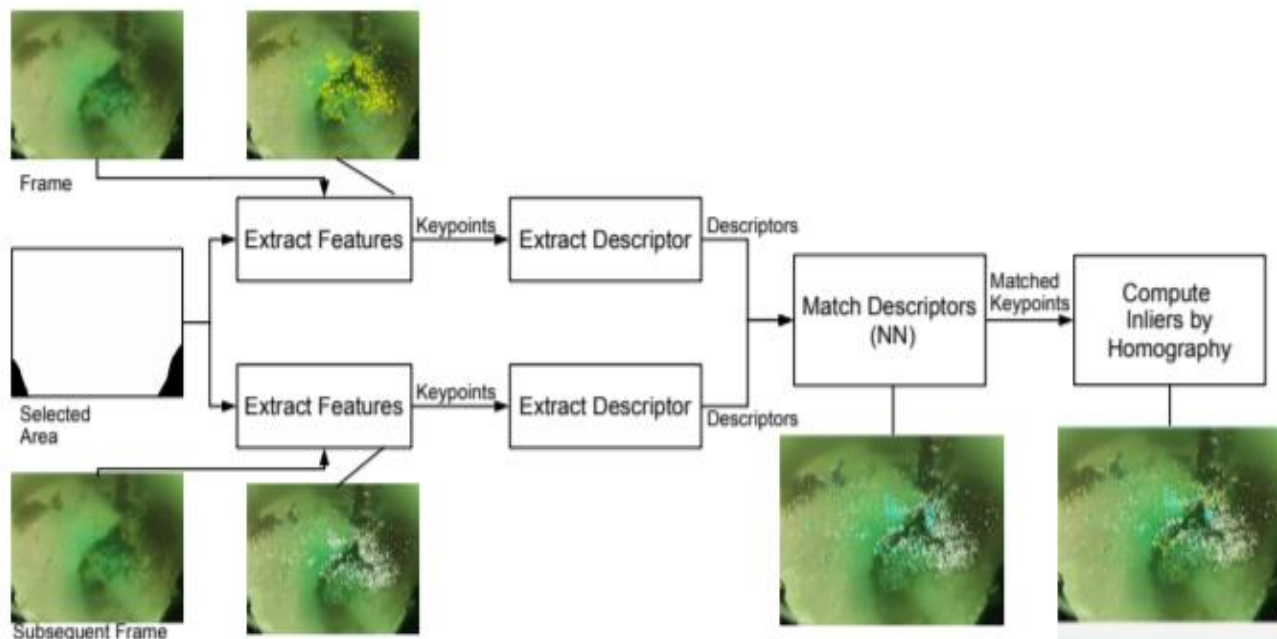


Рисунок 2.5 – Блок-схема вилучення особливостей зображення для оцінки

Кількість опуклостей при збігу ключових точок з послідовних кадрів було однорідним серед детекторів, але детектори ORB і BRISK визначали точки більш точно. Детектор / дескриптор ORB виділяється продуктивністю виявлення і зіставлення, що робить його гарним вибором для реалізації з найменшим часом обчислень. Приклади виявлених ключових точок на зображеннях можна побачити на рисунку 2.6 [32].

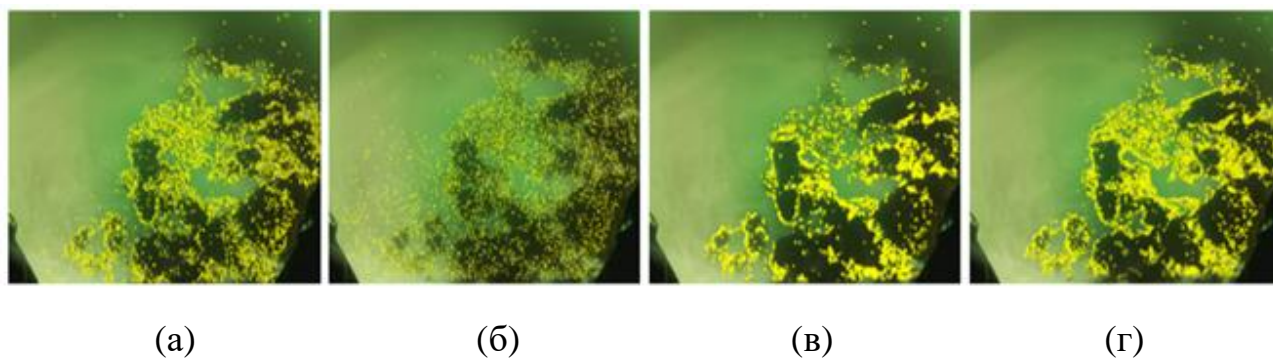


Рисунок 2.6 – Відображення вилучених ключових точок детекторами:

(a) – SIFT, (б) – SURF, (v) – ORB, (г) – BRISK

2.1.7 Типи метрик відстані у процесі класифікації

Класифікація – це техніка, яка використовується для побудови моделей класифікації за зразками навчальних даних. Класифікація проаналізує вхідні дані та побудує модель, яка описуватиме клас даних.

Мітки класів з невідомих зразків даних можна передбачити за допомогою класифікаційних методів. Одним з найпопулярніших методів класифікації є *K-Means*. *K-Means* – це метод кластеризації, заснований на розділі, де дані вводяться лише в один кластер *K*, метод визначає групу чисел на початку і визначає центр *K*. Початкове визначення центру кластера дуже впливає на результати процесу кластеризації при визначенні якості групування. Кращі результати кластеризації часто отримуються після декількох спроб [33].

Під час обробки зображень використовуються метрики. Ці показники відстані використовуються як правило, для обчислення подібності між точками даних. Ефективна метрика відстані покращує ефективність використання методу, будь то для завдань класифікації чи кластеризації.

Більшість методів машинного навчання, включаючи *K-Means*, використовують метрику відстані для вимірювання подібності між спостереженнями. В роботі розглянуто дві метрики відстані.

Евклідова відстань представляє найкоротшу відстань між двома точками. Цей метод відстані використовує теорему Піфагора. Вважається, що саме ця метрика відстані, найчастіше використовується в процесах машинного навчання [34].

На рисунку 2.7 візуалізовано евклідову відстань між двома точками.

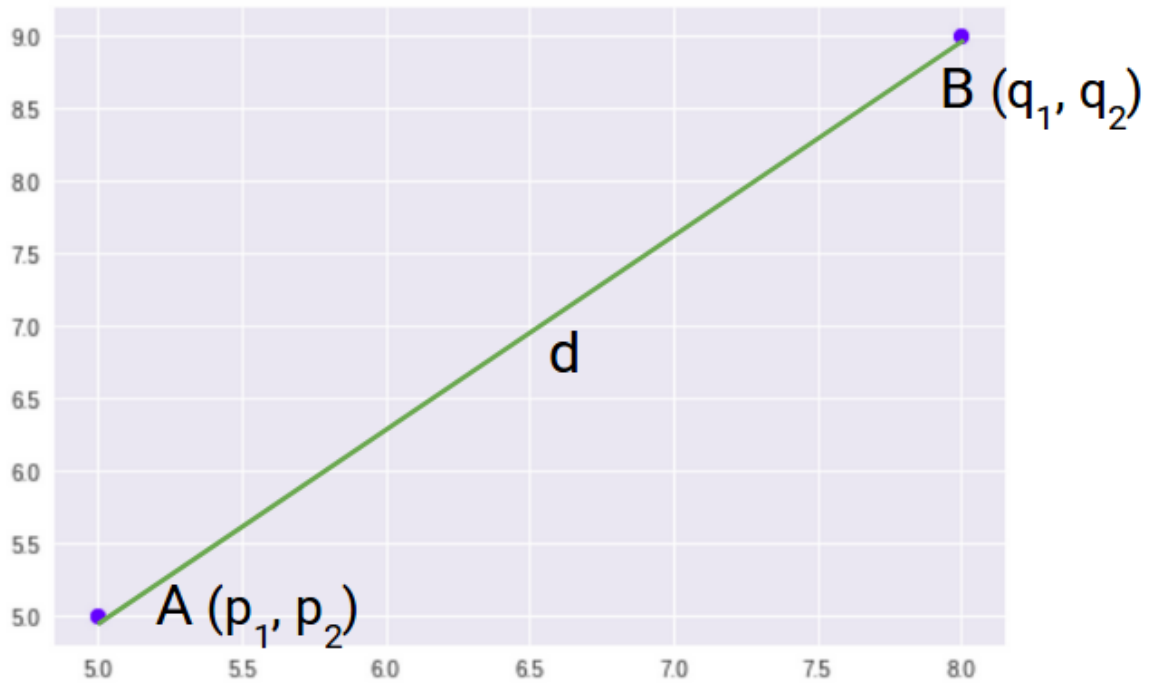


Рисунок 2.7 – Ілюстрація евклідової відстані між двома точками

Евклідова відстань розраховується за наступною формулою:

$$d = ((p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2)^{1/2}, \quad (2.3)$$

де d – відстань обчислення подібності;

p_1 – перша координата точки А;

p_2 – друга координата точки А;

q_1 – перша координата точки В;

q_2 – друга координата точки В.

Коли потрібно провести розрахунок з двома вимірами застосовується формула, що узагальнює це для n -мірного простору як:

$$D_e = (\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2)^{1/2}, \quad (2.4)$$

де n – це кількість вимірів;

p_i, q_i – точки.

Манхеттенську відстань це – сума абсолютних різниць між точками за всіма вимірами. Також її називають «відстанню міського кварталу». На рисунку 2.8 візуалізовано манхеттенську відстань між двома точками.

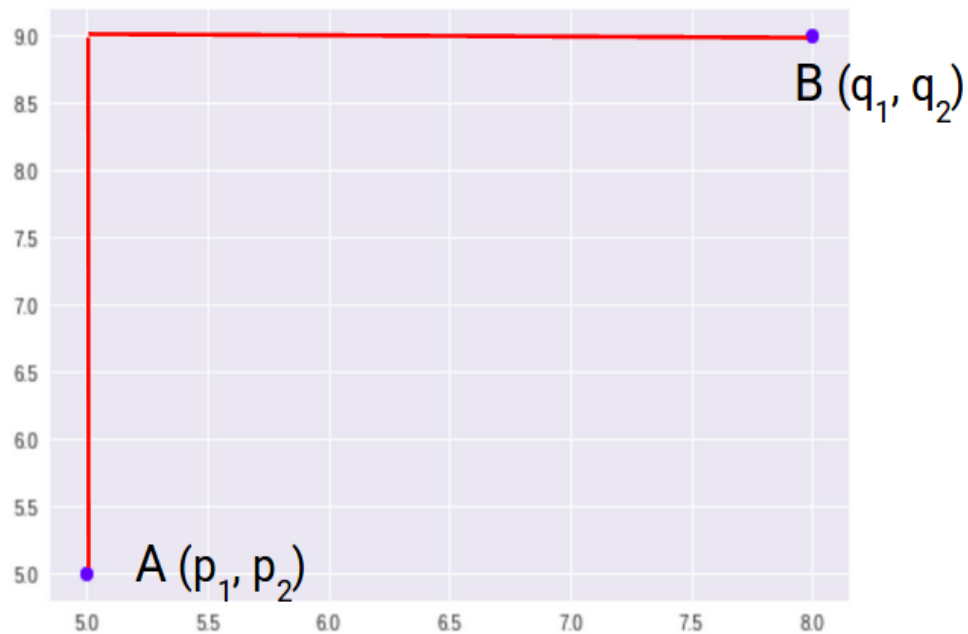


Рисунок 2.8 – Ілюстрація манхеттенської відстані між двома точками

Для двох точок даних A і B в вимірах d -простору манхеттенська відстань між точками визначаються за формулою:

$$d = |p_1 - q_1| + |p_2 - q_2|, \quad (2.5)$$

де d – відстань обчислення подібності;

p_1 – перша координата точки A ;

p_2 – друга координата точки A ;

q_1 – перша координата точки B ;

q_2 – друга координата точки B .

Також, узагальнена формула для n -мірного простору виглядає так:

$$D_m = \sum_{i=1}^n |p_i - q_i|, \quad (2.6)$$

де n – це кількість кількість вимірів;

p_i, q_i – точки [35].

Якщо казати про застосування класифікації манхеттенського і евклідова відстаней у розпізнаванні об'єктів, то ці два методи досягають однакової швидкості розпізнавання в середньому на 100%, за винятком того, що кожен з них досягає цієї швидкості на різних етапах навчання нейронної мережі. Евклідова відстань дозволяє класифікувати досліджувані об'єкти з високою точністю і меншою кількістю прихованих нейронів в порівнянні з манхеттенським відстанню. Тоді як манхеттенська відстань дає найбільш близьке наближення між реальним відстанню пікселів зображення і теоретичним відстанню. Але в середньому, евклідова відстань дає результати краще, ніж манхеттенська відстань та використовується більш часто [36].

2.2 Проблема ідентифікації інформаційних ознак на зображенні

За останні роки було створено багато моделей для виявлення та класифікації об'єктів, і вони покращуються з точки зору точності та ефективності. Однак більшість моделей проходять навчання та тестування в ідеальних сценаріях. Незважаючи на те, що комп'ютерний зір вже має довгий шлях розвитку і алгоритми виявлення об'єктів, що використовують штучний інтелект, перевершили людей у певних завданнях, існують проблеми, що створюють труднощі для комп'ютерних систем.

Насправді сценарій, в якому використовуються ці моделі, не завжди ідеальний: фон може бути захарашений, об'єкт може бути деформований або, можливо, закритий. Наприклад, для людини не складним виявити об'єкт на зображенні, якщо картинка повернута на 90 градусів.

Для порівняння на рисунку 2.9 зображено kota, що сидить прямо. А на рисунку 2.10 кіт знаходиться у повернутому положенні. Будь-який детектор об'єктів, навчений виявляти kota, без помилок виявить kota на рисунку 2.9.

Але, для картинки на рисунку 2.10 більшість детекторів матимуть складності із виявленням об'єкту, адже він лежить у незвичному положенні, або видно лише його частину [37].



Рисунок 2.9 – Зображення кота, що сидить рівно



Рисунок 2.10 – Зображення кота, що знаходиться у повернутому положенні

Завдання, які вважаються тривіальними для людей, безумовно, є проблемою для комп'ютерного зору. Нам, людям, легко ідентифікувати об'єкт, незалежно від зображення, в будь-якій орієнтації, в різних позах чи чашки, розглянутої з будь-якого кута.

Отже, розглянемо декілька основних проблем, що є перешкодою для надійного виявлення об'єктів.

Варіація точки зору. Об'єкт, розглянутий з різних сторін, може виглядати абсолютно по-різному. Візьмемо приклади двох чашок кави. На рисунку 2.11 об'єкт зображено зверху. На рисунку 2.12 об'єкт зображено збоку. Чашка, що сфотографована зверху виглядає абсолютно інакше, відносно зображення, де вона знаходиться збоку.



Рисунок 2.11 – Зображення чашки кави, що сфотографована зверху



Рисунок 2.12 – Зображення чашки кави, що сфотографован збоку

Це одна із головних проблем із виявленням об'єктів, оскільки більшість детекторів тренуються із зображеннями лише з певної точки зору.

Деформація. Багато об'єктів не є твердими тілами і можуть деформуватися в екстремальних випадках. Як приклад, можна розглянемо людину, що займається йогою (рис. 2.13). Даний вид активності включає знаходження людини у різних положеннях. Якщо детектор об'єктів навчений виявляти людину, яка сидить, стоїть або ходить, скоріше за все, що він не зможе виявити людей у нашому випадку, оскільки функції на цих зображеннях можуть не відповідати характеристикам, про які він дізнався людей під час навчання.



Рисунок 2.13 – Зображення людини, що займається йогою

Загородження об'єкту. Предмети, що мають бути виявлені, можуть бути закриті іншими об'єктами. Іноді може бути видно лише невелику частину об'єкта, а отже, і малу кількість пікселів. Наприклад, на рисунку 2.14 на зображенні смартфон знаходиться у руках людини та його частина не видна. Коли людина бачить лише частину об'єкта, в більшості випадків, вона може миттєво ідентифікувати об'єкт. Проте детектори об'єктів не в змозі виконати те саме.



Рисунок 2.14 – Зображення смартфона, що знаходиться в руках

Умови освітлення. Ефекти освітлення безпосередньо впливають на пікселі. Предмети мають різні кольори за різних умов освітлення. Наприклад, зовнішня камера спостереження піддається впливу різних умов освітлення протягом дня, яскравого денного (рис. 2.15), вечірнього (рис. 2.16) та нічного світла (рис. 2.17). Зображення пішохода виглядає по-різному в різний час доби. Хоча, здавалось би, що це один і той же об'єкт, але зміна кольорів суттєво впливає на здатність детектора надійно виявляти об'єкти.



Рисунок 2.15 – Зображення вулиці вдень



Рисунок 2.16 – Зображення вулиці ввечері



Рисунок 2.17 – Зображення вулиці вночі

Захаращений або текстурований фон. Предмети, що мають бути виявленими на зображенні можуть переходити на задній план, що ускладнює їх ідентифікацію.

Наприклад, кіт на рисунку 2.18 має шерсть, що схожа на текстуру килиму, на якому він лежить. У цих випадках детектор об'єктів стикається з проблемами виявлення, адже об'єкт зливається із фоном [38].



Рисунок 2.18 – Зображення кота на килимі

Внутрішньокласна варіація об'єкту. Поняття предмету, що ідентифікується часто може бути порівняно широким. Наприклад будинок. Існує багато різних типів цих об'єктів, кожен зі своїм зовнішнім виглядом. Порівняємо будинок на рисунках 2.19 та 2.20.



Рисунок 2.19 – Зображення будинку першого типу



Рисунок 2.20 – Зображення будинку другого типу

Хороший детектор повинен бути достатньо надійним для виявлення різних типів предмету, зберігаючи при цьому чутливість до варіацій між його класами.

В відсумку можна сказати, що незважаючи на те, що комп'ютерний зір досяг чималих успіхів у розвитку існує чимало проблем, які перешкоджають правильному розпізнаванню об'єктів. Це означає, що потрібно шукати нові шляхи вирішення існуючих недоліків.

Для створення надійного детектору об'єктів, важливо переконатися, що дані тренувань суттєво відрізняються для різних точок зору, умов освітлення та об'єктів з різним фоном. Якщо ж не є можливим знайти реальні навчальні дані з усіма варіаціями, можна використовувати методи збільшення даних, щоб синтезувати потрібні дані [39].

2.3 Розроблення методики ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення

Дослідивши сучасні підходи щодо методів ідентифікації об'єктів можна сказати, що існує велика кількість способів досягнення необхідного рішення. Було проаналізовано та зважено переваги та недоліки методик. Базуючись на цій інформації побудовано план, що складається із низки кроків, які необхідно виконати для реалізації вирішення власної задачі ідентифікації об'єктів (рис. 2.21).

Визначення датасету. На першому етапі потрібно визначити клас об'єкту. Далі, обрати еталоне зображення, що буде містити об'єкт та 10-12 зображень, що містять об'єкт того ж класу. Об'єкт має бути розташований вертикально. Зображення мають бути у форматі .jpg або .png однаково розміру. Також, можна взяти еталонний об'єкт та застосувавши до нього різні зміни (фільтри, поворот, розмір) створити додаткові зображення датасету для тестування роботи додатку.

Попередня обробка зображень датасету. Обрані зображення датасету потребують додаткової обробки, а саме, видалення фону. Далі, на основі готового еталонного зображення створити додаткові зображення для датасету зі змінених зображень для їх порівняння із еталонним зображенням.

Визначення детекторів, що будуть використовуватись для ідентифікації об'єктів. Головною метою цього кроку є визначення методів, які будуть використовуватись для ідентифікації об'єктів на зображенні. Аналізуючи існуючі підходи потрібно вирішити які із них будуть застосовані у вирішенні власної проблеми.

Визначення програмного середовища та інструментарію. Для того, щоб реалізувати методи необхідно спочатку обрати відповідне програмне середовище та інструментарій, за допомогою якого це буде виконано.

Реалізація методів ідентифікації у програмному середовищі. Суть цього етапу постає в програмній реалізації обраних методик ідентифікації об'єктів у заздалегідь обраному програмному середовищі інструментарії.

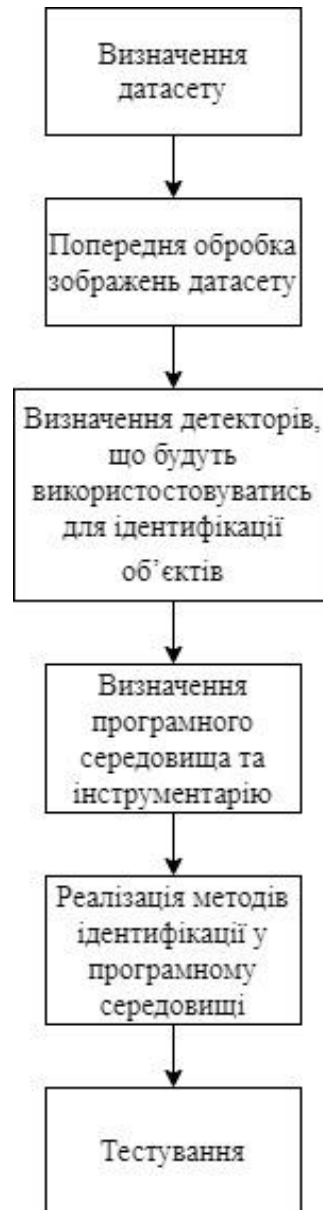


Рисунок 2.21 – Кроки реалізації власної задачі

Тестування. Після успішної реалізації та навчання модель має пройти повне тестування на виявлення недоліків у її роботі. Виявлені на цьому етапі помилки мають бути виправлені.

3 РОЗРОБЛЕННЯ ЗАСТОСУНКУ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ДЕСКРИПТОРІВ КЛЮЧОВИХ ТОЧОК ЗОБРАЖЕННЯ

3.1 Вибір інструментальних засобів для створення застосунку

Для вирішення власної задачі було вирішено використати Anaconda, мову Python, середу розробки Jupyter Notebook та бібліотеку комп'ютерного зору з відкритим кодом OpenCV.

Anaconda – це безкоштовний дистрибутив мов програмування Python та R з відкритим кодом. Дистрибутив постачається з інтерпретатором Python та різними пакетами, пов'язаними з машинним навчанням та наукою даних.

Можна сказати, що ідея Anaconda полягає в тому, щоб полегшити людям, зацікавленим у розробці на Python, встановити всі (або більшість) пакетів, необхідних за одну установку.

Anaconda включає в себе:

- систему з відкритим кодом та системою управління середовищем під назвою Conda, що полегшує встановлення та оновлення пакетів та створення або завантаження середовищ;
- бібліотеки машинного навчання (TensorFlow, scikit-learn та Theano);
- бібліотеки наукових даних (Pandas, NumPy та Dask);
- бібліотеки візуалізації (Bokeh, Datashader, matplotlib та Holoviews);
- Jupyter Notebook, середу розробки-блокнот, яка поєднує код, візуалізацію та текст [40].

Jupyter Notebook розширює консольний підхід до інтерактивних обчислень в якісно новому напрямку, надаючи вебзастосунок, що підходить для запису всього обчислювального процесу: розробки, документування та виконання коду, а також передачі результатів. Jupyter Notebook поєднує два компоненти:

– вебзастосунок: інструмент на основі браузера для інтерактивного створення документів, що поєднує в собі пояснювальний текст, математичні обчислення та їх мультимедійне виведення;

– документи Notebook: представлення всього вмісту, видимого в вебзастосунок, включаючи вхідні та вихідні дані обчислень, пояснювальний текст, математичні дані, зображення та мультимедійні уявлення об'єктів [41].

Програма має інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що сприяє ітеративній і швидкій розробці (рис. 3.1).

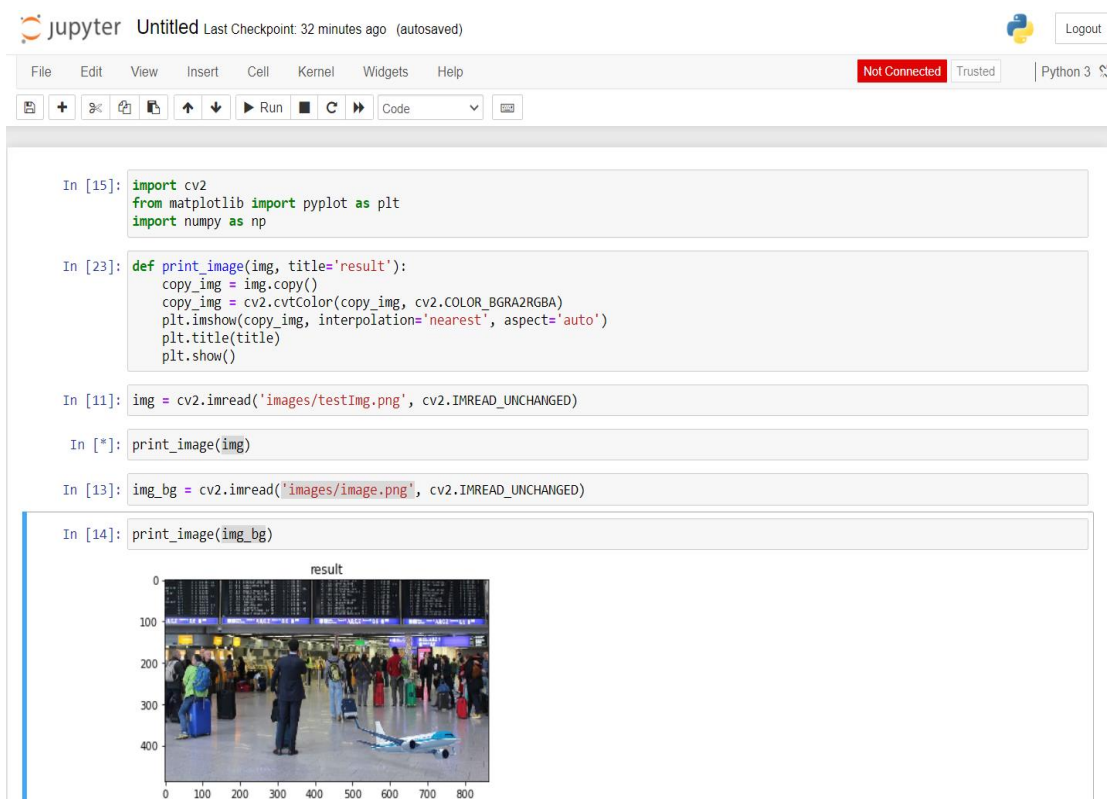


Рисунок 3.1 – Приклад інтерфейсу Jupyter Notebook

Основні можливості вебзастосунку Jupyter Notebook:

- редагування коду в браузері з автоматичним підсвічуванням синтаксису, відступом та завершенням або самоаналізом вкладки;
- можливість виконувати код з браузера, а результати обчислень приєднуються до коду, який їх генерував;

- відображення результату обчислень із використанням мультимедійних подань, таких як HTML, LaTeX, PNG, SVG тощо. Наприклад, результат ідентифікації об'єкта може бути відображеним після коду (рис. 3.1);

- редагування розширеного тексту в браузері за допомогою мови розмітки Markdown, яка може містити коментарі до коду та не обмежується простим текстом;

- можливість легко включати математичні позначення у рядки розмітки за допомогою LaTeX та візуалізувати за допомогою MathJax [42].

Python – це інтерпретована об'єктно-орієнтована мова програмування високого рівня з динамічною семантикою. Її високорівневі вбудовані структури даних в поєднанні з динамічною типізацією і динамічної прив'язкою роблять її дуже привабливим для швидкої розробки додатків, а також для використання в якості мови сценаріїв або сполучного мови для з'єднання існуючих компонентів [43].

В сферах аналізу даних і машинного навчання Python зараз безсумнівно поза конкуренцією. Складний аналіз даних став однією з найшвидших галузей IT та одним із найкращих випадків використання Python. Переважна більшість бібліотек, що використовуються для науки про дані або машинного навчання, мають інтерфейси Python, що робить мову найпопулярнішим командним інтерфейсом високого рівня для бібліотек машинного навчання та інших числових методів. Основними перевагами мови Python вважають простоту у вивченні та використанні, широке застосування, кросплатформеність, велику кількість бібліотек, а також обширну кількість інформацію інтернет ресурсів [44].

OpenCV – це величезна бібліотека з відкритим кодом для комп'ютерного зору, машинного навчання та обробки зображень, і зараз вона відіграє важливу роль у роботі в режимі реального часу, що дуже важливо в сучасних системах. Використовуючи його, можна обробляти зображення та відео, щоб ідентифікувати предмети, обличчя або навіть почерк людини. При

інтеграції з різними бібліотеками, такими як NumPy, python здатний обробляти структуру масиву OpenCV для аналізу. Для ідентифікації візерунка зображення та різних його функцій ми використовуємо векторний простір і виконуємо математичні операції над цими ознаками.

Першою версією OpenCV була 1.0. OpenCV випускається за ліцензією BSD, отже, він безкоштовний як для академічного, так і для комерційного використання. Він має інтерфейси C ++, C, Python та Java та підтримує Windows, Linux, Mac OS, iOS та Android. При розробці OpenCV основна увага приділялася додаткам реального часу для підвищення обчислювальної ефективності. Всі речі написані на оптимізованому C / C ++, щоб скористатися перевагами багатоядерної обробки [45].

Функціональність OpenCV:

- обробка зображень та відео (core, imgproc, highgui);
- виявлення об'єкта та характерних особливостей (objdetect, features2d, невільно);
- монокулярний комп'ютерний зір на основі геометрії та стерео комп'ютерний зір (calib3d, stitching, videostab);
- комп'ютерна фотографія (фото, відео);
- машинне навчання та кластеризація (ml, flann);
- CUDA прискорення (gpu) [46].

3.2 Етапи розроблення застосунку для ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення

Відповідно до плану реалізації першим кроком є вибір класу досліджуваного об'єкту та підготовка датасету. Спочатку потрібно обрати зображення, що буде еталонним. Було вирішено взяти за основу зображення об'єкту літака у форматі JPG розміром 1920×1299 (рис. 3.2).



Рисунок 3.2 – Еталонне зображення до обробки

Після цього треба провести редагування фотографії – видалити фон. Для цього використовується функція Magnetic lasso інструменту Adobe Photoshop. Готове еталонне зображення після обробки можна побачити на рисунку 3.3.



Рисунок 3.3 – Еталонне зображення після обробки

Після того, як є готове еталонне зображення на його основі потрібно створити датасет із 10-12 змінених зображень. Це необхідно для того, щоб можна було виконувати порівняння між еталонним зображенням та зміненим і отримувати результат порівняння. Таким чином можна аналізувати роботу методу.

Для створення датасету було вирішено застосувати наступні зміни до еталонного зображення:

- додати фон;
- застосувати чорно-білий фільтр;
- стиснути об'єкт;
- відзеркалити зображення;
- застосувати ефектом негативу;
- застосувати полігональний ефект;
- повернути на 90 градусів;
- довільно повернути об'єкт;
- зменшити об'єкт;
- збільшити об'єкт;
- розташувати два об'єкти на одному зображенні.

Повний датасет показано у додатку А. Приклади створених зображень датасету зображено на рисунках 3.4 та 3.5.



Рисунок 3.4 – Зображення із застосуванням полігонального ефекту



Рисунок 3.5 – Зображення повернуте на довільний кут

Додатково потрібно знайти 10-12 подібних зображень до еталонного, але із іншими літаками і також видалити на них фон.

Наступним кроком є визначення способу ідентифікації об'єкту на зображенні. Для цього було обрано метод SIFT.

Після вибору методу ідентифікації було обрано інструментарій для розробки. Для власної задачі використовуються середа розробки Jupyter Notebook, мова Python, бібліотека OpenCV, дистрибутив Anaconda.

Наступним кроком є програмна реалізація задачі. Нижче описані основні етапи розробки.

Етап 1. Додати бібліотеку OpenCV у проект.

Етап 2. Зчитати два зображення, що будуть порівнюватись.

Етап 3. Ініціалізувати детектор SIFT.

Етап 4. Знайти ключові точки та дескриптори за допомогою SIFT.

Етап 5. Визначити параметри FLANN, що допоможуть правильно порівняти об'єкти та зменшать похибку точності.

Етап 6. Перевірка розміру зображень.

Етап 7. Розрахувати SSIM (показник структурної подібності). Отримане значення варіюється від 1,0 для однакових зображень та 0,0 для абсолютно різних зображень.

Етап 8. Вивести результати порівняння: SSIM, кількість ключових точок, знайдених на першому та другому зображеннях, кількість співпадінь ключових точок, оцінку порівняння (результат FLANN), графічне відображення порівняних зображень.

3.3 Тестування розробленого застосунку та аналіз результатів

Провівши програмну реалізацію можна перейти до етапу тестування та аналізу результатів програмного застосунку. З цією метою було створено датасет зображень. Спочатку підготовлене еталонне зображення буде порівнюватись із зміненими зображеннями, що були створені на його основі. Отже, проведемо низку перевірок.

Перше порівняння: загальна перевірка роботи методу. Для цього порівнюємо еталонне зображення із ним же. Скріншот результату зображено на рисунку 3.6.

```
SSIM: 1.00  
Keypoints 1ST Image: 1116  
Keypoints 2ND Image: 1116  
matches : 1116  
How good is the match: 100.00
```

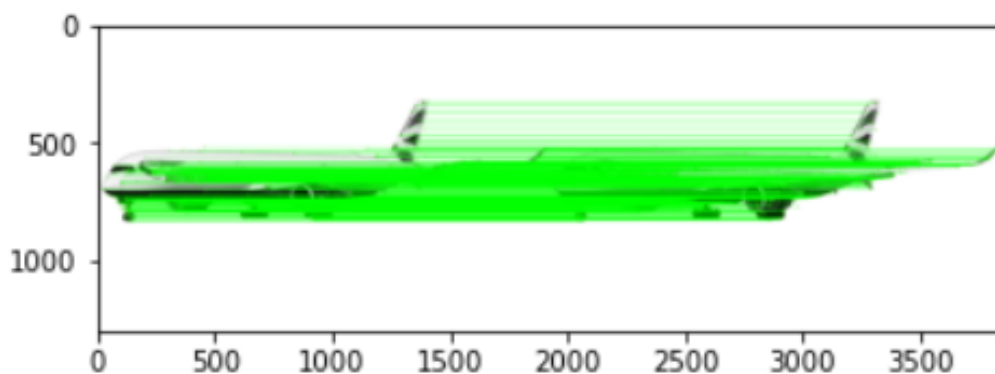


Рисунок 3.6 – Порівняння еталонного зображення з еталонним зображенням

За результатами можна сказати, що детектор правильно виконує роботу. Знайдена кількість ключових точок на двох зображеннях однакова і дорівнює кількості співпадань. Параметр SSIM прийняв значення 1, що говорить про те, що співпадання є максимально точним. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про стовідсотковий збіг зображень.

Наступне порівняння: зображення із чорно-білим фільтром. Скріншот результату зображено на рисунку 3.7.

```
SSIM: 0.96  
Keypoints 1ST Image: 1116  
Keypoints 2ND Image: 1569  
matches : 852  
How good is the match: 76.34
```

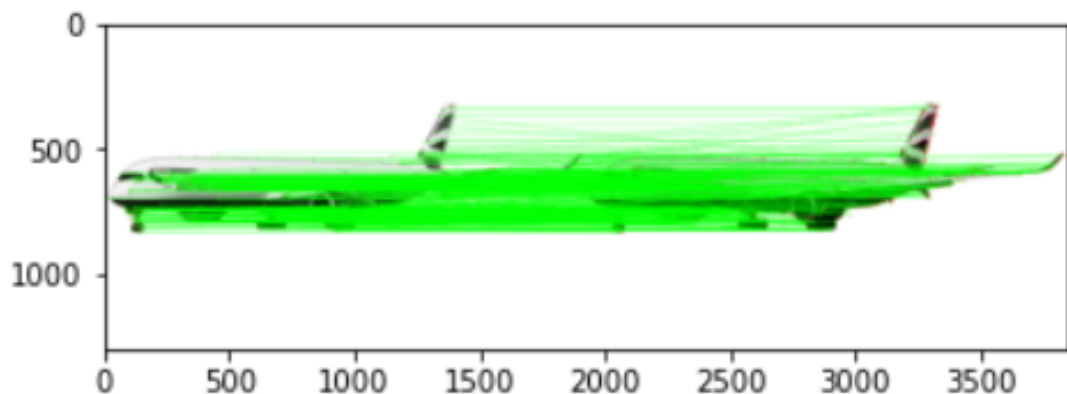


Рисунок 3.7 – Порівняння з тестовим зображенням №1

Переглянувши результати, можна сказати, що детектор добре впорався. Параметр SSIM прийняв значення 0,96, що говорить про те, що співпадиння є точним. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 76,34. Кількість ключових точок, знайдена на чорно-білому зображенні виявилось більша, ніж на еталонному зображенні. Кількість співпадинь 852.

Наступне порівняння: відзеркалене зображення. Скріншот результату зображено на рисунку 3.8.

```

SSIM: 0.88
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 1580
matches : 567
How good is the match: 50.81

```

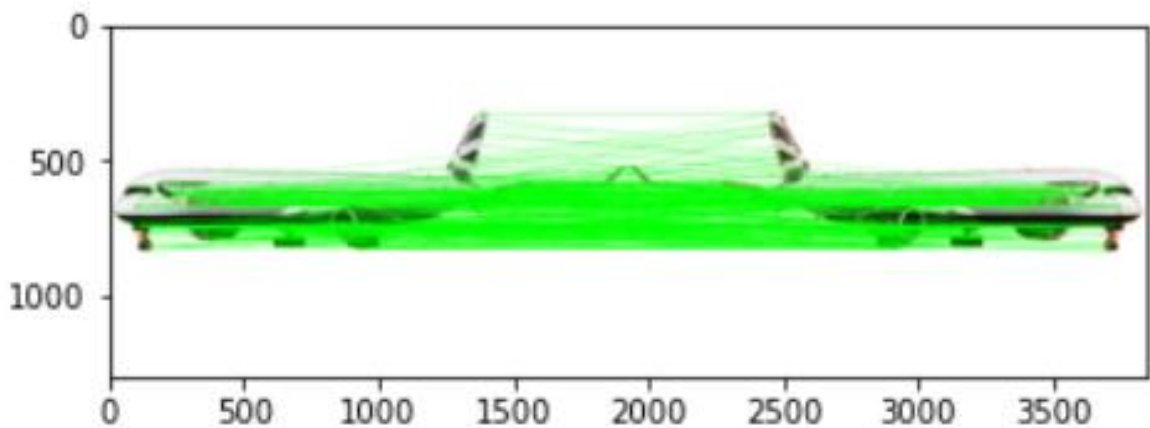


Рисунок 3.8 – Порівняння з тестовим зображенням №2

За результатами порівняння, можна сказати, що детектор не зміг зрозуміти, що зображення відзеркалене. Параметр SSIM прийняв значення 0,88, що говорить про те, що співпадіння є досить точним. Але, оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням лише 50,81. Кількість ключових точок, знайдена на відзеркаленому зображенні виявилось більша, ніж на еталонному зображенні. Кількість співпадінь – 567.

Наступне порівняння: стиснуте зображення. Скріншот результату зображено на рисунку 3.9.

Результати порівняння кажуть, що параметр SSIM прийняв значення 0,90, що говорить про те, що співпадіння є досить точним. Але, як і у випадку із відзеркаленим зображенням, оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень з меншим значенням – 75,76. Кількість ключових точок, знайдена на стиснутому зображенні виявилось майже вдвічі менша, ніж на еталонному зображенні. Кількість співпадінь – 522.

SSIM: 0.90
 Keypoints 1ST Image: 1116
 Keypoints 2ND Image: 689
 matches : 522
 How good is the match: 75.76

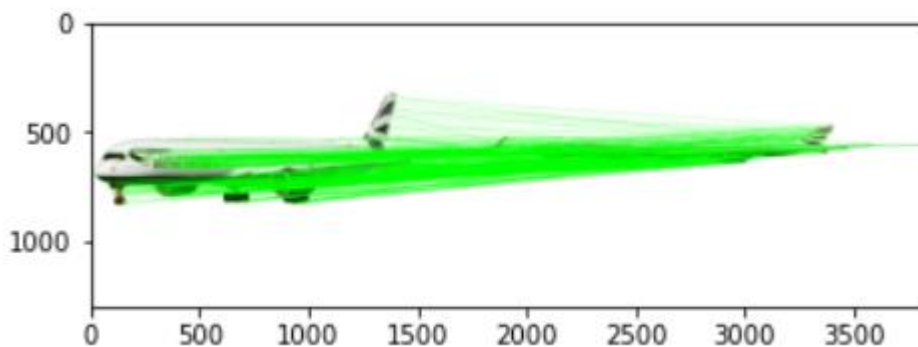


Рисунок 3.9 – Порівняння з тестовим зображенням №3

Наступне порівняння: зображення з ефектом негативу. Скріншот результату зображено на рисунку 3.10.

SSIM: 0.87
 Keypoints 1ST Image: 1116
 Keypoints 2ND Image: 1288
 matches : 524
 How good is the match: 46.95

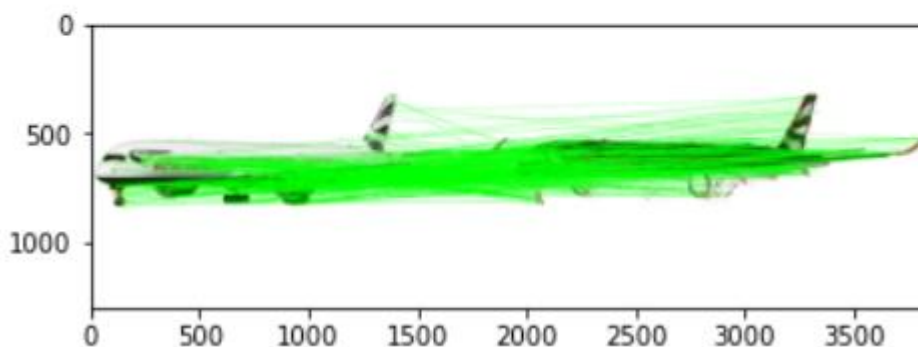


Рисунок 3.10 – Порівняння з тестовим зображенням №4

За результатом можна сказати, що детектору було складно виконати порівняння. Хоча параметр SSIM прийняв значення 0,87, що говорить про те,

що співпадіння є досить точним, оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням лише 46,95, що дуже мало. Кількість ключових точок, знайдена на зображенні з ефектом негативу не суттєво відрізняється від еталонного зображення. Кількість співпадінь – 524.

Наступне порівняння: зображення із полігональним ефектом. Скріншот результату зображено на рисунку 3.11.

```
SSIM: 0.95
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 2718
matches : 568
How good is the match: 50.90
```

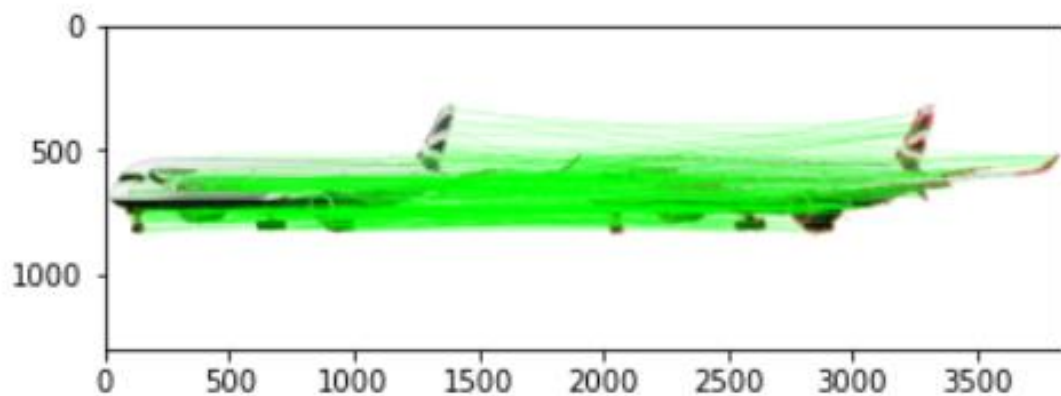


Рисунок 3.11 – Порівняння з тестовим зображенням №5

Переглянувши результат можна сказати, що детектор впорався не дуже добре. Хоча візуально зображення не сильно відрізняється, форма об'єкта змінилась, що суттєво вплинуло на результат. Параметр SSIM прийняв значення 0,95, що говорить про те, що співпадіння є досить точним. Але, оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням лише 50,90, що замало. Кількість ключових точок, знайдена на зображенні з ефектом негативу більш ніж удвічі більше ніж в еталонного зображення. Кількість співпадінь – 568.

Наступне порівняння: зображення із двома об'єктами. Скріншот результату зображено на рисунку 3.12.

```

SSIM: 0.92
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 2817
matches : 967
How good is the match: 86.65

```

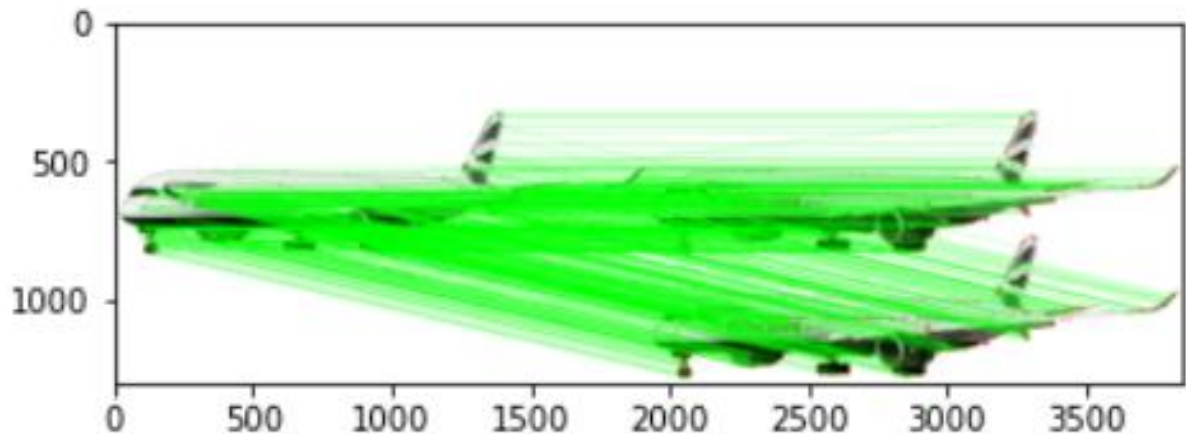


Рисунок 3.12 – Порівняння з тестовим зображенням №6

Цікаві результати показало порівняння зображення із об'єктами. Детектор добре впорався. Параметр SSIM прийняв значення 0,92, що говорить про те, що співпадіння є досить точним. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 86,65. Кількість ключових точок, знайдена на зображенні з двома об'єктами більш ніж удвічі більше ніж в еталонного зображення. Кількість співпадінь – 967.

Наступне порівняння: зображення, повернуте на довільний кут. Скріншот результату зображено на рисунку 3.13.

Детектор впорався досить добре. Параметр SSIM прийняв значення 0,86, що говорить про те, що співпадіння наближене до точного. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням лише 85,67. Кількість ключових точок, знайдена на зображенні з ефектом негативу більш удвічі більше ніж в еталонного зображення. Кількість співпадінь – 955.

SSIM: 0.86
 Keypoints 1ST Image: 1116
 Keypoints 2ND Image: 2143
 matches : 955
 How good is the match: 85.57

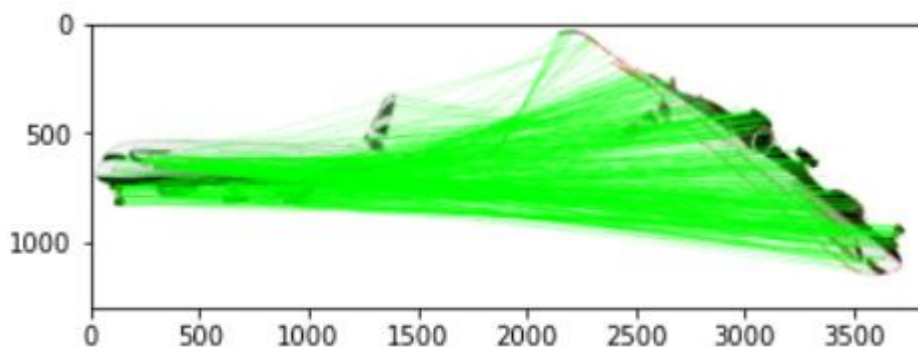


Рисунок 3.13 – Порівняння з тестовим зображенням №7

Наступне порівняння: зображенням зі зменшеним об'єктом. Скріншот результату зображено на рисунку 3.14.

SSIM: 0.92
 Keypoints 1ST Image: 1116
 Keypoints 2ND Image: 302
 matches : 245
 How good is the match: 81.13

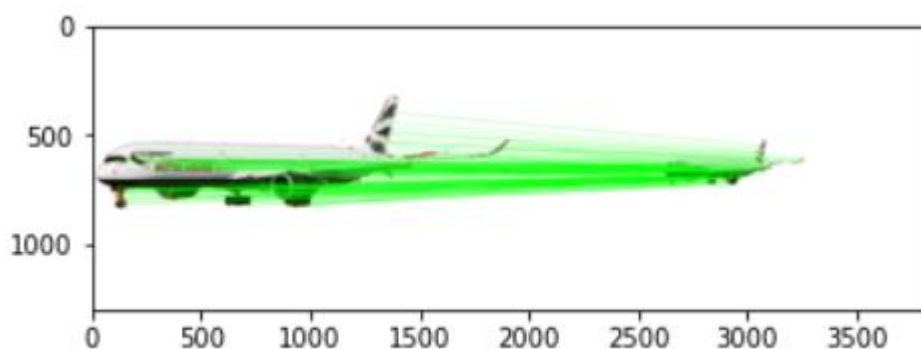


Рисунок 3.14 – Порівняння з тестовим зображенням №8

За результатом можна сказати, що детектор непогано виконав завдання. Параметр SSIM прийняв значення 0,92, що говорить про те, що співпадіння є

досить точним. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 81,13, що досить добре. Кількість ключових точок, знайдена на зображенні зі зменшеним об'єктом набагато менше, ніж в еталонного зображення. Але, кількість співпадінь відносно цієї кількості висока – 245, що і зіграло ключову роль у високому результаті.

Наступне порівняння: зображенням зі збільшеним об'єктом. Скріншот результату зображено на рисунку 3.15.

```
SSIM: 0.83
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 1448
matches : 764
How good is the match: 68.46
```

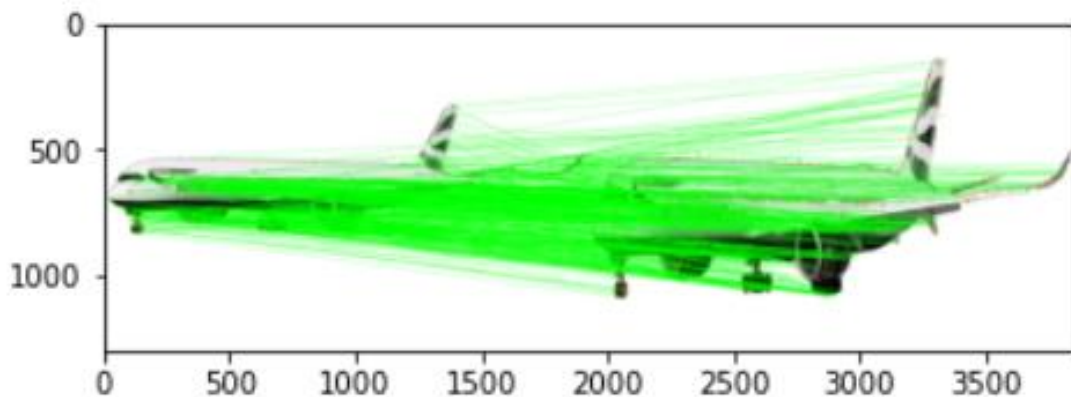


Рисунок 3.15 – Порівняння з тестовим зображенням №9

Детектору було складніше виконати порівняння зі збільшеним об'єктом, ніж зі зменшеним. Хоча параметр SSIM прийняв значення 0,83, що говорить про те, що співпадіння є досить точним. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 68,46. Кількість ключових точок, знайдена на зображенні зі збільшеним об'єктом трохи більше, ніж в еталонного зображення. Кількість співпадінь – 764.

Наступне порівняння: зображенням з наявністю фона. Скріншот результату зображено на рисунку 3.16.

```

SSIM: 0.56
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 10768
matches : 897
How good is the match: 80.38

```

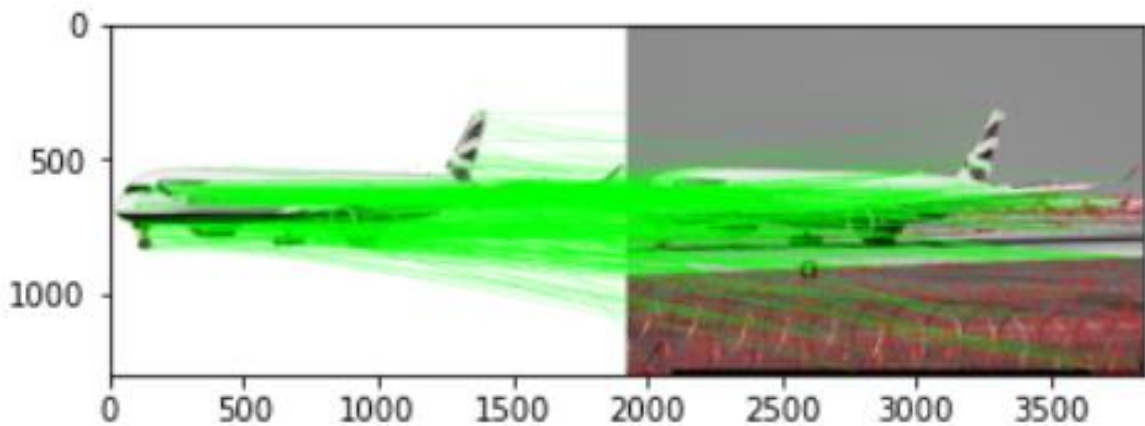


Рисунок 3.16 – Порівняння з зображенням, що містить фон (еталонне зображення до обробки)

Результати порівняння кажуть, що фон досить суттєво вплинув на роботу детектора. Параметр SSIM прийняв значення 0,56, що говорить про те, що співпадіння не є сильно точне. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 80,38. Кількість ключових точок, знайдена на зображенні із фоном, як і очікувалось, набагато більше, адже окрім об'єкту на фотографії присутні інші деталі. Кількість співпадінь – 897.

Наступний етап – проведення порівнянь еталонного зображення із зображеннями, що містять об'єкт цього ж класу. В нашому випадку – це зображення із іншими літаками.

Виконуємо порівняння із тестовим зображенням №10. Скріншот результату зображено на рисунку 3.17.

```

SSIM: 0.90
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 1091
matches : 681
How good is the match: 62.42

```

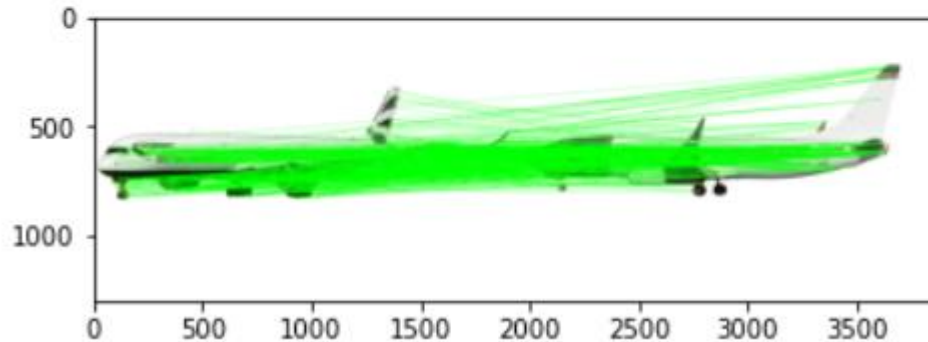


Рисунок 3.17 – Порівняння з тестовим зображенням №10

За результати порівняння видно, що метод зміг визначити об'єкт. Параметр SSIM прийняв значення 0,90, що говорить про те, що співпадіння точне. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 62,42. Кількість ключових точок, знайдена на двох зображеннях приблизно однакова. Кількість співпадінь – 681.

Наступне порівняння: тестове зображення №11. Скріншот результату зображено на рисунку 3.18.

```

SSIM: 0.88
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 1097
matches : 791
How good is the match: 72.11

```

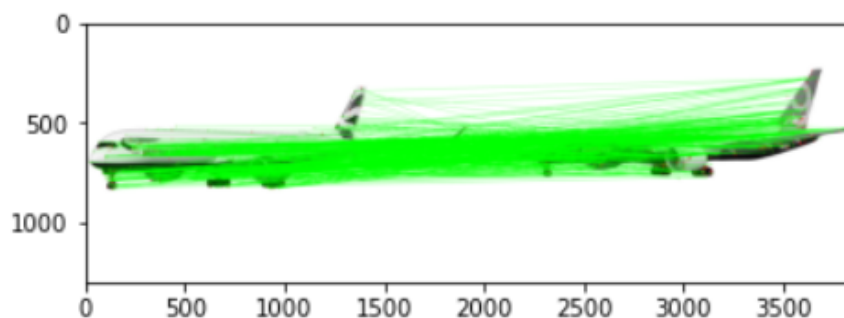


Рисунок 3.18 – Порівняння з тестовим зображенням №11

Результати порівняння повідомляють про хорошу роботу методу. Параметр SSIM прийняв значення 0,88, що говорить про те, що співпадіння точне. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 72,11. Кількість ключових точок, знайдена на двох зображеннях приблизно однакова. Кількість співпадінь – 791.

Наступне порівняння: тестове зображення №12. Скріншот результату зображено на рисунку 3.19.

```
SSIM: 0.90
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 639
matches : 574
How good is the match: 89.83
```

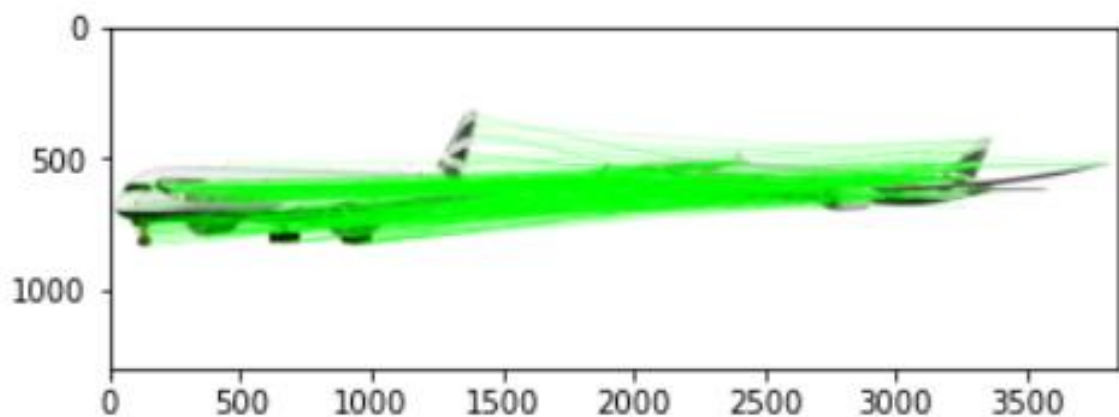


Рисунок 3.19 – Порівняння з тестовим зображенням №12

Метод зміг визначити об'єкт добре. Параметр SSIM прийняв значення 0,90, що говорить про те, що співпадіння точне. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 89,83. Кількість ключових точок, знайдена на тестовому зображенні суттєво менша. Кількість співпадінь – 574.

Наступне порівняння: тестове зображення №13. Скріншот результату зображено на рисунку 3.20.

```

SSIM: 0.88
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 443
matches : 387
How good is the match: 87.36

```

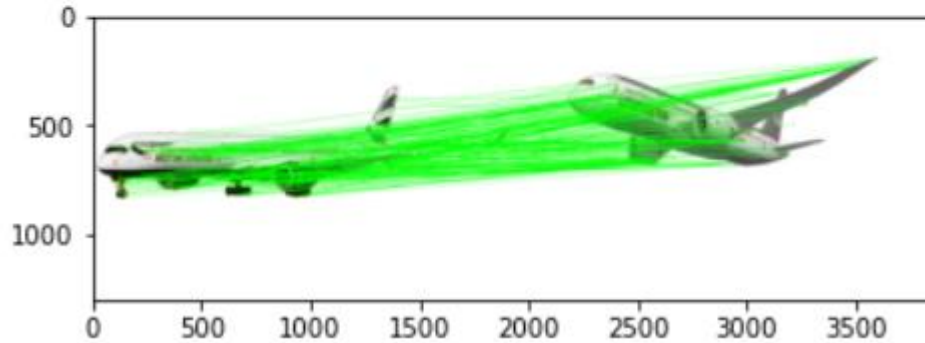


Рисунок 3.20 – Порівняння з тестовим зображенням №13

Переглянувши результати порівняння можна сказати про успішну роботу методу. Параметр SSIM прийняв значення 0,88, що говорить про те, що співпадіння точне. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 87,36. Кількість ключових точок, знайдена на тестовому зображенні суттєво нижче. Кількість співпадінь – 387.

Наступне порівняння: тестове зображення №14. Скріншот результату зображено на рисунку 3.21.

```

SSIM: 0.86
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 898
matches : 528
How good is the match: 58.80

```

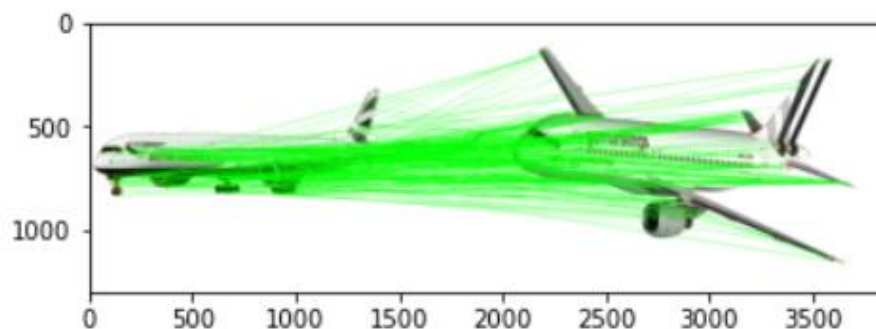


Рисунок 3.21 – Порівняння з тестовим зображенням №14

Об'єкт на зображенні знаходиться в іншому положенні, що вплинуло на роботу методу негативно. Параметр SSIM прийняв значення 0,86, що говорить про те, що співпадіння точне, але оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 58,80. Кількість ключових точок, знайдена на тестовому зображенні трохи менша. Кількість співпадінь ключових точок – 528.

Наступне порівняння: тестове зображення №15. Скріншот результату зображено на рисунку 3.22.

```
SSIM: 0.86
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 904
matches : 468
How good is the match: 51.77
```

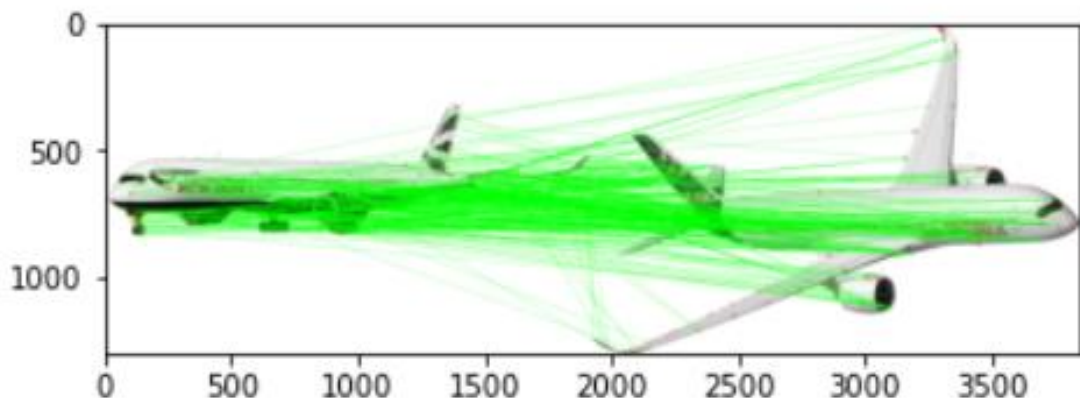


Рисунок 3.22 – Порівняння з тестовим зображенням №15

Як і в попередньому порівнянні, об'єкт на зображенні знаходиться в іншому положенні. Це створило проблему для методу. Параметр SSIM прийняв значення 0,86, що говорить про те, що співпадіння точне, але оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 51,77. Кількість ключових точок, знайдена на тестовому зображенні трохи менша. Кількість співпадінь ключових точок – 468.

Наступне порівняння: тестове зображення №16. Скріншот результату зображено на рисунку 3.23.

```

SSIM: 0.90
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 712
matches : 525
How good is the match: 73.74

```

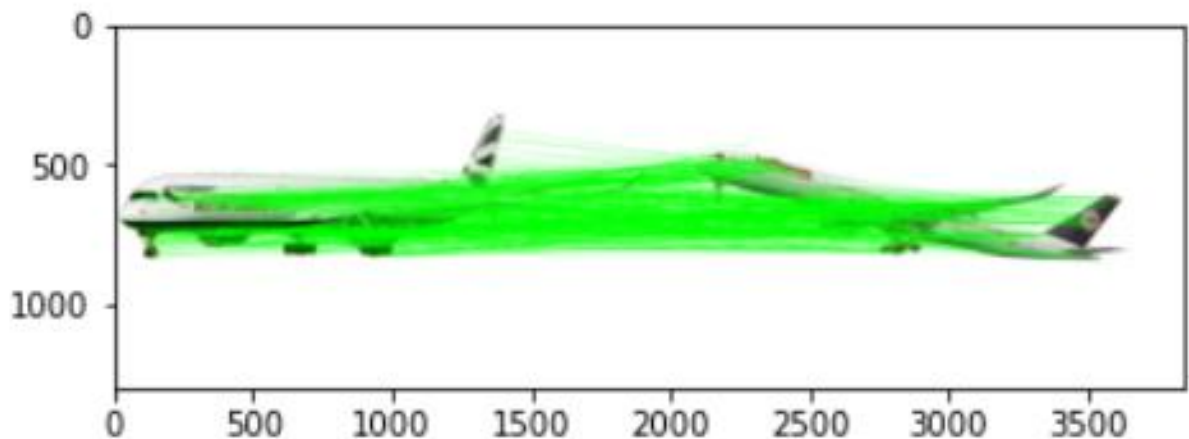


Рисунок 3.23 – Порівняння з тестовим зображенням №16

В даному випадку об'єкт на зображенні знаходиться також трохи в іншому положенні, що трохи вплинуло на метод. Параметр SSIM прийняв значення 0,90, що говорить про те, що співпадіння точне. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 73,74. Кількість ключових точок, знайдена на тестовому зображенні менша. Кількість співпадінь ключових точок – 525.

Наступне порівняння: тестове зображення №17. Скріншот результату зображено на рисунку 3.24.

Результати порівняння кажуть, що схожість зображень досить висока. Параметр SSIM прийняв значення 0,90, що говорить про те, що співпадіння точне. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 79,63. Кількість ключових точок, знайдена на тестовому зображенні менша. Кількість співпадінь – 610.

```
SSIM: 0.90  
Keypoints 1ST Image: 1116  
Keypoints 2ND Image: 766  
matches : 610  
How good is the match: 79.63
```

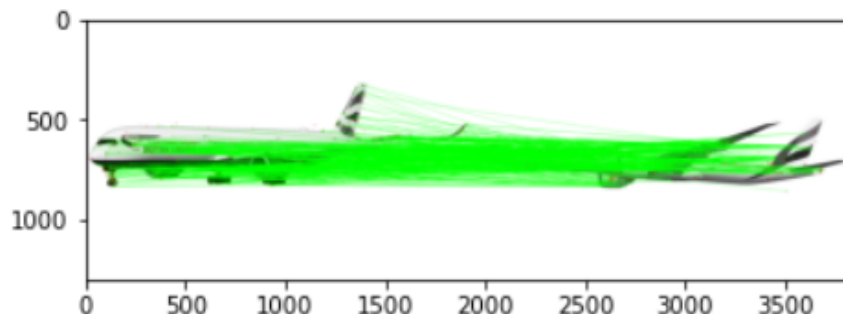


Рисунок 3.24 – Порівняння з тестовим зображенням №17

Наступне порівняння: тестове зображення №18. Скріншот результату зображено на рисунку 3.25.

```
SSIM: 0.89  
Keypoints 1ST Image: 1116  
Keypoints 2ND Image: 1112  
matches : 731  
How good is the match: 65.74
```

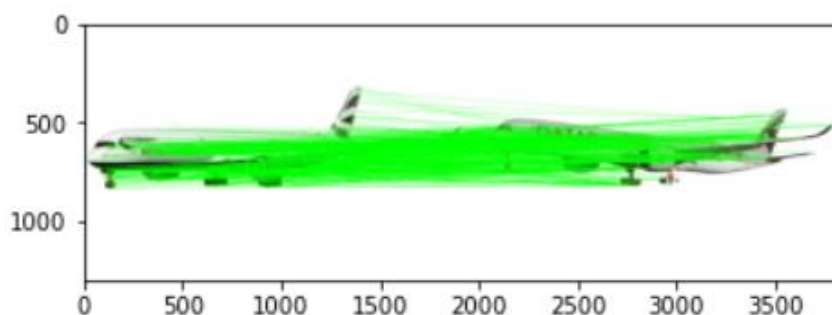


Рисунок 3.25 – Порівняння з тестовим зображенням №18

За результатом рівень схожості зображень непоганий. Хоча параметр SSIM прийняв значення 0,89, що говорить про те, що співпадіння є точне, оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 65,74. Кількість ключових точок, знайдена на обох зображеннях майже однакова. Кількість співпадінь – 731.

Наступне порівняння: тестове зображення №19. Скріншот результату зображено на рисунку 3.26.

```
SSIM: 0.70
Keypoints 1ST Image: 1116
Keypoints 2ND Image: 2046
matches : 85
How good is the match: 7.62
```

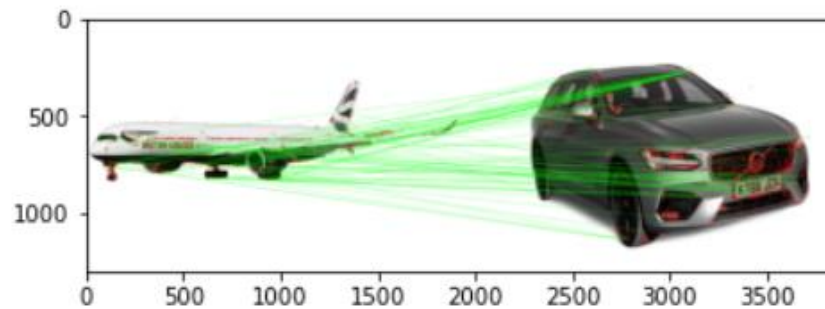


Рисунок 3.26 – Порівняння з тестовим зображенням №19

Тестове зображення містить об'єкт іншого класу – автомобіль. Метод правильно спрацював, визначивши малу кількість схожості. Параметр SSIM прийняв значення 0,70. Оцінка за допомогою параметрів FLANN повідомляє про збіг зображень значенням 7,62. Кількість ключових точок, знайдена на тестовому зображенні більша майже удвічі. Кількість співпадінь – 85.

З метою підведення результатів порівняння створено таблицю 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати порівнянь

№ порівняння	№ тестового зображення	SSIM	Кількість ключових точок на еталонному зображенні	Кількість ключових точок на тестовому зображенні	Кількість співпадінь	Міра подібності
1	-	1,00	1116	1116	1116	100,00
2	1	0,96	1116	1569	852	76,34
3	2	0,88	1116	1580	567	50,81
4	3	0,90	1116	689	522	75,76
5	4	0,87	1116	1288	524	46,95

Продовження таблиці 3.1

№ порівняння	№ тестового зображення	SSIM	Кількість ключових точок на еталонному зображенні	Кількість ключових точок на тестовому зображенні	Кількість співпадінь	Міра подібності
6	5	0,95	1116	2718	568	50,90
7	6	0,92	1116	2817	967	86,65
8	7	0,86	1116	2143	955	85,57
9	8	0,92	1116	302	245	81,13
10	9	0,83	1116	1448	764	68,46
11	-	0,56	1116	10768	897	80,38
12	10	0,90	1116	1091	681	62,42
13	11	0,88	1116	1097	791	72,11
14	12	0,90	1116	639	574	89,83
15	13	0,88	1116	443	387	87,36
16	14	0,86	1116	898	528	58,80
17	15	0,86	1116	904	468	51,77
18	16	0,90	1116	712	525	73,74
19	17	0,90	1116	766	610	79,63
20	18	0,89	1116	1112	731	65,74
21	19	0,70	1116	2046	85	7,62

3.4 Перспективи подальшої роботи

Аналізуючи результати проведеної роботи можна сказати, що створений метод працює непогано. Він порівнює об'єкти на зображенні, застосовуючи детектор SIFT та знаходить ключові точки. Але, у більшості ситуацій людина виконує порівняння краще. Необхідні додаткові доопрацювання методу та проведення нових тестувань для покращення роботи. Реалізований механізм може бути корисним у різноманітних сферах людського життя, якщо поліпшити його роботу. Також, можна провести реалізацію в інших системах, наприклад iOS або Android.

ВИСНОВКИ

У рамках кваліфікаційної роботи було проведено огляд сучасного стану розвитку методів ідентифікації об'єктів на зображенні в Україні та за кордоном, який надав можливість зрозуміти актуальну ситуацію предметної області як в країні, так і за її межами. Проведено аналіз літературних джерел щодо існуючих підходів ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення, у результаті якого вийшло оцінити кількість та якість необхідної для роботи інформації у рамках комп'ютерного зору. Визначено методи ідентифікації досліджуваних об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення. Виконавши даний пункт було знайдено існуючі методи, що використовуються для роботи в області ідентифікації об'єктів і які потенціально можна застосувати для досягання мети кваліфікаційної роботи. Проведено виявлення сучасних проблем ідентифікації інформаційних ознак на зображенні, що допомогло зрозуміти недоліки методів ідентифікації об'єктів, а також труднощі із якими можна зіткнутися у процесі виконання. Розроблено методику ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення, в результаті якої отримано план по рішення власної задачі. Проведено аналіз та вибір інструментальних засобів для створення застосунку. Визначено етапи розроблення застосунку для ідентифікації об'єктів на основі дескрипторів ключових точок зображення, в рамках якого описано конкретні кроки реалізації по створенню власного методу ідентифікації. Протестовано розроблений застосунок та проведено аналіз результатів, базуючись на яких запропоновано перспективи подальшої роботи.

Мету роботи досягнуто.

Результати роботи апробовано у вигляді двох тез доповідей під час Міжнародного молодіжного форуму «РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ У XXI СТОЛІТТІ» [47] та XXVII Міжнародної науково-практичної конференції у м. Амстердам, Нідерланди [48].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Творошенко І.С. (2018) Особливості застосування сучасних принципів штучного інтелекту до розробки ефективних механізмів моделювання складних систем. Science and Technology of the Present Time: Priority Development Directions of Ukraine and Poland: International Multidisciplinary Conference (Wolomin, Republic of Poland, 19–20 October 2018). Wolomin: Izdevnieciba «Baltija Publishing». Volume 4. pp. 118-121.
2. Rafał Gasz. Wykorzystanie metod wizyjnych do identyfikacji obiektów przestrzennych: автореф. дис. ... маг. інж. наук: Politechnika Opolska. Opole, 2019. 29 с.
3. I. Tvoroshenko Information technologies for decision-making on the conditions of spatially distributed objects, in Abstracts of I International Scientific and Practical Conference. Problems and perspectives of modern science and practice, Austria, 2020. pp. 45-50.
4. Творошенко І.С., Зеленський М.О. Дослідження гібридних методів для класифікації складноструктурованих зображень. *Сучасний рух науки: тези доповідей VIII міжнародної науково-практичної інтернет-конференції (Дніпро, 3–4 жовтня 2019 р.)*. Дніпро, 2019. Т. 3. С. 382-387.
5. Czubak Ł. Face recognition – co to jest i jak można wykorzystać rozpoznawanie twarzy? URL: <https://apagroup.pl/apalab/face-recognition-co-to-jest-i-jak-mozna-stosowac-rozpoznawanie-twarzy/> (дата звернення 22.04.2021).
6. J. Bradley A. China is Dominating Computer Vision AI Venture Capital Investment. URL: https://blogs.gartner.com/anthony_bradley/2020/01/22/china-dominating-computer-vision-ai-venture-capital-investment/ (дата звернення 28.04.2021).
7. Система социального кредита // Вікіпедія: вільна енциклопедія. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Система_социального_кредита (дата звернення 25.04.2021).

8. Чикишев Н. Страна «Большого брата». Как работает система социального рейтинга в Китае. URL: <https://dev.by/news/sistema-sotsialnogo-reitinga-v-kitae> (дата звернення 29.04.2021).

9. Социальный рейтинг в Китае // Tadviser. URL: www.tadviser.ru/index.php/Статья:Социальный_рейтинг_в_Китае (дата звернення 29.04.2021).

10. Tvoroshenko I., and Dziubenko M. (2020) Modern methods of analysis of the movement scheme using video detection of vehicles, *Abstracts of V International Scientific and Practical Conference «Study of modern problems of civilization» (October 19-23, 2020). Oslo, Norway*, pp. 422-428.

11. Xiuzhong Xu V. China's Social Credit System seeks to assign citizens scores, engineer social behaviour. URL: <https://www.abc.net.au/news/2018-03-31/chinas-social-credit-system-punishes-untrustworthy-citizens/9596204> (дата звернення 01.05.2021).

12. Mozur P. One Month, 500,000 Face Scans: How China Is Using A.I. to Profile. URL: <https://www.nytimes.com/2019/04/14/technology/china-surveillance-artificial-intelligence-racial-profiling.html> (дата звернення 02.05.2021).

13. Некрасов В. На рівні з Tesla. Як у Києві створюють комп'ютерний "зір" для автономних автомобілів. URL: <https://www.epravda.com.ua/publications/2018/09/27/640966/> (дата звернення 04.05.2021).

14. Кулеш С. Перший український безпілотний автомобіль КРАЗ-Спартан може керуватися за допомогою планшета, «розумної» рукавички або операторської станції. URL: <https://itc.ua/news/pershii-ukrayinskiy-bezpilotniy-avtomobil-kraz-spartan-mozhe-upravlyatisya-za-dopomogoyu-plansheta-rozumnoyi-rukavichki-abo-operatorskoyi-stantsiyi-foto-video/> (дата звернення 05.05.2021).

15. Кулеш С. Запорожская компания «Инфоком ЛТД» создала первый беспилотный ЗАЗ Lanos на основе собственной системы автономного управления Pilotdrive. URL: itc.ua/news/zaporozhskaya-kompaniya-infokom-ltd-sozdala-pervyyiy-v-mire-bespilotnyiy-zaz-lanos-na-osnove-sobstvennoy-sistemyi-avtonomnogo-upravleniya-pilotdrive/ (дата звернення 05.05.2021).

16. Szeliski, R. (2010). *Computer vision: algorithms and applications*. Springer Science & Business Media.

17. Shnain, N. A., Hussain, Z. M., & Lu, S. F. (2017). A feature-based structural measure: an image similarity measure for face recognition. *Applied Sciences*, 7(8), 786.

18. Sonka, M., Hlavac, V., & Boyle, R. (2014). *Image processing, analysis, and machine vision*. Cengage Learning.

19. Daradkeh, Y. I., Tvoroshenko, I., Gorokhovatskyi, V., Latiff, L. A., & Ahmad, N. (2021). Development of Effective Methods for Structural Image Recognition Using the Principles of Data Granulation and Apparatus of Fuzzy Logic. *IEEE Access*, 9, 13417-13428.

20. Gorokhovatskyi, V., & Tvoroshenko, I. (2020). Image Classification Based on the Kohonen Network and the Data Space Modification.

21. Kobylin, O. A., Gorokhovatskyi, V. O., Tvoroshenko, I. S., & Peredrii, O. O. (2020). The application of non-parametric statistics methods in image classifiers based on structural description components. *Telecommunications and Radio Engineering*, 79(10).

22. Wu, J., Lin, W., Shi, G., Zhang, Y., Dong, W., & Chen, Z. (2015). Visual orientation selectivity based structure description. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(11), 4602-4613.

23. Leutenegger, S., Chli, M., & Siegwart, R. Y. (2011, November). BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints. In *2011 International conference on computer vision* (pp. 2548-2555). Ieee.

24. Кучеренко, Є. І., Творошенко, І. С., Анопрієнко, Т. В. (2016) Моделювання та оцінювання станів складних об'єктів із застосуванням формальної логіки. *Системи обробки інформації*, (2), 76-82.

25. Gorokhovatskyi, V., Rusakova, N., and Tvoroshenko, I. (2020) The application of image analysis methods and predicate logic in applied problems of magnetic monitoring, *Telecommunications and Radio Engineering*, 79(20), pp. 1801-1811.

26. M. Ayaz Ahmad, Irina Tvoroshenko, Jalal Hasan Baker, and Vyacheslav Lyashenko (2019) Modeling the Structure of Intellectual Means of Decision-Making Using a System-Oriented NFO Approach, *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*, 7(11), pp. 460-465.

27. Tvoroshenko I., and Tkachenko D. (2020) Mechanisms of image classification based on descriptors of local features, *Abstracts of IV International Scientific and Practical Conference «Integration of scientific bases into practice» (October 12-16, 2020). Stockholm, Sweden*, pp. 443-448.

28. Daradkeh Y.I., and Tvoroshenko I. (2020) Technologies for Making Reliable Decisions on a Variety of Effective Factors using Fuzzy Logic, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(5), pp. 43-50.

29. Toapanta M. SURF Algorithm Flow chart. URL: https://www.researchgate.net/figure/SURF-Algorithm-Flow-chart_fig1_327122809 (дата звернення 06.05.2021).

30. Tvoroshenko I., and Zarivchatskyi R. (2020) Analysis of existing methods for searching object in the video stream, *Abstracts of VI International Scientific and Practical Conference «About the problems of science and practice, tasks and ways to solve them» (October 26-30, 2020). Milan, Italy*, pp. 500-505.

31. The flow of improved BRISK algorithm. // Researchgate. URL: https://www.researchgate.net/figure/the-flow-of-improved-BRISK-algorithm_fig1_328946366 (дата звернення 07.05.2021).

32. Hidalgo, F., & Bräunl, T. (2020). Evaluation of Several Feature Detectors/Extractors on Underwater Images towards vSLAM. *Sensors*, 20(15), 4343.

33. Tvoroshenko I.S., and Gorokhovatsky V.O. (2020) Effective tuning of membership function parameters in fuzzy systems based on multi-valued interval logic, *Telecommunications and Radio Engineering*, 79(2), pp. 149-163.

34. Кучеренко, Е. И., Корниловский, А. В., Творошенко, И. С. (2010) О методах настройки функций принадлежности в нечетких системах. *Системы управления, навигации и связи*, (1), 13.

35. Sharma P. 4 Types of Distance Metrics in Machine Learning. URL: www.analyticsvidhya.com/blog/2020/02/4-types-of-distance-metrics-in-machine-learning/ (дата звернення 09.05.2021).

36. Greche, L., Jazouli, M., Es-Sbai, N., Majda, A., & Zarghili, A. (2017, April). Comparison between Euclidean and Manhattan distance measure for facial expressions classification. In 2017 International Conference on Wireless Technologies, Embedded and Intelligent Systems (WITS) (pp. 1-4). IEEE.

37. Asaad Ma. Babker, Abd Elgadir A. Altoum, Irina Tvoroshenko, and Vyacheslav Lyashenko (2019) Information Technologies of the Processing of the Spaces of the States of a Complex Biophysical Object in the Intellectual Medical System HEALTH, *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(6), pp. 3221-3227.

38. Ahmad M. Ayaz, Tvoroshenko Irina, Baker Jalal Hasan, and Lyashenko Vyacheslav (2019) Computational Complexity of the Accessory Function Setting Mechanism in Fuzzy Intellectual Systems, *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(5), pp. 2370-2377.

39. Pokhrel S. 6 Obstacles to Robust Object Detection. URL: towardsdatascience.com/6-obstacles-to-robust-object-detection-6802140302ef (дата звернення 10.05.2021).

40. Osterbuhr T. What is Anaconda and how does it relate to Python? URL: <https://www.venturelessons.com/what-is-anaconda/> (дата звернення 26.04.2021).

41. Lyashenko V., Mustafa S.K., Tvoroshenko I., and Ahmad M.A. (2020) Methods of Using Fuzzy Interval Logic During Processing of Space States of Complex Biophysical Objects, *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*, 8(2), pp. 372-377.

42. The Jupyter Notebook // Read the docs. URL: <https://jupyter-notebook.readthedocs.io/en/stable/notebook.html> (дата звернення 10.05.2021).

43. Tvoroshenko, I. S. (2004) Structure and functions of intelligent decision-making tools in complex systems. *Artificial Intelligence*, 4, 462-470.

44. Yegulalp S. What is Python? Powerful, intuitive programming. URL: www.infoworld.com/article/3204016/what-is-python-powerful-intuitive-programming.html (дата звернення 10.05.2021).

45. Творошенко І.С., Івахненко Л.В. Дослідження методів стиснення аудіоданих. *Сучасний рух науки: тези доповідей VIII міжнародної науково-практичної інтернет-конференції (Дніпро, 3–4 жовтня 2019 р.)*. Дніпро, 2019. Т. 3. С. 387-392.

46. Kulhary R. OpenCV – Overview. URL: www.geeksforgeeks.org/opencv-overview/ (дата звернення 11.05.2021).

47. Бабочкін О.О. Про сучасний стан розвитку методів ідентифікації об'єктів на зображенні. *Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті: тези доповідей 25-го Міжнародного молодіжного форуму (Харків, 20–21 квітня 2021 р.)*. Харків: ХНУРЕ, 2021. Т. 7, 10. С. 18-19.

48. Tvoroshenko I., and Babochkin O. (2021) Object identification method based on image keypoint descriptors, Abstracts of XXVII International Science Conference «Multidisciplinary academic research and innovation» (May 25-28, 2021). Amsterdam, Netherlands, pp. 652-658.