

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ**

**«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ**

**імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Факультет інформатики та обчислювальної техніки**

**Кафедра інформаційних систем та технологій**

«На правах рукопису»

УДК 004.93

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Олександр РОЛІК

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2024 р.

## **Магістерська дисертація**

**на здобуття ступеня магістра**

**за освітньо–професійною програмою**

**«Інформаційне забезпечення робототехнічних систем»**

**зі спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»**

**на тему: «Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів за**

**допомогою БПЛА»**

Виконав:

студент 2 курсу, групи ІК–32мп

Грисюк Дмитро Анатолійович \_\_\_\_\_

Керівник:

доц. кафедри ІСТ ФІОТ, к.т.н., доц.,

Крилов Євген Володимирович \_\_\_\_\_

Рецензент:

доц. кафедри ІПІ ФІОТ, к.т.н., доц.,

Лісовиченко Олег Іванович \_\_\_\_\_

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент \_\_\_\_\_

Київ – 2024 року

**Національний технічний університет України**  
**«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**  
**Факультет інформатики та обчислювальної техніки**  
**Кафедра інформаційних систем та технологій**

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 126 «Інформаційні системи та технології»

Освітньо–професійна програма «Інформаційне забезпечення  
робототехнічних систем»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Олександр РОЛІК

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2024 р.

**ЗАВДАННЯ**  
**на магістерську дисертацію студенту(–ці)**

**Грисюку Дмитру Анатолійовичу**

1. Тема дисертації «Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів за допомогою БПЛА», науковий керівник дисертації Крилов Євген Володимирович, доц. кафедри ІСТ ФІОТ, к.т.н. затверджені наказом по університету від «08» 11 2024 р. № 5016–с
2. Термін подання студентом дисертації «09» 12 2024 р.
3. Об'єкт дослідження: Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів за допомогою БПЛА
4. Вихідні дані: Виявлення об'єктів на великих зображеннях, відмічення об'єктів обмежувальною рамкою, підрахунок детекцій.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: Аналіз рішень, проектування архітектури, реалізація бек–енду та фронт–енду, тестування.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: Схема архітектури системи, Діаграма послідовності, Схема обробки зображень, Алгоритм системи, ER–діаграма, Діаграма класів, Діаграма потоків даних, Діаграма розгортання.
7. Дата видачі завдання 02.09.2024 р.

### Календарний план

| № з/п | Назва етапів виконання магістерської дисертації              | Термін виконання етапів магістерської дисертації | Примітка |
|-------|--|--|----------|
| 1.    | Огляд літератури. Виявлення основної проблематики реалізації | 08.09  |          |
| 2.    | Вивчення існуючих рішень. Аналіз їх переваг та недоліків     | 15.09  |          |
| 3.    | Постановка задачі. Вибір технічних рішень реалізації         | 29.09  |          |
| 4.    | Формування вимог та критеріїв системи, що розробляється      | 06.10  |          |
| 5.    | Розробка системи   | 16.10  |          |
| 6.    | Тестування системи   | 29.10  |          |
| 7.    | Оформлення документації                                      | 10.11  |          |
| 8.    | Подання роботи на попередній захист                          | 05.12  |          |
| 9.    | Подання роботи на основний захист                            |  |          |

Студент

\_\_\_\_\_

Дмитро ГРИСЮК

Науковий керівник

\_\_\_\_\_

Євген КРИЛОВ

## РЕФЕРАТ

Інтелектуальна система розпізнавання об'єктів за допомогою БПЛА: 135 с., 24 табл., 56 рис., 9 дод., 54 джерел.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, YOLO, АЕРОФОТОЗНІМКИ, БЕЗПІЛОТНІ ЛІТАЛЬНІ АПАРАТИ.

Тема є актуальною у зв'язку з необхідністю підвищення ефективності збору, аналізу та обробки даних у різних галузях, таких як екологія, сільське господарство, урбаністика, інфраструктурний моніторинг та інші.

Метою дослідження є створення системи, що базується на сучасних архітектурах нейронних мереж, як YOLO, з оптимізацією для швидкої та точної обробки великих обсягів даних. Завдання включали аналіз існуючих методів, створення власного датасету, розробку алгоритмів розпізнавання об'єктів, а також інтеграцію системи в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого розпізнавання об'єктів за допомогою БПЛА. Предметом – алгоритми машинного навчання для аналізу зображень, а також методи обробки даних високої роздільної здатності.

У роботі застосовувалися методи машинного навчання, зокрема глибоких нейронних мереж, а також технології обробки великих зображень із використанням алгоритмів розбиття на тайли.

Наукова новизна полягає у створенні адаптивної системи, що інтегрує сучасні алгоритми YOLO для роботи з аерофотознімками.

Практичне значення роботи полягає у можливості впровадження системи в реальні сценарії, наприклад для моніторингу інфраструктури, оцінки стану природних ресурсів і розв'язання задач екологічного управління.

## ABSTRACT

Intelligent system of object recognition with the help of UAV: 135 p., 24 tables, 56 figures, 9 appendix, 54 sources.

INTELLIGENT SYSTEMS, OBJECT RECOGNITION, NEURAL NETWORKS, YOLO, AERIAL PHOTOGRAPHS, UNMANNED AERIAL VEHICLES.

The topic is relevant due to the need to improve the efficiency of data collection, analysis and processing in various fields, such as ecology, agriculture, urbanism, infrastructure monitoring, and others.

The aim of the study is to create a system based on modern neural network architectures, in particular YOLO, with optimization for fast and accurate processing of large amounts of data. The tasks included analyzing existing methods, creating our own dataset, developing object recognition algorithms, and integrating the system in conditions of limited computing resources.

The object of research is the process of automated object recognition using UAVs. The subject is machine learning algorithms for image analysis, as well as methods for processing high-resolution data.

Machine learning methods, in particular deep neural networks, as well as technologies for processing large images using tile splitting algorithms, were used in the work.

The scientific novelty is the creation of an adaptive system that integrates modern YOLO algorithms for working with aerial photographs.

The practical significance of the work lies in the possibility of implementing the system in real-world scenarios, in particular for monitoring infrastructure, assessing the state of natural resources, and solving environmental management problems.

## ЗМІСТ

|  |    |
|--|----|
| ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....  | 9  |
| ВСТУП.....   | 10 |
| 1 ОГЛЯД КОНТЕКСТУ І ПРОБЛЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОХ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ’ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА..... | 12 |
| 1.1 Проблеми аналізу даних, отриманих за допомогою БПЛА .....                                      | 15 |
| 1.2 Роль інтелектуальних систем у вирішенні цих проблем.....                                       | 17 |
| 1.3 Мета і завдання інтелектуальної системи розпізнавання об’єктів.....                            | 19 |
| 1.4 Вплив автоматизації на ключові завдання системи .....  | 21 |
| Висновок до розділу 1 .....  | 22 |
| 2 ОГЛЯД НАЯВНИХ РІШЕНЬ І ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ’ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА.....  | 24 |
| 2.1 Аналіз сучасних технологій та інструментів обробки даних БПЛА .....                            | 24 |
| 2.2 Порівняння програмних засобів для розпізнавання об’єктів .....                                 | 25 |
| 2.2.1 Платформа QGIS – Deepness: Deep Neural Remote Sensing .....                                  | 26 |
| 2.2.2 Платформа ArcGIS (Esri) .....  | 27 |
| 2.2.3 Система Pix4D .....  | 28 |
| 2.2.4 Система ENVI (Harris Geospatial Solutions).....  | 29 |
| 2.2.5 Платформа Google Earth Engine.....   | 30 |
| 2.2.6 Сервіс AWS Rekognition Custom Labels .....   | 31 |
| 2.2.7 Система DroneDeploy.....   | 32 |
| 2.2.8 Платформа Sentera.....   | 34 |
| 2.3 Визначення переваг і недоліків існуючих рішень.....  | 35 |
| 2.4 Основні висновки за результатами аналізу.....  | 37 |
| Висновок до 2 розділу .....  | 38 |
| 3 ВИБІР ТЕХНОЛОГІЧНОЇ БАЗИ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ ВЛАСНОЇ СИСТЕМИ .....                                    | 40 |
| 3.1 Вибір архітектури системи та алгоритмів нейронних мереж.....                                   | 40 |
| 3.2 Вибір набору даних для навчання .....  | 45 |

|  |     |
|--|-----|
| 3.3 Технологічне середовище для навчання .....   | 49  |
| 3.4 Підхід до побудови інтерфейсу користувача .....  | 51  |
| Висновок до 3 розділу .....  | 52  |
| 4 ПРОЄКТУВАННЯ, СТВОРЕННЯ І ПІДГОТОВКА ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ<br>ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА<br>ДОПОМОГОЮ БПЛА ..... | 54  |
| 4.1 Проєктування загальної архітектури системи .....   | 54  |
| 4.2 Підготовка даних: збір, аугментація та розмітка.....   | 56  |
| 4.3 Навчання моделі та донавчання .....  | 62  |
| 4.4 Реалізація системи обробки великих зображень.....  | 66  |
| 4.5 Створення інтерфейсу для взаємодії користувача .....   | 70  |
| Висновок до 4 розділу .....  | 74  |
| 5 ТЕСТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ<br>ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА .....   | 76  |
| 5.1 Вибір метрик і критеріїв оцінки якості розпізнавання.....  | 76  |
| 5.2 Проведення тестування.....   | 79  |
| 5.3 Аналіз результатів роботи системи .....  | 81  |
| 5.4 Переваги, недоліки та можливі покращення системи .....   | 83  |
| Висновок до 5 розділу .....  | 86  |
| 6 СТВОРЕННЯ СТАРТАП ПРОЕКТУ НА ОСНОВІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ<br>СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА .....                        | 88  |
| Висновок до 6 розділу .....  | 119 |
| ВИСНОВКИ.....  | 121 |
| ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....  | 123 |
| ДОДАТОК А .....  | 128 |
| ДОДАТОК Б .....  | 129 |
| ДОДАТОК В.....   | 130 |
| ДОДАТОК Г .....  | 131 |
| ДОДАТОК Д.....   | 132 |

|                |     |
|----------------|-----|
| ДОДАТОК Е..... | 133 |
| ДОДАТОК Ж..... | 134 |
| ДОДАТОК И..... | 135 |
| ДОДАТОК К..... | 136 |

## ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

AP – Average Precision – середня точність

БПЛА – безпілотний літальний апарат

GPU – Graphics Processing Unit – графічний процесор

IoU – Intersection over Union – перетин над об'єднанням, метрика оцінки детекції об'єктів

mAP – Mean Average Precision – середня точність

ОВВ – Oriented Bounding Box – орієнтована обмежувальна рамка

P – Precision – точність

PyQt – Python Qt – бібліотека для створення графічного інтерфейсу

YOLO – You Only Look Once – алгоритм для об'єктного детектування

## ВСТУП

Сучасні технології розвиваються з надзвичайною швидкістю, відкриваючи нові горизонти автоматизації процесів збору, обробки та аналізу даних. У контексті глобальної цифровізації наукових досліджень і промислових застосувань виникає нагальна потреба в ефективних інструментах, здатних швидко й точно обробляти великі обсяги інформації. Системи автоматичного розпізнавання об'єктів, особливо на основі даних, отриманих за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА), стали однією з ключових технологій, що відповідають цим викликам. Основна місія таких систем – забезпечити точність, оперативність і автоматизацію процесів аналізу даних, що є критичними факторами для багатьох сфер діяльності.

Інтелектуальні системи обробки зображень, отриманих із БПЛА, дають змогу суттєво підвищити ефективність управління даними. Завдяки автоматизації аналізу територій вони звільняють дослідників від потреби ручної обробки кожного знімка, скорочуючи час, необхідний для підготовки до подальших етапів досліджень. До того ж автоматизація мінімізує ймовірність виникнення людських помилок, які можуть суттєво вплинути на якість результатів.

Метою цієї роботи є створення та розробка інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів на основі даних, отриманих у процесі картографування за допомогою БПЛА. Ці апарати відкривають нові можливості для збору інформації завдяки здатності охоплювати значні території та надавати високоточні аеро– та фотознімки. Водночас важливо не лише отримати ці дані, а й забезпечити їхній точний і автоматизований аналіз. Саме тому актуальним є створення таких систем, які здатні ефективно вирішувати завдання обробки зображень і надавати достовірні результати для подальших досліджень.

Розроблена система дозволить значно підвищити ефективність аналізу аеро– та фотознімків, що є важливою складовою багатьох наукових і промислових проєктів. Завдяки автоматизації цього процесу можна скоротити час обробки даних

і знизити вплив людського фактору, що часто є джерелом помилок або неточностей.

Попит на технології, які забезпечують ефективний моніторинг і управління територіями, постійно зростає. Запропонована система розпізнавання об'єктів стане важливим інструментом для фахівців, які займаються аналізом даних, отриманих із візуальних систем. Це рішення матиме широкий спектр застосувань і сприятиме вирішенню різноманітних задач у сфері обробки зображень і управління даними.

Таким чином, розробка інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів є не лише актуальним, але й важливим завданням для сучасних наукових і прикладних досліджень. Робота спрямована на створення такої системи, яка здатна автоматизувати рутинні завдання обробки даних, забезпечуючи високу точність розпізнавання об'єктів. Це дозволить дослідникам і практикам зосередитися на вирішенні складніших питань, залишивши технічну рутину на програмне забезпечення.

## 1 ОГЛЯД КОНТЕКСТУ І ПРОБЛЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОХ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА

Сучасний розвиток технологій обробки інформації та автоматизації створює потребу у швидкому й ефективному зборі та аналізі великих обсягів даних. Одним із найперспективніших інструментів для вирішення цих завдань є безпілотні літальні апарати (БПЛА). Їх використання стає все більш поширеним у різних галузях завдяки здатності забезпечувати збирання високоточних даних у короткі терміни та з мінімальними витратами (рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Квадрокоптер – літальний апарат, різновид БПЛА[1]

БПЛА мають значні переваги перед традиційними методами збору даних, такими як супутникова зйомка або наземне картографування. Завдяки своїй маневровості та здатності працювати у важкодоступних або небезпечних зонах, вони відкривають нові горизонти для наукових і прикладних досліджень. Крім того, сучасні моделі БПЛА обладнані високоякісними сенсорами, камерами та

іншими інструментами збору інформації, що дозволяє отримувати дані високої роздільної здатності навіть у складних умовах.

Ще однією важливою перевагою БПЛА є їх здатність зменшувати витрати часу і ресурсів на виконання рутинних завдань. У порівнянні з традиційними методами картографування, використання БПЛА дозволяє виконувати ті самі завдання значно швидше та точніше, мінімізуючи потребу у залученні великої кількості персоналу.

Актуальність використання БПЛА також зумовлена необхідністю оперативного реагування на різноманітні ситуації, що потребують негайного збору даних. Наприклад, це можуть бути ліквідація наслідків стихійних лих, моніторинг пожеж, виявлення аварій на промислових об'єктах тощо. У таких випадках можливість швидкого збору інформації та її автоматизованої обробки відіграє вирішальну роль у зменшенні негативних наслідків.

Таким чином, використання БПЛА для збору та аналізу даних є не лише технологічним трендом, але й необхідністю, обумовленою сучасними потребами різних галузей. Їх здатність оперативно отримувати великі обсяги точних даних і забезпечувати їх швидку обробку робить БПЛА незамінним інструментом у вирішенні завдань аналізу територій та об'єктів.

Основною проблемою аналізу даних, отриманих за допомогою БПЛА, є необхідність автоматизації цього процесу. Ручна обробка значних обсягів інформації є надзвичайно трудомісткою, потребує багато часу та супроводжується ризиком людських помилок. Так як, зростання обсягів даних створює потребу у швидкому та точному визначенні об'єктів, їх класифікації, підрахунку і аналізу. Відповідно, виникає необхідність створення інтелектуальних систем, які здатні вирішувати ці завдання з високою ефективністю.

Запропонована система автоматизованого розпізнавання об'єктів базується на даних, отриманих за допомогою БПЛА. Основна мета розробки – створення високоточної системи, яка дозволяє спрощувати рутинні етапи роботи дослідників і забезпечує якісно новий рівень ефективності в різних галузях науки та техніки.

Така система в майбутньому може інтегруватися в процеси екологічного моніторингу для аналізу стану лісів, водойм та інших природних об'єктів, у сільському господарстві для оцінки врожайності та моніторингу посівів, а також у сфері інфраструктури для автоматичного оцінювання стану доріг, будівель та інших об'єктів.

Система повинна працювати на основі сучасних методів машинного навчання, а саме нейронних мереж, які забезпечують автоматичне розпізнавання об'єктів на аеро– та фотознімках із високою точністю, швидкістю й адаптивністю до різних умов зйомки. Важливим елементом реалізації є можливість аналізу великих зображень високої роздільної здатності шляхом розбиття їх на менші частини (тайли) та об'єднання результатів. Це дозволяє ефективно працювати навіть на обмежених обчислювальних ресурсах, зберігаючи точність і швидкість обробки.

Особливу увагу варто приділити підготовці даних, які адаптують модель до роботи з різними типами зображень. Це забезпечить універсальність і точність аналізу навіть за змінних умов.

Дані, отримані за допомогою системи, є надзвичайно важливими для прийняття управлінських рішень. Наприклад, у інфраструктурній сфері – оперативно реагувати на виявлені проблеми. Крім того, система значно полегшує роботу дослідників, автоматизуючи складні завдання, знижуючи трудові витрати та мінімізуючи ризик помилок.

Основний акцент має бути на розробці інтелектуальної системи, яка ефективно працює з великими обсягами інформації. А основний функціонал має включати автоматичне виявлення об'єктів, точне визначення їхніх меж і надання користувачеві кількісної інформації про виявлені об'єкти. Така інформація може використовуватися для прогнозування, оцінки змін або прийняття управлінських рішень.

Запропонована система має мати широкий спектр застосувань, забезпечуючи інтеграцію в різні галузі. Її функціональність має базуватися на використанні

передових алгоритмів машинного навчання, здатних обробляти великі обсяги даних. Унікальність розробки полягає у поєднанні точності розпізнавання, швидкості обробки та адаптивності до специфічних вимог галузі.

### 1.1 Проблеми аналізу даних, отриманих за допомогою БПЛА

Незважаючи на значні переваги використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для збору даних, аналіз отриманої інформації супроводжується низкою проблем. Вони пов'язані з великими обсягами даних, складністю їхньої обробки та залежністю від зовнішніх умов. Розв'язання цих проблем є важливим завданням для забезпечення ефективного використання отриманих даних і прийняття рішень на їх основі.

Однією з головних проблем є величезні обсяги інформації, які генеруються під час зйомки територій за допомогою БПЛА. Камери високої роздільної здатності створюють гігабайти даних навіть у коротких польотах. Обробка таких обсягів вручну займає багато часу, потребує значних обчислювальних ресурсів і залучення висококваліфікованого персоналу.

Дані, отримані БПЛА, часто містять неточності, спричинені зовнішніми факторами. До основних проблем належать:

- нестабільні погодні умови, такі як туман, дощ або сильний вітер;
- недостатнє освітлення, яке може впливати на якість зображень;
- перешкоди на місцевості, наприклад, густий лісовий покрив, високі будівлі або рельєф.

Ці фактори можуть спричинити виникнення шумів, спотворень або відсутність важливих деталей на зображеннях (рис. 1.2).



Рисунок 1.2 – зображення в хорошу та туманну погоду

Ще однією проблемою є складність обробки даних через високу роздільну здатність зображень. Аналіз великих територій із численними дрібними об'єктами вимагає точних алгоритмів і великих обчислювальних потужностей. Додаткову складність створює потреба розбивати великі зображення на менші частини (тайли) для обробки та подальшого їх об'єднання, що зберігає контекст і забезпечує цілісність даних.

Класифікація об'єктів також є викликом, особливо коли вони мають різні розміри, форми чи кольори. Наприклад, транспортні засоби на великій території можуть бути дрібними та важкодоступними для автоматизованого розпізнавання без високоточних алгоритмів. Такі завдання потребують гнучких і навчальних моделей, які можуть працювати з різноманіттям об'єктів.

Ще одна важлива проблема – зберігання та передача великих обсягів даних. У віддалених місцях, де проводиться зйомка, часто є обмеження на пропускну здатність мережі, що ускладнює передачу отриманих матеріалів для аналізу. Це обмеження потребує використання локальних рішень для зберігання та первинної обробки даних.

Ручний аналіз даних, навіть за допомогою програмного забезпечення, має свої недоліки. Він призводить до таких труднощів:

- значні затрати часу на обробку;

- високий ризик помилок через втому або суб'єктивний підхід;
- залежність від кількості та кваліфікації фахівців, що обмежує масштабованість процесу.

Ці обмеження роблять традиційні методи аналізу менш ефективними для роботи з великими обсягами інформації.

Зважаючи на ці виклики, стає очевидною необхідність створення автоматизованих систем для аналізу даних із БПЛА. Такі системи можуть зменшити навантаження на персонал, підвищити точність і швидкість обробки, а також забезпечити роботу з великими обсягами даних у реальному часі. Інтеграція інтелектуальних алгоритмів та автоматизованих інструментів дозволяє розв'язати більшість перелічених проблем, забезпечуючи ефективне використання отриманих даних для прийняття рішень у різних сферах.

## 1.2 Роль інтелектуальних систем у вирішенні цих проблем

Інтелектуальні системи, побудовані на основі сучасних алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж, відіграють ключову роль у подоланні проблем, пов'язаних із аналізом даних, отриманих за допомогою БПЛА. Їхня здатність автоматизувати складні процеси, адаптуватися до різних умов і працювати з великими обсягами інформації робить такі системи незамінними інструментами для підвищення ефективності аналізу та прийняття рішень.

Однією з головних переваг інтелектуальних систем є їх здатність обробляти великі обсяги даних у короткі терміни. Завдяки використанню алгоритмів глибокого навчання, таких як архітектури YOLO (You Only Look Once), системи можуть швидко ідентифікувати об'єкти навіть на зображеннях високої роздільної здатності. Це значно скорочує час аналізу й усуває потребу в ручній обробці, що є трудомістким і часто неточним процесом.

Важливою функцією інтелектуальних систем є автоматичне розпізнавання об'єктів із високою точністю. Алгоритми, навчені на великих датасетах,

дозволяють класифікувати та сегментувати об'єкти навіть у складних умовах, таких як низьке освітлення, шум чи наявність перешкод на зображеннях. Це зменшує вплив зовнішніх факторів, які зазвичай ускладнюють аналіз даних і знижують якість результатів.

Додатково, стандартні датасети часто не відповідають специфічним завданням аналізу, що ставляться перед конкретною системою. Це вимагає адаптації й розширення навчальних даних, наприклад через використання аугментації зображень. Аугментація дозволяє модифікувати існуючі дані, додаючи варіативність і збільшуючи обсяг навчальної інформації для моделі, що позитивно впливає на її точність і універсальність.

Інтелектуальні системи також суттєво знижують вплив людського фактору. Ручний аналіз даних часто супроводжується помилками через суб'єктивний підхід, втому чи недостатню кваліфікацію операторів. Автоматизовані алгоритми забезпечують об'єктивність, стабільність і прогнозованість результатів, що є критично важливим у багатьох застосуваннях.

Ще однією унікальною особливістю інтелектуальних систем є їх здатність до адаптації. Алгоритми машинного навчання дозволяють системам удосконалювати свої моделі, використовуючи нові дані для додаткового навчання. Це робить їх ефективними навіть у ситуаціях, коли змінюються умови роботи, типи об'єктів або сценарії використання.

Крім того, такі системи здатні виконувати постобробку даних, наприклад, об'єднувати результати аналізу частин великого зображення (тайлів) у цілісний контекст. Це дозволяє зберігати повноту інформації й отримувати більш точні та узгоджені результати, навіть при аналізі великих територій.

Інтеграція інтелектуальних систем у процес аналізу даних із БПЛА відкриває нові можливості для дослідників і практиків. Вони забезпечують оперативність і точність у прийнятті рішень, що особливо важливо для прогностичного аналізу змін територій, моніторингу природних ресурсів та інфраструктури. Наприклад, у

ситуаціях ліквідації наслідків стихійних лих або пожеж такі системи можуть швидко надати критичну інформацію для прийняття ефективних заходів.

Таким чином, інтелектуальні системи вирішують ключові проблеми, пов'язані з аналізом даних, отриманих за допомогою БПЛА. Вони не тільки оптимізують процеси обробки, але й підвищують якість і точність аналізу, забезпечуючи надійний інструмент для наукових і прикладних завдань.

### 1.3 Мета і завдання інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів

Метою розробки інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів є автоматизація процесів обробки та аналізу даних, отриманих за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Система повинна забезпечувати точне, швидке і надійне виявлення об'єктів на аеро– та фотознімках, зменшуючи трудові витрати, мінімізуючи вплив людського фактору та підвищуючи ефективність виконання завдань у різних галузях.

Головна мета полягає у створенні універсального інструменту, здатного працювати з великими обсягами даних і адаптуватися до специфічних вимог. Це включає інтеграцію з існуючими системами, підтримку різноманітних типів об'єктів та використання сучасних методів машинного навчання.

Для досягнення цієї мети поставлено такі завдання:

- розробити ефективний алгоритм обробки даних, здатний працювати як із великими, так і з малими зображеннями, система повинна мати можливість розбивати великі зображення на тайли, аналізувати їх окремо та об'єднувати результати (рис. 1.3);

- реалізувати механізм автоматичного розпізнавання об'єктів із високою точністю, використовуючи сучасні архітектури нейронних мереж, такі як YOLO (You Only Look Once);

- забезпечити можливість класифікації та підрахунку об'єктів на зображеннях, система повинна працювати з різними типами об'єктів, такими як літаки, кораблі, транспортні засоби та інші;
- розробити інтерфейс користувача, що дозволяє обирати модель, задавати параметри аналізу (розмір зображення, тайлів) і переглядати результати, інтерфейс повинен бути інтуїтивно зрозумілим і забезпечувати зручність роботи з системою;
- реалізувати можливість адаптації системи до нових типів об'єктів шляхом донавчання моделей, це дозволить розширювати функціонал системи відповідно до змінних потреб;
- забезпечити надійність і швидкість роботи системи навіть на обмежених обчислювальних ресурсах, що особливо важливо для роботи в польових умовах.

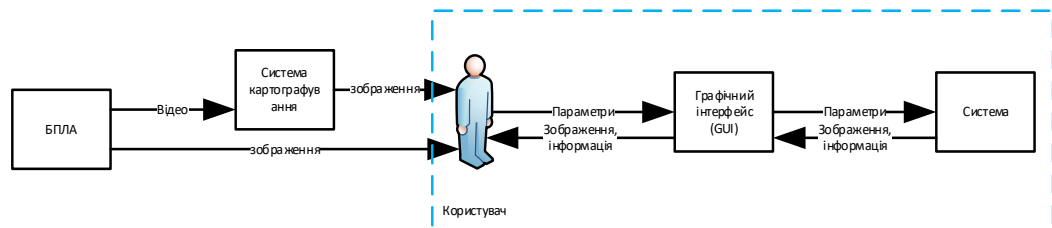


Рисунок 1.3 – Спрощена схема взаємодії користувача

Завдяки виконанню цих завдань, система зможе ефективно працювати з великими обсягами даних і забезпечувати надійні результати у реальному часі. Це зробить її універсальним інструментом для вирішення різноманітних завдань у галузях урбаністики, моніторингу інфраструктури та інших.

Автоматизація процесів аналізу не лише зменшить затрати часу, але й підвищить точність та надасть можливість використовувати систему для прийняття управлінських рішень, підвищуючи її практичну цінність у різних галузях.

#### 1.4 Вплив автоматизації на ключові завдання системи

Автоматизація процесів аналізу даних, отриманих за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА), є ключовим фактором для підвищення ефективності вирішення завдань, пов'язаних із збором, обробкою та аналізом інформації про об'єкти на територіях. У контексті розробки інтелектуальних систем розпізнавання об'єктів автоматизація не лише оптимізує існуючі процеси, але й значно розширює функціональні можливості таких систем.

Однією з головних переваг автоматизації є здатність значно скорочувати час, необхідний для обробки великих обсягів даних. Традиційні методи, що базуються на ручній обробці зображень, ідентифікації та класифікації об'єктів, вимагають значних витрат часу й ресурсів. Натомість автоматизовані алгоритми, особливо ті, що використовують методи машинного навчання, дозволяють виконувати ці завдання швидше, що є вирішальним для аналізу територій великої площі.

Людський фактор часто є джерелом помилок у ручному аналізі даних, таких як втрати уваги, суб'єктивність підходу чи недосконала класифікація. Автоматизовані системи вирішують ці проблеми, забезпечуючи стабільність і точність результатів. Використання алгоритмів глибокого навчання, таких як нейронні мережі, дозволяє системам працювати з великою кількістю даних, адаптуючи моделі до різноманітних сценаріїв і забезпечуючи об'єктивність процесу аналізу.

Іншою перевагою автоматизації є її здатність до адаптації. Сучасні інтелектуальні системи можуть пристосовуватися до нових умов роботи, змінюючи методи аналізу залежно від типу об'єктів, освітлення чи погодних умов. Це створює основу для створення універсальних і масштабованих систем, які можуть застосовуватись у різних контекстах.

Автоматизація також сприяє оптимізації ресурсів. Системи, що автоматично розпізнають об'єкти, дозволяють зменшити потребу в ручній обробці даних та кількості фахівців, залучених до виконання завдань. Це звільняє ресурси для

виконання більш складних завдань, таких як моделювання процесів чи прийняття управлінських рішень.

Завдяки автоматизації стає можливим впровадження нових методів аналізу, які раніше були недоступними через складність чи обмеження традиційних підходів. Наприклад, автоматичне розпізнавання об'єктів різних типів – від літаків і транспортних засобів до мостів і спортивних майданчиків – дозволяє створити універсальну систему, яка адаптується до конкретних сценаріїв застосування.

Нарешті, автоматизація створює фундамент для подальшого розвитку інтелектуальних систем, відкриваючи нові можливості у вирішенні дослідницьких та прикладних завдань. Здатність таких систем працювати з великими обсягами даних, забезпечувати високу точність і швидкість обробки сприяє створенню ефективних рішень, що можуть інтегруватися у широкий спектр галузей.

Автоматизація відіграє вирішальну роль у сучасних підходах до аналізу даних. Вона дозволяє долати існуючі обмеження, створюючи універсальні системи, які відповідають сучасним вимогам швидкості, точності та адаптивності. Це робить автоматизацію невід'ємним компонентом розвитку інтелектуальних систем розпізнавання об'єктів.

## Висновок до розділу 1

Перший розділ дисертації створює ґрунтовну основу для розуміння контексту і проблематики, пов'язаних із розробкою інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА). У сучасних умовах БПЛА є одним із найперспективніших інструментів для збору великого обсягу високоточних даних. Їхня маневровість, можливість працювати в недоступних або небезпечних місцях, а також здатність забезпечувати швидкий та якісний збір інформації роблять їх незамінними для аналізу територій у різних галузях: від екологічного моніторингу до управління інфраструктурою.

Проведений аналіз показав, що попри численні переваги, використання БПЛА стикається з низкою проблем. Основні з них включають обробку великих обсягів даних, складність роботи з високодеталізованими зображеннями, вплив зовнішніх умов, таких як освітлення чи погодні умови, а також високі затрати часу й ризики людських помилок при ручному аналізі. Існуючі методи часто виявляються недостатньо ефективними для вирішення цих завдань, особливо коли йдеться про ідентифікацію об'єктів у складних умовах або на великих територіях.

Інтелектуальні системи, засновані на сучасних алгоритмах машинного навчання, а саме нейронних мережах, мають значний потенціал для вирішення зазначених проблем. Вони здатні забезпечити точність, швидкість і адаптивність аналізу, що дозволяє не лише зменшити залежність від людського фактору, але й підвищити ефективність процесів прийняття рішень. Особливий акцент зроблено на ролі автоматизації, яка відкриває нові можливості для масштабованості систем і інтеграції інноваційних алгоритмів.

Поставлені завдання свідчать про необхідність створення універсальної системи, здатної працювати з великими обсягами інформації, ідентифікувати різноманітні об'єкти на основі зображень та надавати користувачеві якісні аналітичні дані. Така система дозволяє зменшити час на аналіз, оптимізувати ресурси та знизити ризики помилок, створюючи основу для її використання в широкому спектрі завдань.

Аналіз також підтвердив доцільність впровадження автоматизованих підходів для підвищення якості результатів і оперативності їх отримання. Інтелектуальні алгоритми демонструють переваги в обробці великих територій, забезпечуючи універсальність та адаптивність до змінних умов.

Результати проведеного огляду підтверджують актуальність та необхідність створення інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів із використанням БПЛА. Розробка такої системи має потенціал для значного внеску в розвиток наукових і прикладних технологій, пропонуючи ефективний і адаптивний інструмент для вирішення сучасних викликів.

## 2 ОГЛЯД НАЯВНИХ РІШЕНЬ І ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА

### 2.1 Аналіз сучасних технологій та інструментів обробки даних БПЛА

Отримані зображення та дані за допомогою БПЛА вимагають глибокого аналізу, що можливе лише за допомогою сучасних технологій обробки. Ключовими аспектами аналізу даних БПЛА є висока роздільна здатність зображень, складність аналізу великих обсягів даних і необхідність автоматизації. Основними підходами до обробки є:

- фотограмметрія – технологія дозволяє створювати цифрові моделі рельєфу (DEM) та ортофотоплани шляхом обробки зображень із дронів, фотограмметричні алгоритми лежать в основі таких платформ, як Pix4D та DroneDeploy [30][31];
- алгоритми машинного навчання (ML) – включаючи глибоке навчання, активно застосовуються для класифікації об'єктів і виявлення змін, наприклад, YOLO [2] та Faster R-CNN [21] використовуються для автоматичного розпізнавання об'єктів на знімках із високою точністю;
- хмарні обчислення – платформи на основі хмарних сервісів (Google Earth Engine, AWS Rekognition) дозволяють швидко обробляти великі обсяги даних без потреби у потужному локальному обладнанні, це особливо важливо для задач, що вимагають обробки супутникових або аерофотознімків у реальному часі [28][29];
- GIS-інструменти – геоінформаційні системи (QGIS, ArcGIS) інтегрують обробку геопросторових даних із можливостями аналізу, вони дозволяють виконувати класифікацію об'єктів, оцінювати зміни на території та створювати комплексні карти [26][27].

Одним із найважливіших інструментів для автоматизації аналізу є глибокі нейронні мережі. Застосування моделей, таких як YOLO [2], ResNet [16], U-Net [38], забезпечує можливість розпізнавати об'єкти різного розміру, форми та кольору навіть у складних умовах, наприклад, при низькому освітленні або

наявності шумів. Особливу увагу варто приділити розбиттю великих зображень на менші частини (тайли) для ефективної обробки [17].

Незважаючи на досягнення в галузі обробки даних, існують певні проблеми, які необхідно вирішувати:

- високі вимоги до обладнання, що ускладнює використання локальних рішень [32];
- відсутність універсальних алгоритмів для роботи з різними типами об'єктів та сценаріїв [15];
- обмеження традиційних GIS-інструментів у роботі з великими датасетами [26][27].

Щоб обрати найефективніші рішення для створення інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів, необхідно детально проаналізувати існуючі програмні засоби.

## 2.2 Порівняння програмних засобів для розпізнавання об'єктів

Сучасний ринок програмного забезпечення для обробки даних із безпілотних літальних апаратів (БПЛА) представлений широким спектром рішень. Ці рішення варіюються від інструментів для базової фотограмметрії до складних систем, які інтегрують алгоритми машинного навчання для автоматизованого розпізнавання об'єктів. Кожне з таких рішень має свої переваги, недоліки та область застосування, які потрібно враховувати при виборі технологічної бази для створення інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів [31][30].

Аналіз програмних засобів для розпізнавання об'єктів ґрунтується на наступних ключових аспектах:

- оцінка спектру завдань – інструменти відрізняються за функціональністю: від базової класифікації до сегментації та виявлення змін на знімках, наприклад, платформи, що використовують алгоритми YOLO або Faster R-CNN, забезпечують автоматичну ідентифікацію об'єктів із високою точністю [2][21];

- робота з великими обсягами даних – деякі платформи, як Google Earth Engine чи AWS Rekognition, оптимізовані для обробки великих датасетів, що робить їх зручними для масштабованих завдань [28][29];
- інтеграція з іншими інструментами – платформи, сумісні з TensorFlow чи PyTorch, дозволяють розробляти та впроваджувати складні моделі машинного навчання, а GIS–системи, як QGIS чи ArcGIS, спрощують аналіз геопросторових даних [26][27][32];
- інтерфейс і технічна підтримка – простота у використанні та доступність технічної підтримки є важливими факторами, особливо для новачків у галузі;
- ліцензійні вимоги – безкоштовні та відкриті інструменти, як QGIS, мають перевагу для проєктів із обмеженим бюджетом, тоді як комерційні рішення, як Pix4D чи DroneDeploy, часто пропонують більше функцій, але вимагають ліцензійних витрат [30][31].

### 2.2.1 Платформа QGIS – Deepness: Deep Neural Remote Sensing

QGIS – це відкрита платформа геоінформаційних систем (GIS), що дозволяє працювати з геопросторовими даними. Deepness: Deep Neural Remote Sensing є спеціалізованим плагіном для QGIS, який інтегрує можливості глибокого навчання у сферу дистанційного зондування. Плагін дозволяє користувачам застосовувати глибокі нейронні мережі для аналізу супутникових і аерофотознімків, виконувати класифікацію об'єктів, сегментацію зображень і виявлення аномалій [26].

Сильні сторони:

- платформа QGIS та плагін Deepness надають можливість налаштування під конкретні задачі;
- користувачі можуть розробляти й тренувати власні моделі нейронних мереж під конкретні проєкти;
- робота з широким спектром супутникових та аерофотознімків, а також інтеграція з іншими GIS–інструментами;

- можливість використовувати готові бібліотеки глибокого навчання, такі як TensorFlow або PyTorch, для розробки індивідуальних моделей [32].

Слабкі сторони:

- вимагає від користувачів знань у сфері геоінформаційних систем та глибокого навчання;
- для ефективного тренування моделей потрібен потужний комп'ютер чи сервер;
- порівняно з комерційними рішеннями, плагін може мати обмежену підтримку та менше готових інструментів;
- більшість обчислень виконується локально, що може бути незручно для великих обсягів даних [27].

### 2.2.2 Платформа ArcGIS (Esri)

ArcGIS від компанії Esri – це провідна платформа для управління, аналізу та візуалізації геопросторових даних. Вона має розширений функціонал для обробки супутникових і аерофотознімків, як автоматизоване розпізнавання об'єктів за допомогою інструментів машинного та глибокого навчання (ArcGIS Pro, Image Analyst). ArcGIS також надає можливість виявлення змін на території та інтеграції з іншими AI-платформами, що робить його універсальним інструментом для моніторингу та картографування [27].

Сильні сторони:

- платформа ArcGIS підтримує глибоке навчання для класифікації зображень і розпізнавання об'єктів;
- платформа ArcGIS Online дозволяє виконувати аналіз у хмарі та інтегруватися з іншими сервісами;
- працює з супутниковими даними високої роздільної здатності та підтримує інструменти для обробки великих масивів;

- велика кількість модулів, документації та технічної підтримки, що підходить як для новачків, так і для професіоналів [27, 29];

- дозволяє поєднувати супутникові зображення з іншими типами даних (соціально–економічними, геологічними тощо).

Слабкі сторони:

- ліцензування та підписка на ArcGIS можуть бути дорогими для малих компаній та дослідників;

- для ефективного використання інструментів глибокого навчання потрібні знання в області GIS та AI;

- робота з великими наборами даних може вимагати значних обчислювальних потужностей;

- деякі модулі (наприклад, машинне навчання) краще працюють у хмарному середовищі, що може обмежувати локальну роботу [28].

### 2.2.3 Система Pix4D

Pix4D – це спеціалізоване програмне забезпечення для обробки зображень із дронів та створення 2D і 3D карт, ортофотопланів та цифрових моделей рельєфу (DSM). Воно використовує фотограмметричні алгоритми для точного аналізу зображень, а також підтримує функції машинного навчання для автоматичної класифікації та розпізнавання об'єктів на знімках. Pix4D широко використовується в сільському господарстві, будівництві, моніторингу інфраструктури та екологічних проєктах [30, 31].

Сильні сторони:

- програма підтримує автоматизовані польотні плани, що дозволяє легко збирати та обробляти зображення;

- створює ортофотоплани, хмарні моделі точок та цифрові моделі рельєфу з високою точністю;

- дозволяє створювати NDVI–карти для моніторингу здоров'я рослин;

- використовує алгоритми машинного навчання для автоматичної класифікації об'єктів і виявлення змін;
- дозволяє зберігати дані та виконувати обчислення в хмарі для підвищення продуктивності.

Слабкі сторони:

- ліцензія на програмне забезпечення є дорогою, особливо для малого бізнесу або індивідуальних користувачів;
- робота з високороздільними знімками може вимагати потужного обладнання для обробки;
- алгоритми можуть давати похибки при аналізі територій із щільною рослинністю або за несприятливих погодних умов;
- потребує часу на навчання, щоб освоїти всі функції та можливості платформи;
- для отримання точних результатів потрібні високоякісні зображення, зібрані в правильних умовах [15, 30].

#### 2.2.4 Система ENVI (Harris Geospatial Solutions)

ENVI – це потужне програмне забезпечення для обробки та аналізу зображень, яке спеціалізується на дистанційному зондуванні та геоінформаційних технологіях. Воно пропонує широкий спектр інструментів для аналізу супутникових та аерофотознімків, включаючи автоматичне розпізнавання об'єктів, класифікацію, сегментацію та виявлення змін. ENVI підтримує інтеграцію з Python, що дозволяє користувачам створювати кастомізовані скрипти та розширювати функціонал програмного забезпечення [27].

Сильні сторони:

- система ENVI забезпечує потужні алгоритми для обробки даних та отримання глибокої інформації з зображень;

- система має вбудовані можливості для використання алгоритмів машинного навчання, що підвищує точність аналізу;
- може обробляти дані з різних сенсорів та платформ, що робить його універсальним рішенням [26];
- має добре розроблену документацію та технічну підтримку, що полегшує навчання та впровадження;
- дозволяє користувачам створювати кастомізовані інструменти та автоматизувати процеси обробки [27].

Слабкі сторони:

- ліцензії на ENVI можуть бути дорогими, що обмежує доступність для малих підприємств і дослідників;
- для ефективного використання програми потрібні значні знання в галузі дистанційного зондування та геоінформаційних систем;
- для роботи з великими обсягами даних потрібно потужне обладнання, що може бути проблемою для деяких користувачів [27];
- новачкам може знадобитися більше часу для освоєння інтерфейсу та функціоналу програми через її складність;
- хоча ENVI потужний для аналізу, його візуалізаційні можливості можуть бути менш розвиненими в порівнянні з іншими GIS-системами.

### 2.2.5 Платформа Google Earth Engine

Google Earth Engine – це потужна платформа для обробки та аналізу геопросторових даних, яка працює у хмарному середовищі. Вона дозволяє дослідникам, вченим і аналітикам виконувати масштабовані геопросторові аналізи, використовуючи величезні набори даних супутникових зображень та алгоритми машинного навчання. Google Earth Engine забезпечує доступ до численних супутникових систем, включаючи Landsat, Sentinel, MODIS та інші, і дозволяє виконувати автоматизовані аналізи в реальному часі [28].

Сильні сторони:

- доступ до багатотисячних супутникових знімків і геопросторових даних, що дозволяє проводити аналізи на глобальному рівні;
- використання хмарних обчислень дозволяє швидко обробляти великі обсяги даних без необхідності потужного локального обладнання [29];
- наявність вбудованих функцій для дистанційного зондування, аналізу змін та автоматичного розпізнавання об'єктів;
- підтримує мови програмування, такі як JavaScript і Python, що дозволяє користувачам налаштовувати свої аналізи та створювати кастомізовані алгоритми [28];
- наявність великої спільноти користувачів, яка обмінюється ідеями, а також добре структурованої документації та навчальних матеріалів.

Слабкі сторони:

- потрібен постійний доступ до Інтернету для роботи з платформою, що може бути обмежуючим у віддалених регіонах;
- дані зберігаються в хмарі Google, що може викликати побоювання щодо конфіденційності та безпеки даних;
- необхідність знання програмування для оптимального використання функцій платформи може бути перешкодою для нових користувачів [28];
- хоча обробка у хмарі може бути швидкою, в деяких випадках великі обсяги даних можуть потребувати часу на обробку, особливо в пікові години;
- в деяких випадках, через обмеження безкоштовного доступу, користувачі можуть стикатися з обмеженнями на обробку даних [29].

### 2.2.6 Сервіс AWS Rekognition Custom Labels

AWS Rekognition Custom Labels – це сервіс від Amazon Web Services, який дозволяє користувачам створювати кастомізовані моделі машинного навчання для розпізнавання об'єктів, сцен та активностей у зображеннях та відео. Завдяки цій

платформі користувачі можуть навчати моделі, використовуючи власні набори даних, що дозволяє адаптувати їх під специфічні задачі, наприклад, розпізнавання певних типів об'єктів у аерофотознімках або супутникових зображеннях [29].

Сильні сторони:

- можливість створення кастомізованих моделей під специфічні задачі та типи об'єктів, що підвищує точність розпізнавання;
- легко інтегрується з іншими сервісами AWS, такими як S3 для зберігання даних, що забезпечує зручний робочий процес [29];
- використання алгоритмів Amazon для обробки великих обсягів даних і автоматичного покращення точності моделей;
- використання хмарних обчислень зменшує потребу в потужному локальному обладнанні для навчання та обробки моделей;
- може працювати з різними типами даних, включаючи зображення та відео.

Слабкі сторони:

- використання AWS Rekognition може бути дорогим для малих підприємств або для великих обсягів даних через плату за використання ресурсів [29];
- потрібен стабільний доступ до Інтернету для роботи з сервісом, що може бути обмежуючим у певних умовах;
- користувачі повинні мати певні знання у галузі машинного навчання для ефективного використання кастомних моделей;
- питання конфіденційності можуть виникнути при обробці чутливих або особистих даних через зберігання їх у хмарі AWS;
- для навчання моделей потрібні якісні та об'єктивні набори даних, що може бути проблемою для деяких користувачів.

### 2.2.7 Система DroneDeploy

DroneDeploy – це програмне забезпечення для обробки даних, зібраних дронами, яке дозволяє користувачам створювати 2D та 3D карти, ортофотоплани

та моделі рельєфу. Платформа підтримує автоматизовані польоти дронів, обробку зображень та аналіз даних, що робить її популярною серед професіоналів у сільському господарстві, будівництві, геодезії та екологічному моніторингу. DroneDeploy також включає функції для автоматичного розпізнавання об'єктів та аналізу змін на території [30].

Сильні сторони:

- платформа дозволяє автоматизувати польотні місії, що спрощує збір даних;
- інтуїтивний інтерфейс: програмне забезпечення має зручний інтерфейс, що полегшує використання навіть для новачків;
- використання хмарних технологій забезпечує швидку обробку даних і зберігання, зменшуючи потребу в потужному локальному обладнанні;
- наявність розширених функцій для аналізу зібраних даних, включаючи автоматичне розпізнавання об'єктів і виявлення змін [30];
- дозволяє планувати, контролювати і ділитися результатами з іншими учасниками проекту.

Слабкі сторони:

- платформи можуть мати значні витрати на підписку, що може бути непосильним для малих компаній;
- точність аналізу залежить від якості зображень, зібраних дронами, а також від умов, у яких проводиться зйомка;
- можливості кастомізації можуть бути обмеженими в порівнянні з іншими програмами для глибшого аналізу;
- для роботи з хмарною платформою потрібен стабільний доступ до Інтернету;
- для повного освоєння всіх функцій програми може знадобитися деякий час на навчання.

### 2.2.8 Платформа Sentera

Sentera – це платформа, що спеціалізується на зборі, обробці та аналізі даних, отриманих за допомогою дронів. Вона пропонує рішення для агрономії, екологічного моніторингу та управління ресурсами, використовуючи технології дистанційного зондування. Sentera надає широкий спектр сенсорів для дронів, які дозволяють отримувати високоякісні зображення та аналізувати здоров'я рослин, виявляти зміни в навколишньому середовищі та розпізнавати об'єкти [48].

Сильні сторони:

- платформа має спеціалізовані інструменти для агрономії, включаючи NDVI-аналіз для моніторингу здоров'я рослин;
- sentera підтримує різноманітні дрони та сенсори, що дозволяє користувачам налаштовувати рішення під свої потреби [48];
- програмне забезпечення автоматизує обробку зображень і аналіз даних, що підвищує ефективність роботи;
- використання сучасних сенсорів забезпечує точність та деталізацію отриманих зображень;
- дані зберігаються в хмарі, що дозволяє легко ділитися ними з іншими учасниками проекту.

Слабкі сторони:

- програмне забезпечення та обладнання можуть бути дорогими, що може обмежувати доступ для малих фермерів або компаній;
- хоча платформа є потужною для агрономії, її функціонал може бути обмеженим для інших сфер застосування;
- точність аналізу залежить від якості зібраних зображень і даних, що можуть бути погіршені погодними умовами;
- для оптимізації роботи системи може знадобитися деякий час на налаштування та навчання;
- для роботи з хмарними даними потрібен стабільний доступ до Інтернету.

Ці програмні засоби демонструють широкий спектр можливостей і здатні покривати різноманітні сценарії використання, від екологічного моніторингу та сільського господарства до управління інфраструктурними проєктами та міського планування. Кожна система має свої унікальні переваги, що робить її більш підходящою для певних завдань. Проте жодне з рішень не є універсальним, і їх застосування часто потребує адаптації до конкретних потреб користувача або організації.

Незважаючи на високий рівень розвитку сучасних програмних засобів, їхній вибір супроводжується низкою викликів. Висока вартість впровадження є одним із найпоширеніших обмежень, особливо для преміальних інструментів, таких як ArcGIS чи ENVI, які мають багатий функціонал, але є дорогими для малих підприємств або індивідуальних користувачів. Відкриті платформи, як-от QGIS, хоча й безкоштовні, можуть поступатися комерційним рішенням у швидкості обробки, рівні підтримки та обсязі готових до використання інструментів.

Залежність від хмарних технологій, як це спостерігається у випадку Google Earth Engine чи AWS Rekognition, зумовлює потребу в стабільному інтернет-з'єднанні. Це може стати серйозною перешкодою для використання у віддалених районах або за умов обмеженого доступу до мережі. Крім того, навчання користувачів для ефективного використання таких спеціалізованих інструментів потребує часу, ресурсів і зусиль, що є додатковим фактором, який слід враховувати під час впровадження.

### 2.3 Визначення переваг і недоліків існуючих рішень

Огляд існуючих програмних рішень у сфері обробки даних із безпілотних літальних апаратів (БПЛА) показав значну різноманітність доступних інструментів. Кожна з платформ має унікальні можливості, які дозволяють виконувати специфічні завдання: від базового аналізу до автоматичного

розпізнавання об'єктів на знімках високої роздільної здатності. Проте всі рішення мають свої обмеження, які необхідно враховувати при виборі технологічної бази для розробки інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів.

Для систематизації інформації та полегшення аналізу наведено порівняльну таблицю сильних і слабких сторін основних програмних рішень (табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Аналіз сильних та слабких сторін аналогів

| Технологія          | Сильні сторони                         | Слабкі сторони                    |
|---------------------|--|-----------------------------------|
| QGIS – Deepness     | Відкритий код                          | Висока складність                 |
|                     | Широкий спектр плагінів                | Обмежена підтримка                |
|                     | Гнучкість                              | Повільна обробка                  |
| ArcGIS (Esri)       | Потужні аналітичні інструменти         | Висока вартість                   |
|                     | Хмарна інфраструктура                  | Складність налаштування           |
|                     | Підтримка великих даних                | Вимоги до ресурсів                |
| Pix4D               | Інтеграція з дронами                   | Висока вартість                   |
|                     | Точна 3D-візуалізація                  | Потребує потужного обладнання     |
|                     | AI та ML                               | Складність для новачків           |
| ENVI                | Широкий спектр аналітичних можливостей | Висока вартість                   |
|                     | Інтеграція з AI та ML                  | Складність у використанні         |
|                     | Підтримка різних форматів              | Вимоги до апаратного забезпечення |
| Google Earth Engine | Величезний обсяг даних                 | Залежність від Інтернету          |
|                     | Хмарна обробка                         | Обмежений контроль над даними     |
|                     | Потужні аналітичні інструменти         | Складність для новачків           |
| AWS Rekognition     | Гнучкість                              | Вартість                          |
|                     | Проста інтеграція                      | Залежність від Інтернету          |

| Технологія  | Сильні сторони                           | Слабкі сторони                                      |
|-------------|--|---|
|             | Потужність ML                            | Потреба в якісних даних                             |
| DroneDeploy | Легка інтеграція                         | Вартість  |
|             | Інтуїтивний інтерфейс                    | Залежність від якості знімків                       |
|             | Хмарна обробка                           | Обмеження в налаштуваннях                           |
| Sentera     | Спеціалізація на сільському господарстві | Вартість  |
|             | Інтеграція з дронами                     | Обмежений функціонал для неагрономічних застосувань |
|             | Автоматизація                            | Складність налаштування                             |

#### 2.4 Основні висновки за результатами аналізу

Відкриті платформи (QGIS – Deepness): відкритий код і широка гнучкість налаштувань роблять ці рішення доступними для дослідників і розробників. Однак їх висока складність і потреба у спеціалізованих знаннях обмежують використання у проєктах з обмеженими ресурсами або строками[26][34].

Комерційні рішення (ArcGIS, ENVI, Pix4D): ці платформи забезпечують високий рівень автоматизації та потужні аналітичні можливості, проте вони характеризуються високою вартістю впровадження та експлуатації. Крім того, для роботи з ними часто потрібне потужне обладнання і значний рівень підготовки користувачів[27][31][36].

Хмарні платформи (Google Earth Engine, AWS Rekognition): ці рішення надають переваги у вигляді доступу до великих обсягів даних і масштабованості обчислень. Однак їх залежність від Інтернет-з'єднання та потенційні проблеми з конфіденційністю даних можуть бути критичними факторами у виборі[28][29].

Нішеві рішення (DroneDeploy, Sentera): ці платформи пропонують інструменти, спеціалізовані для певних галузей, наприклад, агрономії або

моніторингу інфраструктури. Вони добре інтегруються з обладнанням, але їхній функціонал часто обмежується вузькими сценаріями використання[30][31].

Вибір технології для розробки інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів повинен базуватися на таких аспектах:

- відповідність задачам: платформа повинна підтримувати специфічні алгоритми машинного навчання для автоматичного розпізнавання об'єктів із високою точністю[15][19][23];

- простота інтеграції: обраний інструмент має дозволяти налаштування та інтеграцію з іншими програмними продуктами й апаратним забезпеченням[32][46];

- оптимізація витрат: важливо враховувати не лише вартість ліцензій, а й витрати на навчання персоналу, обчислювальне обладнання та підтримку[21][27];

- скалабельність і продуктивність: здатність системи обробляти великі обсяги даних у реальному часі є критичною для багатьох сучасних завдань[36][40].

Проаналізовані рішення демонструють сильні та слабкі сторони, що дозволяє оцінити їх потенційну ефективність залежно від специфічних вимог і умов. Це створює основу для вибору інструментів, які забезпечують баланс між вартістю, функціональністю та продуктивністю.

## Висновок до 2 розділу

У другому розділі було здійснено детальний огляд сучасних рішень та технологій, які застосовуються для обробки даних і розпізнавання об'єктів за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Проведений аналіз дозволив не лише оцінити можливості існуючих програмних засобів, але й виявити їхні сильні та слабкі сторони, що стало основою для обґрунтованого вибору технологічної бази для розробки власної інтелектуальної системи.

Розглянуто широкий спектр інструментів – від відкритих платформ, до комерційних рішень. Особливу увагу приділено хмарним платформам, як-от Google Earth Engine і AWS Rekognition, які забезпечують потужні можливості для обробки

даних, але мають свої обмеження, зокрема залежність від мережі та високу вартість використання. Інструменти для аерофотозйомки, такі як DroneDeploy і Sentera, показали свою ефективність у конкретних галузях, проте їхня універсальність і адаптивність залишаються обмеженими.

Проведений порівняльний аналіз допоміг визначити, що хоча існуючі рішення мають низку сильних сторін, вони не завжди відповідають специфічним потребам, які виникають у процесі роботи з великими обсягами аерофотознімків та різноманітними типами об'єктів. Відсутність гнучкості, високі вимоги до апаратного забезпечення та складність адаптації під нові задачі обмежують їхню застосовність. Це підкреслює необхідність розробки унікального рішення, яке інтегруватиме сучасні методи машинного навчання та забезпечуватиме адаптивність до змінних умов.

## 3 ВИБІР ТЕХНОЛОГІЧНОЇ БАЗИ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ ВЛАСНОЇ СИСТЕМИ

### 3.1 Вибір архітектури системи та алгоритмів нейронних мереж

Розробка ефективної інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів на базі даних, отриманих з безпілотних літальних апаратів (БПЛА), вимагає використання сучасних архітектур нейронних мереж. Аналіз найбільш популярних архітектур для задач розпізнавання об'єктів, таких як YOLO (You Only Look Once), SSD (Single Shot Multibox Detector), Faster R-CNN, DETR, та інших є важливим етапом. Вибір архітектури повинен враховувати специфіку задачі, обсяги оброблюваних даних, продуктивність та точність.

Моделі YOLO є одним із найбільш популярних підходів до задач розпізнавання об'єктів. Ці архітектури розроблені з акцентом на швидкість та високу точність, що робить їх особливо цінними для застосувань із реальними часовими обмеженнями, таких як аерофотозйомка. У сімействі YOLO наявні кілька версій, кожна з яких представляє вдосконалення в продуктивності та точності (рис. 3.1) [2].

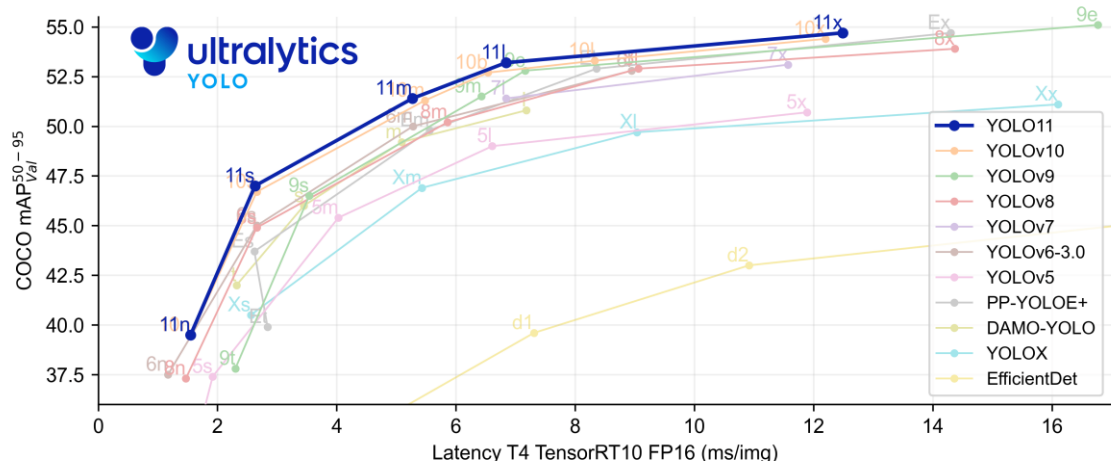


Рисунок 3.1 – продуктивність різних версій моделей YOLO[2]

Моделі YOLO демонструють найбільш збалансоване співвідношення між точністю (AP) та швидкістю обробки, що робить їх оптимальними для завдань, пов'язаних із аналізом великих аерофотознімків (рис. 3.2) [15].

| Architecture | Metric | Tr. subset   | Te. subset   | Val. subset  | All dataset  |
|--------------|--------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| YOLOv8       | AP     | <b>0.919</b> | 0.903        | 0.900        | 0.907        |
|              | Recall | 0.686        | 0.710        | <b>0.781</b> | 0.726        |
|              | IoU    | 0.711        | 0.704        | 0.696        | 0.704        |
| YOLOv5       | AP     | <b>0.968</b> | <b>0.956</b> | <b>0.942</b> | <b>0.955</b> |
|              | Recall | 0.661        | 0.705        | 0.770        | 0.712        |
|              | IoU    | 0.740        | <b>0.752</b> | 0.742        | 0.745        |
| SSD          | AP     | 0.594        | 0.653        | 0.638        | 0.628        |
|              | Recall | 0.386        | 0.432        | 0.496        | 0.438        |
|              | IoU    | 0.492        | 0.517        | 0.516        | 0.508        |
| Faster RCNN  | AP     | 0.573        | 0.714        | 0.726        | 0.671        |
|              | Recall | 0.422        | 0.413        | 0.491        | 0.442        |
|              | IoU    | 0.473        | 0.564        | 0.564        | 0.533        |
| RetinaNet    | AP     | 0.819        | 0.830        | 0.815        | 0.821        |
|              | Recall | 0.566        | 0.620        | 0.644        | 0.610        |
|              | IoU    | 0.647        | 0.652        | 0.641        | 0.647        |
| CenterNet    | AP     | 0.566        | 0.742        | 0.758        | 0.689        |
|              | Recall | 0.434        | 0.441        | 0.536        | 0.470        |
|              | IoU    | 0.473        | 0.593        | 0.603        | 0.556        |
| DETR         | AP     | 0.705        | 0.725        | 0.718        | 0.716        |
|              | Recall | 0.610        | 0.636        | 0.680        | 0.642        |
|              | IoU    | 0.553        | 0.576        | 0.558        | 0.563        |
| RTMDet       | AP     | 0.863        | 0.850        | <b>0.836</b> | 0.850        |
|              | Recall | 0.670        | 0.685        | 0.718        | 0.691        |
|              | IoU    | 0.672        | 0.676        | 0.664        | 0.670        |

Рисунок 3.2 – Порівняння різних моделей НМ на завданні детекції невеликих об'єктів[16]

Архітектура SSD пропонує швидке розпізнавання об'єктів за допомогою одноетапного підходу, що є схожим на YOLO. SSD ефективно працює із середньою роздільною здатністю зображень, але поступається YOLO за точністю, особливо на великих датасетах або в задачах, що потребують високої деталізації (рис. 3.3) [21].

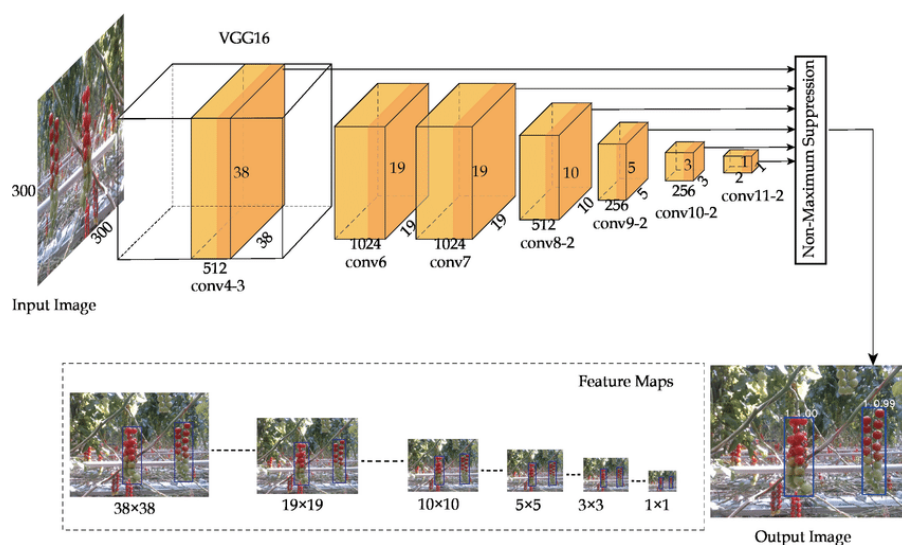


Рисунок 3.3 – Архітектура моделі SSD[49]

З іншого боку, Faster R-CNN, заснована на дворівневому підході (генерація пропозицій об'єктів і їх класифікація), забезпечує високу точність, але значно поступається за швидкістю, що ускладнює її застосування для потокової обробки великих зображень (рис. 3.4) [22].

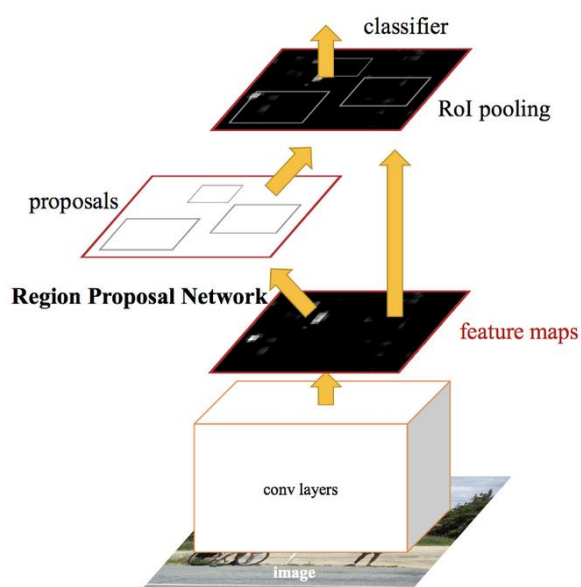


Рисунок 3.4 – Архітектура моделі Faster R-CNN[50]

DETR (DEtection TRansformer) представляє новий підхід до задач розпізнавання об'єктів, заснований на трансформерах. Ця архітектура демонструє чудові результати на комплексних наборах даних, але вимагає значних апаратних ресурсів для тренування і обробки (рис. 3.5) [22].

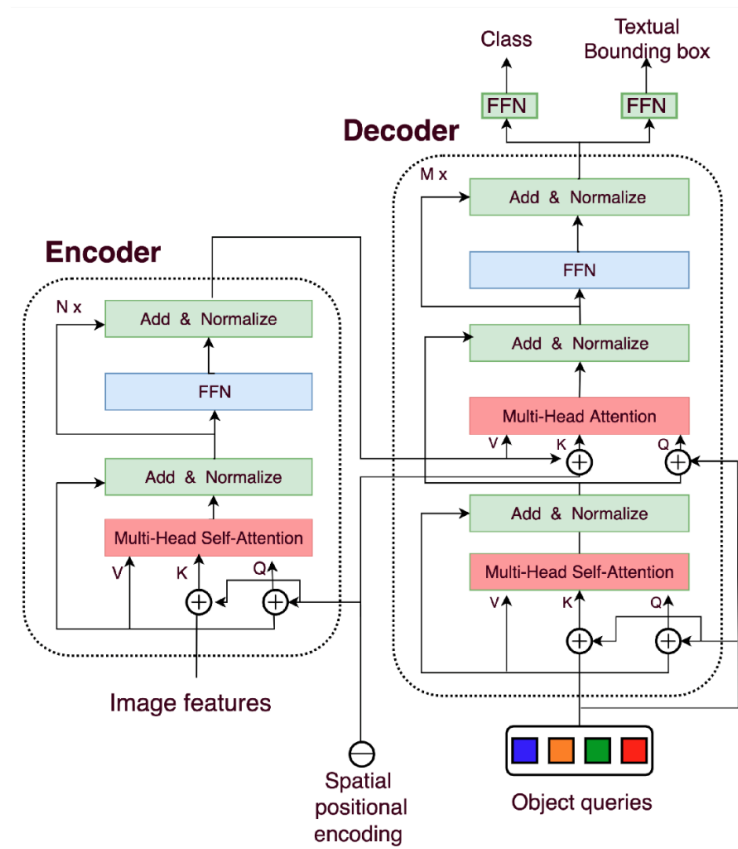


Рисунок 3.5 – Архітектура моделі DETR[51]

RetinaNet, відома завдяки використанню Focal Loss для роботи з нерівномірно розподіленими класами об'єктів, показує хорошу точність на складних наборах даних, але поступається YOLO за швидкістю (рис. 3.6) [23].

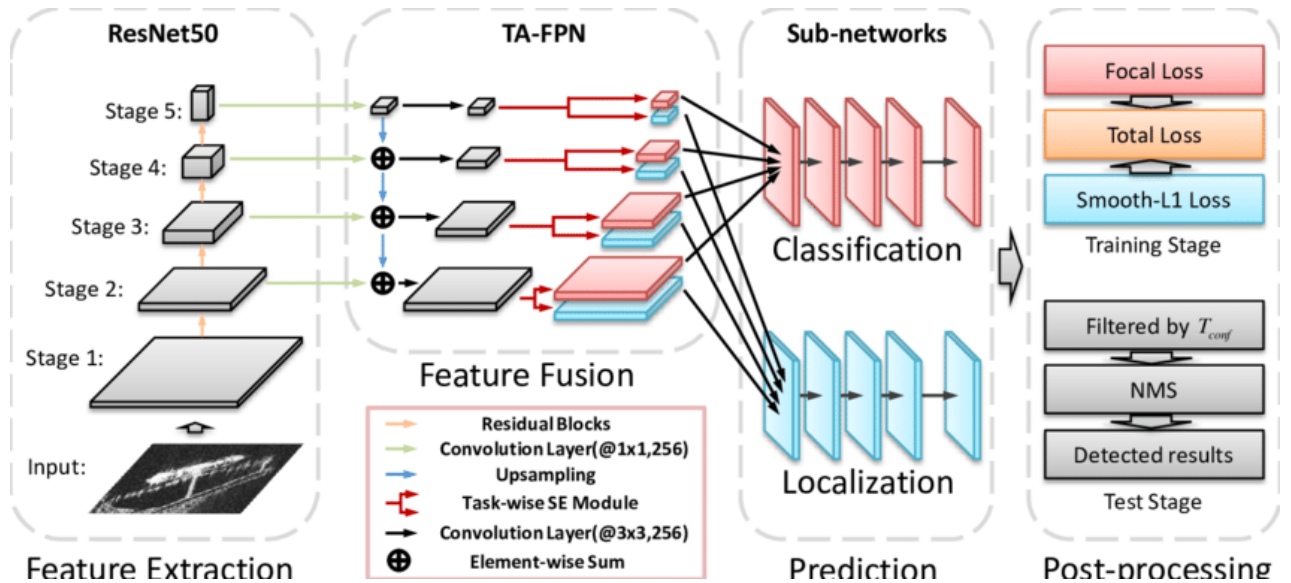


Рисунок 3.6 – Архітектура моделі RetinaNet[52]

На основі аналізу було обрано YOLO як основну архітектуру для реалізації системи. Це рішення базується на кількох ключових факторах:

- швидкість обробки: завдяки одноетапному підходу YOLO забезпечує високу швидкість аналізу, що є критичним для роботи з великими обсягами даних із БПЛА [2];

- точність: моделі YOLO демонструють високу точність у задачах розпізнавання об'єктів, включаючи складні сценарії з перекриттями або різними ракурсами [15];

- адаптивність: YOLO підтримує різні модифікації, включаючи обробку орієнтованих об'єктів (ОВВ), що є ключовою вимогою для обробки даних з аерофотозйомок [6].

Таким чином, сімейство моделей YOLO є найбільш придатним для задач розпізнавання об'єктів у контексті аналізу даних із БПЛА. Вибір останніх версій, таких як YOLOv11, забезпечує баланс між точністю та продуктивністю, тоді як можливість подальшої адаптації дозволяє розширювати функціональність системи.

### 3.2 Вибір набору даних для навчання

Для створення високоефективної інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів необхідно обрати набір даних, який відповідає завданню аналізу зображень з безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Такий вибір має базуватися на оцінці придатності існуючих датасетів для вирішення поставлених задач. У цьому контексті було проведено аналіз ряду наборів даних, які можуть бути використані для навчання моделі, виділивши їхні сильні та слабкі сторони, а також визначивши перспективи тестування найкращих варіантів.

Основні вимоги до наборів даних для задач розпізнавання об'єктів на зображеннях із БПЛА включають різноманітність даних, якісну розмітку, адекватне представлення класів об'єктів та можливість масштабування. Враховуючи специфіку роботи з аерофотознімками, що часто включає об'єкти різних розмірів, форм та орієнтацій, які знаходяться в складних умовах (перекриття, зміна освітлення, шуми). Крім того, важливим є забезпечення балансу між різними класами об'єктів, щоб уникнути зміщення моделі в бік часто представлених категорій.

DOTA є одним із найбільш релевантних датасетів для задач розпізнавання об'єктів на аерофотознімках. Він містить широкий спектр класів об'єктів (наприклад, літаки, кораблі, мости, транспортні засоби) і надає високоякісну розмітку. Різноманітність зображень у датасеті дозволяє враховувати вплив різних умов зйомки, таких як освітлення та ракурси. DOTA також забезпечує масштабність, адже містить тисячі знімків із великою кількістю об'єктів (рис. 3.7) [3].

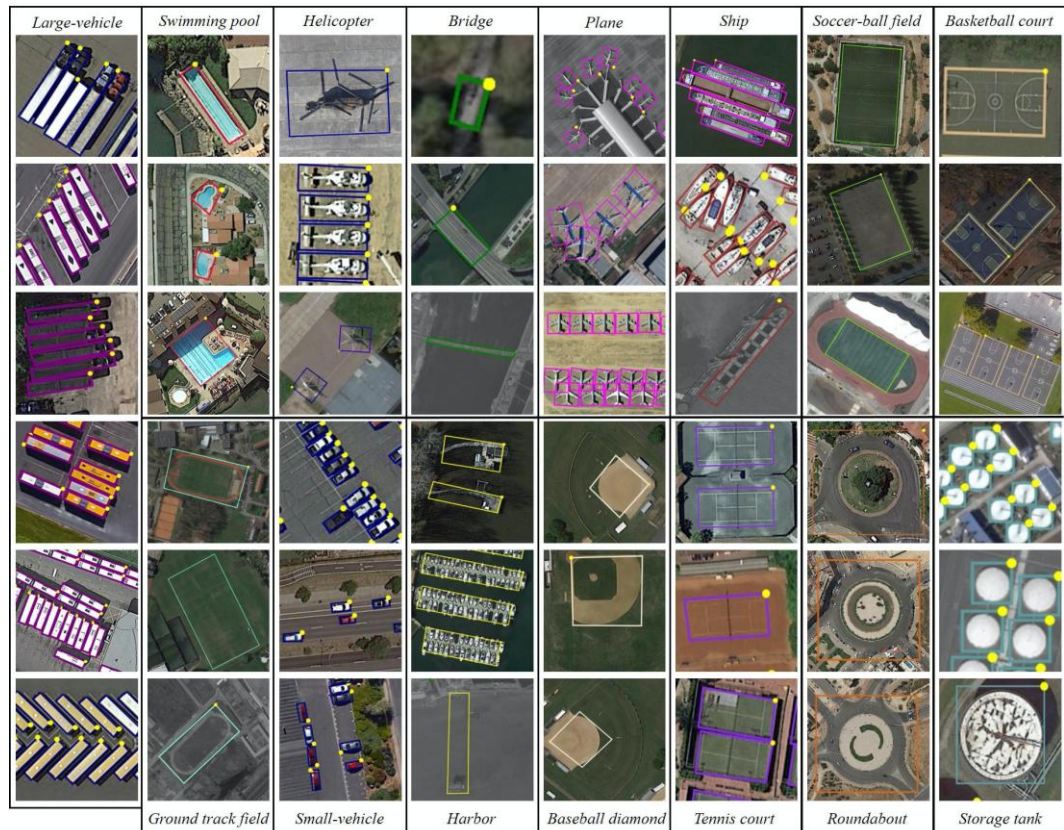


Рисунок 3.7 – Приклади зображень з датасету DOTA[3]

xView є великим набором даних для задач аналізу супутникових і аерофотознімків. Він включає широкий спектр об'єктів, серед яких будівлі, кораблі, транспортні засоби, інфраструктурні елементи. Основною перевагою xView є його масштабність і різноманітність представлених категорій. Проте розмітка об'єктів у цьому датасеті є традиційною (прямокутні bounding boxes), що може бути обмеженням у певних випадках, наприклад для завдань, де орієнтація об'єкта має значення (рис. 3.8) [11].



Pascal VOC є одним із перших у сфері детекції об'єктів. Він містить невелику кількість класів і здебільшого використовується для тестування базових моделей. Як і COCO, Pascal VOC не охоплює специфічні класи для задач аерофотозйомки, що обмежує його використання (рис. 3.10) [25].

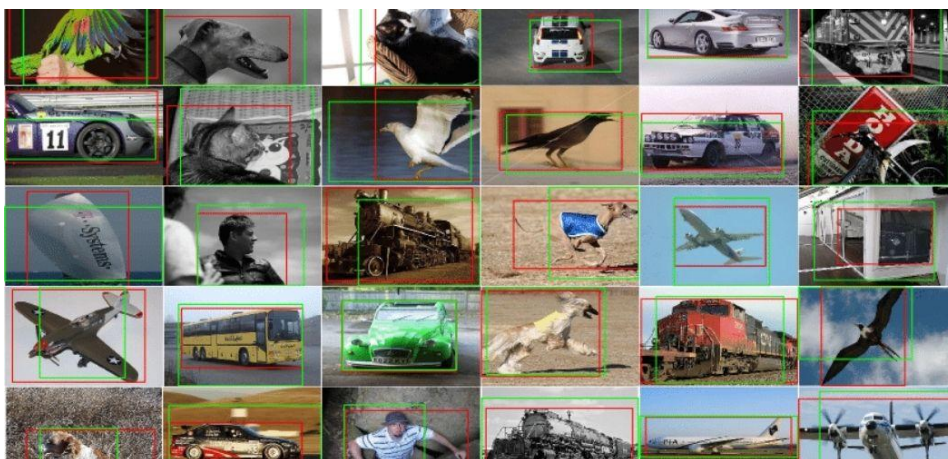


Рисунок 3.10 – Приклади зображень з датасету Pascal VOC[54]

Для підвищення адаптивності моделі та врахування специфічних умов зйомки, таких як зміна освітлення, шум чи перекриття об'єктів, доцільно створити власний датасет для донавчання моделі. Використання методів аугментації, таких як блюр, зміна яскравості, масштабування, можуть значно збільшити обсяг і різноманітність навчальних даних, що сприятиме покращенню продуктивності моделі.

На основі аналізу найбільш перспективними датасетами для тестування є DOTA та xView. DOTA забезпечує високу точність і деталізацію завдяки своїй орієнтованій розмітці та різноманітності об'єктів. xView, своєю чергою, дозволяє оцінити масштабність і універсальність моделі завдяки своїй різноманітності, незважаючи на певні обмеження в розмітці. Тестування цих датасетів дозволить обрати найкращий варіант для поставлених завдань роботи.

### 3.3 Технологічне середовище для навчання

Процес навчання інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів вимагає ретельно підбраного технологічного середовища, здатного забезпечити високу продуктивність, гнучкість у роботі з великими наборами даних та доступність сучасних інструментів машинного навчання. На етапі вибору середовища враховувалися доступні платформи, інструменти та бібліотеки, які забезпечують оптимальні умови для ефективного навчання моделей.

У сучасних задачах глибокого навчання обчислювальні ресурси відіграють ключову роль. Наприклад, моделі на базі архітектури YOLO потребують значних обчислювальних потужностей для обробки великих наборів даних, таких як DOTA та xView [3, 11]. Для цього розглядаються хмарні платформи та локальні середовища, що забезпечують доступ до графічних процесорів (GPU) та інших ресурсів.

Хмарні платформи пропонують готове середовище для навчання моделей за допомогою фреймворків PyTorch і TensorFlow. Вони дозволяють уникнути витрат на дорогі апаратні ресурси, особливо для невеликих дослідницьких проектів. Основні платформи включають Kaggle, Google Colab та AWS:

- Kaggle надає попередньо налаштовані середовища з доступом до бібліотек і GPU. Його інтеграція з Jupyter Notebook забезпечує зручність розробки та тестування моделей, крім того, Kaggle пропонує 30 годин безкоштовного доступу до GPU щотижня, що робить його ідеальним для економічно ефективних проектів [44];

- Google Colab пропонує безкоштовний доступ до GPU, дозволяючи працювати з великими датасетами через інтеграцію з Google Drive, це особливо корисно для підготовки та навчання моделей на початкових етапах [28];

- AWS (Amazon Web Services) забезпечує масштабованість і доступ до потужних інструментів, таких як SageMaker, ця платформа підходить для великих

виробничих проектів, проте її вартість може бути занадто високою для невеликих дослідницьких задач [12].

Локальне середовище буде використовуватися для попередньої підготовки даних, створення скриптів і тестування моделей. Середовище з середніми характеристиками, такими як процесори i5 та 16 ГБ оперативної пам'яті, підходить для базових задач, таких як аугментація зображень чи розмітка. Локальна робота також дозволяє використовувати спеціалізовані інструменти, такі як OpenCV та PIL, для оптимізації датасетів перед їх обробкою в хмарі.

Інструменти для роботи з даними включають:

- openCV та PIL (Python Imaging Library) для виконання базової підготовки даних, а саме зміни роздільної здатності, аугментації та попередньої обробки зображень [42];

- numPy, Matplotlib та Seaborn для аналізу даних, перевірки якості та візуалізації результатів.

Ці бібліотеки дозволяють проводити глибокий аналіз наборів даних, а також забезпечують можливість візуалізації отриманих результатів, що критично важливо для перевірки якості навчання моделей.

У контексті навчання моделей на великих наборах даних, хмарні платформи, такі як Kaggle і Google Colab, виявилися найоптимальнішими. Вони забезпечують економічно вигідний доступ до GPU та простоту інтеграції. Локальне середовище залишається важливим для попередніх етапів роботи, таких як підготовка даних і тестування алгоритмів, що зменшує витрати на використання хмарних ресурсів. Таким чином, комбінація хмарних і локальних середовищ забезпечує ефективний підхід до навчання моделей, оптимізуючи витрати та ресурси.

### 3.4 Підхід до побудови інтерфейсу користувача

Розробка інтерфейсу користувача для інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів є одним із ключових етапів, що забезпечує ефективну та зручну взаємодію

користувачів із системою. Інтерфейс повинен бути інтуїтивно зрозумілим, забезпечувати чітку навігацію між функціональними модулями та дозволяти виконувати базові та розширені операції, такі як завантаження зображень, налаштування параметрів аналізу, перегляд і збереження результатів.

Основні принципи проєктування інтерфейсу включають:

- простота використання: інтерфейс повинен бути зрозумілим для користувачів із різним рівнем технічної підготовки;
- інтерактивність: система має забезпечувати зворотний зв'язок, такий як візуалізацію результатів обробки;
- гнучкість налаштувань: користувачі повинні мати можливість змінювати параметри моделі залежно від поставлених задач.

Структура інтерфейсу передбачає наявність кількох основних модулів:

- модуль завантаження даних: дозволяє користувачам інтегрувати зображення з локальних пристроїв або хмарних сховищ, це забезпечує гнучкість у роботі з різними джерелами даних;
- модуль налаштувань: у цьому розділі користувачі можуть задавати параметри моделі, такі як вибір архітектури, розмір тайлів, порогове значення впевненості та вибір попередньо навчених ваг, це дозволяє налаштувати систему під конкретні завдання;
- модуль візуалізації результатів: забезпечує інтерактивне відображення розпізнаних об'єктів із нанесенням меж, класифікацією та показниками впевненості, важливою функцією є можливість масштабування зображень і панорамування для зручності перегляду великих територій;
- модуль збереження даних: дає змогу експортувати результати у форматах текстових файлів та зображень із нанесенням розпізнаних об'єктів.

У процесі розробки інтерфейсу були розглянуті кілька технологій:

- PyQt забезпечує широкий набір можливостей для створення графічних інтерфейсів і легко інтегрується з Python-бібліотеками, такими як PyTorch та

OpenCV, PyQT дозволяє створювати інтуїтивно зрозумілі та багатофункціональні інтерфейси, які відповідають сучасним вимогам;

- tkinter простий і зручний для створення базових інтерфейсів, особливо для задач із мінімальними вимогами до візуалізації;
- kivy підходить для створення кросплатформних інтерфейсів, таких, що потребують сенсорного управління.

Особливу увагу приділено адаптивності інтерфейсу, що включає можливість інтерактивного налаштування кольорових схем, зміну розмірів шрифтів і форматування для покращення сприйняття інформації.

Виклики під час розробки інтерфейсу включають:

- забезпечення стабільної роботи з великими обсягами даних;
- інтуїтивність інтерфейсу для користувачів із різним рівнем підготовки.

Успішна реалізація цих функцій сприятиме підвищенню продуктивності роботи, забезпечуючи ефективний аналіз даних та комфортну взаємодію кінцевих користувачів із системою.

### Висновок до 3 розділу

У третьому розділі було проведено комплексний аналіз критично важливих аспектів для створення інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів із використанням даних безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Основні елементи, включаючи архітектуру нейронної мережі, набір даних для навчання, технологічне середовище та інтерфейс користувача, розглянуто з урахуванням сучасних технологічних досягнень та специфічних вимог до аналізу аерофотознімків.

Обґрунтовано вибір архітектури YOLO як оптимального рішення для задач детекції об'єктів. У порівнянні з іншими популярними моделями, такими як SSD, Faster R-CNN, RetinaNet та DETR, YOLO демонструє найкращий баланс між швидкістю обробки, точністю та адаптивністю. Завдяки високій продуктивності ця архітектура ідеально підходить для оперативного аналізу великих обсягів даних,

що надходять із БПЛА. Крім того, можливість роботи в реальному часі є ключовим фактором, який забезпечує актуальність і універсальність моделі.

Особливу увагу приділено вибору набору даних для навчання. Датасети DOTA та xView було визначено як найбільш відповідні завданням цієї роботи завдяки їхній високоякісній розмітці та різноманітності об'єктів. DOTA забезпечує точність завдяки орієнтованій розмітці, тоді як xView дозволяє оцінити масштабованість системи. Однак, враховуючи унікальні вимоги до системи, також було запропоновано створення власного міні-датасету з використанням методів аугментації для підвищення точності та універсальності моделі.

Технологічне середовище, обране для реалізації проекту, базується на поєднанні хмарних платформ (Kaggle, Google Colab) та локального середовища. Хмарні платформи забезпечують доступ до потужних обчислювальних ресурсів, таких як GPU, що критично важливо для навчання моделей на великих наборах даних. Локальне середовище використовується для підготовчих етапів, включаючи розробку скриптів, аугментацію зображень та тестування. Такий підхід дозволяє оптимізувати ресурси, скоротити витрати та підвищити продуктивність.

Питання розробки інтерфейсу користувача також отримало значну увагу. Інтерфейс повинен забезпечувати простоту використання, підтримувати інтерактивність і надавати можливість масштабування зображень та візуалізації результатів аналізу. Використання PyQT як основного інструмента для побудови інтерфейсу гарантує інтеграцію з іншими компонентами системи, а саме нейронними мережами та бібліотеками обробки зображень. Зручність і функціональність інтерфейсу створюють умови для його використання користувачами з різним рівнем підготовки.

## 4 ПРОЄКТУВАННЯ, СТВОРЕННЯ І ПІДГОТОВКА ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА

### 4.1 Проєктування загальної архітектури системи

Розробка інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів для аналізу аерофотознімків, отриманих із безпілотних літальних апаратів (БПЛА), вимагала гнучкого та функціонального підходу до архітектурного проєктування. Система мала ефективно обробляти великі зображення, адаптуватися до різних параметрів вхідних даних і забезпечувати зрозумілий користувацький досвід. Архітектуру було розроблено на основі модульного принципу, який дає змогу легко додавати нові функціональні елементи або модифікувати існуючі.

Структура архітектури передбачає кілька основних модулів: користувацький інтерфейс, конфігураційний модуль, модуль обробки зображень, інференс-модуль для нейронної мережі та модуль роботи з результатами. Кожен компонент має чітко визначені функції, що мінімізує їхню взаємозалежність і спрощує налагодження системи.

Користувацький інтерфейс виступає точкою взаємодії користувача із системою. Його основною функцією є збір параметрів обробки, таких як шлях до моделі, зображення та налаштування для аналізу, включаючи розмір тайлів і поріг впевненості. Інтерфейс, реалізований на базі PyQT, забезпечує графічне представлення з інтуїтивним масштабуванням. Додатково, вбудована функція візуалізації результатів через переглядач дозволяє користувачеві оперативно оцінювати якість розпізнавання (рис. 4.1).

Конфігураційний модуль відповідає за перевірку вхідних параметрів на коректність, створення конфігураційного файлу у форматі JSON і передачу цих даних наступним компонентам. Такий підхід спрощує налаштування системи, завдяки можливості збереження конфігурацій.

Модуль обробки зображень обробляє отримані дані. Його унікальність полягає у використанні тайлової обробки, яка дозволяє працювати з великими зображеннями без втрати контексту. Зображення розбиваються на менші частини з частковим перекриттям для забезпечення високої якості аналізу, особливо на межах тайлів. Алгоритми корекції перекриття запобігають втраті інформації й забезпечують інтеграцію результатів.

Інференс-модуль нейронної мережі виконує функцію розпізнавання об'єктів. Він використовує модель YOLO, яка була обрана за її високу продуктивність і точність. Цей компонент отримує тайли від попереднього модуля, аналізує їх і повертає результати з координатами об'єктів, їхніми класами та рівнем впевненості. Послідовна обробка фрагментів дає змогу досягти високої швидкості роботи навіть на обмежених апаратних ресурсах.

Результати обробки надходять до модуля роботи з результатами. Тут відбувається об'єднання результатів інференсу у фінальне зображення, накладання меж об'єктів на оригінал, генерація звітів про кількість об'єктів та їхні характеристики.

На завершальному етапі дані передаються до модуля збереження результатів, який зберігає оброблені зображення, метадані й конфігурації. Підтримуються формати PNG для зображень і TXT для текстових звітів, що забезпечує інтеграцію з іншими системами.

Взаємодія між цими компонентами зображена на розробленій схемі архітектури, яка охоплює всі етапи обробки, від введення параметрів до отримання фінального результату (Додаток Б).

Архітектура системи демонструє високу масштабованість і дозволяє додавати нові моделі чи функції без значних змін у її структурі. Такий підхід відповідає сучасним вимогам до аналізу аерофотознімків і забезпечує високу продуктивність та адаптивність для різних сценаріїв використання.

## 4.2 Підготовка даних: збір, аугментація та розмітка

Підготовка даних для навчання нейронної мережі є ключовим етапом у створенні інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів. Якість підготовлених датасетів значною мірою визначає точність і ефективність моделі. Цей процес включав завантаження, попередню обробку, адаптацію форматів і забезпечення різноманітності вхідних зображень. Основна увага приділялася забезпеченню відповідності форматів і створенню власного датасету для специфічних завдань.

Спочатку було зібрано датасети, які відповідають завданню аналізу аерофотознімків. Серед них – DOTA 1.5 і xView, що були завантажені з офіційних джерел [3][11]. Ці датасети містять тисячі зображень різних розмірів із розміткою, що охоплює широкий спектр об'єктів (рис. 4.1).

```
names:  
0: plane  
1: ship  
2: storage tank  
3: baseball diamond  
4: tennis court  
5: basketball court  
6: ground track field  
7: harbor  
8: bridge  
9: large vehicle  
10: small vehicle  
11: helicopter  
12: roundabout  
13: soccer ball field  
14: swimming pool  
15: container crane
```

Рисунок 4.1 – Класи об'єктів в датасеті DOTA

Після завантаження дані були розпаковані в окремі папки для кожного датасету. Крім того, із GitHub-репозиторію Ultralytics було отримано YAML-файли, які містили налаштування для YOLO-моделей, включаючи шляхи до зображень, анотацій і опис класів об'єктів (рис. 4.2) [5].

```

path: D:\\DYPLOMA\\DOTAv1.5-1024
train: images/train # train image
val: images/val # val images (rel
test: images/test # test images (

```

Рисунок 4.2 – Шляхи в YAML-файлах до датасетів

Формат анотацій у DOTA та xView відрізнявся від формату YOLO, що потребувало конвертації. Для цього застосовувалися стандартні скрипти Ultralytics, які виконували конвертацію, адаптацію розмірів зображень і розбиття їх на тайли з відповідними масштабованими розмітками (рис. 4.3) [6]. Проте іноді виникали проблеми з коректністю анотацій, наприклад, їх вихід за межі тайлів (рис. 4.4).

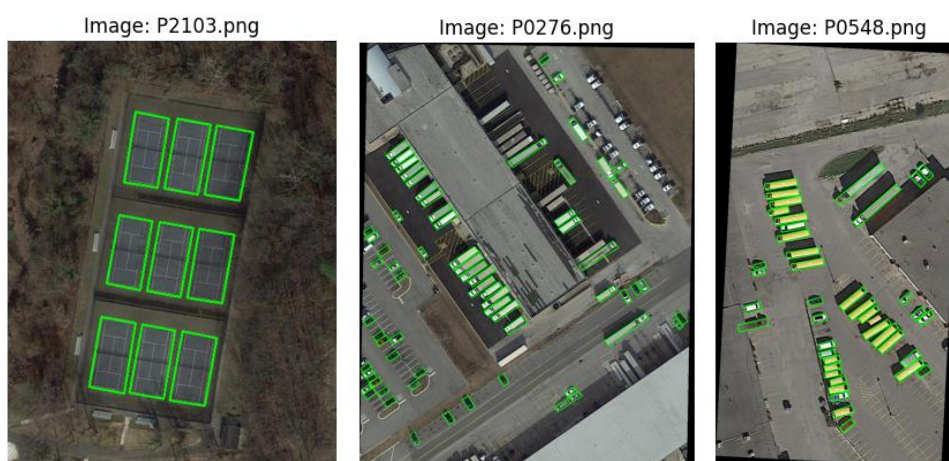


Рисунок 4.3 – Приклади зображень з мітками після обробки

Щоб уникнути цих проблем, була створена копія датасету DOTA із фіксованим розміром зображень 1024x1024. Цей процес передбачав масштабування, розбиття великих зображень на тайли й адаптацію розміток. Для цього було розроблено власний скрипт, який забезпечував пропорційне масштабування координат і виключення некоректних анотацій (рис. 4.5).

```

train/P0022_682_1047_1745.jpg: ignoring corrupt image/label: non-normalized or out of bounds coordinates [ 1.0367]
train/P0022_682_698_1745.jpg: ignoring corrupt image/label: non-normalized or out of bounds coordinates [ 1.0367]
train/P0029_1024_524_524.jpg: ignoring corrupt image/label: non-normalized or out of bounds coordinates [ 1.0127]

```

Рисунок 4.4 – Попередження про мітки під час тестового тренування

Цей процес включав кілька етапів:

- зображення з меншими розмірами масштабувалися до 1024x1024;
- зображення з більшими сторонами між 1025 і 1536 пікселями зменшувалися до 1024x1024;
- якщо розмір зображення перевищував 1536 пікселів, воно збільшувалося до 2048x2048, а потім розбивалося на тайли по 1024x1024;
- для зображень із розміром понад 2048x2048 застосовувалася безпосередня тайлова обробка, щоб уникнути втрати даних.

Кожен із цих етапів супроводжувався автоматичною адаптацією анотацій до нового вигляду зображень. Для цього використовувалися математичні обчислення, що масштабували координати об'єктів пропорційно змінам розмірів зображення. Особлива увага приділялася уникненню ситуацій, коли анотації залишалися за межами нових зображень.

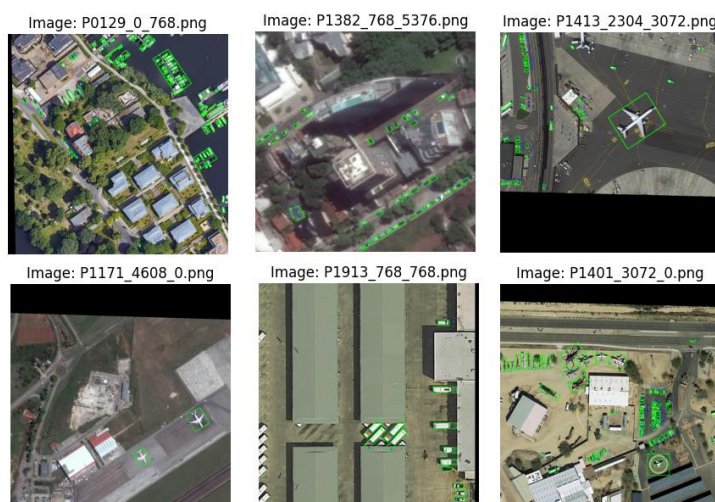


Рисунок 4.5 – Приклади зображень з мітками DOTA–1024

Додатково був реалізований алгоритм для видалення порожніх зображень, тобто тих, що не мали жодної анотації. Це дозволило зменшити обсяг даних, які не несуть корисної інформації для навчання моделі.

Датасет xView, хоча і є потужним ресурсом для аналізу супутникових зображень, мав низку проблем із форматуванням анотацій після їх конвертації. Основна складність полягала в тому, що частина зображень мала нестандартні розміри, через що мітки неправильно адаптувалися. Наприклад, більшість зображень були зменшені до 640x640, однак деякі були у форматі більше цих значень, що призводило до помилок у відповідності координат міток та їх адаптації (рис. 4.6).

Для вирішення цієї проблеми було прийнято рішення видаляти всі зображення, розмір яких не відповідав 640x640, разом із відповідними анотаціями. Хоча це зменшило загальний обсяг датасету, але підвищило якість підготовлених даних.



Рисунок 4.6 – Приклад зображення з мітками xView

Для додаткової адаптації моделі було створено власний датасет, що складався з 81 зображення. Ці зображення були відібрані з інтернету, щоб максимально урізноманітнити сценарії використання. Для розмітки використовувався сервіс RoboFlow, який спростив процес анотування(рис. 4.7).

[15][41]



Рисунок 4.7 – Приклади зображень з мітками власного датасету

Проте початкові анотації власного датасету мали невідповідність із стандартами DOTA. Для їх виправлення був написаний скрипт, який адаптував розмітку до формату DOTA і забезпечив повну сумісність із моделлю YOLO.

Крім того, для розширення власного датасету застосовувалися методи аугментації, які включали накладання різних ефектів на зображення. Це дозволило збільшити обсяг даних і зробити модель більш стійкою до змін у яскравості, контрастності, шумі та інших умовах. Використовувалися такі ефекти, як розмиття, затемнення, освітлення, накладання шуму, а також зміна кольорових параметрів і різкості(рис. 4.8).

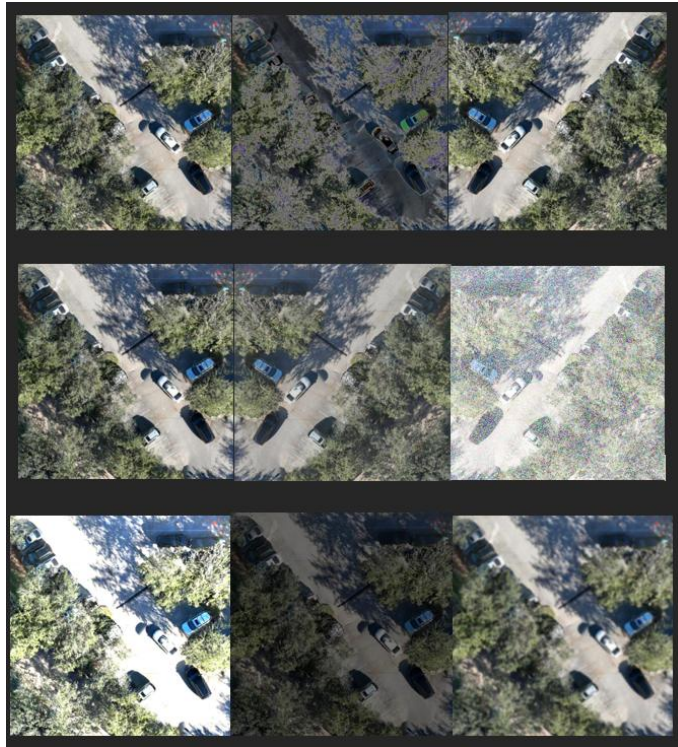


Рисунок 4.8 – Приклади оброблених зображень власного датасету

Після завершення всіх етапів обробки та аугментації кожен із датасетів мав чітко визначену структуру. Зображення та анотації були розділені на підмножини для навчання, валідації та тестування. Усі файли були перевірені на відповідність форматам і збережені у зручній для подальшого навчання моделі формі (рис. 4.9).

```
dataset/
├── images/
│   ├── train/
│   │   ├── image1.jpg
│   │   └── image2.jpg
│   ├── val/
│   │   └── ...
│   └── test/
│       └── ...
├── labels/
│   ├── train/
│   │   ├── image1.txt
│   │   └── image2.txt
│   ├── val/
│   │   └── ...
│   └── test/
│       └── ...
└── data.yaml
```

Рисунок 4.9 – Структура датасетів

Після завершення підготовки даних було отримано наступні обсяги датасетів:

- DOTA: 58580 зображень для тренування, 18957 для валідації, 71888 для тестування;

- DOTA-1024: 10595 зображень для тренування, 3360 для валідації, 71888 для тестування;

- xView: 8360 зображень для тренування, 929 для валідації, 231 для тестування;

- власний міні-датасет: 891 зображення для тренування, 336 для валідації, 1351 для тестування.

Такий підхід забезпечив не лише якісну підготовку даних для моделі, але й створив основу для подальшого донавчання та тестування системи.

### 4.3 Навчання моделі та донавчання

Навчання моделі – ще один етап, який визначає ефективність і точність системи розпізнавання об'єктів. Цей процес включає кілька важливих аспектів, серед яких вибір моделі, налаштування параметрів навчання та сам процес тренування нейронної мережі.

Моделі YOLO11 поділяються за розміром і кількістю параметрів, які впливають на їх продуктивність та точність, а також спеціалізуються на різних задачах, таких як обробка орієнтованих обмежувальних рамок (YOLO11-obb), класифікація (YOLO11-cls), сегментація (YOLO11-seg) або визначення ключових точок (YOLO11-pose). У контексті даної роботи було обрано модель YOLO11x, яка забезпечує найвищу точність, незважаючи на вищі вимоги до обчислювальних ресурсів. Для задач розпізнавання об'єктів із використанням орієнтованих обмежувальних рамок у датасеті DOTA застосовувалась модель YOLO11x-obb, оптимізована для такого типу анотацій. Цей вибір був зроблений на основі аналізу продуктивності, точності та специфіки розв'язуваних задач. [2][3]

Розробка системи почалася з ретельного аналізу доступних датасетів, щоб обрати оптимальне джерело даних для подальшого навчання моделі, адже DOTA та xView, кожен із яких має свої переваги та недоліки, також відрізняються системою анотування. xView включає широкий спектр класів і демонструє масштабність, що є важливою перевагою для аналізу супутникових зображень та використовує звичайні квадратні обмежувальні рамки. В той час як DOTA спеціалізується на задачах із використанням орієнтованих обмежувальних рамок (OBB), що є значною перевагою для розпізнавання складних структур та невеликих об'єктів, особливо в умова коли вони знаходяться поруч один біля одного. (рис. 4.10) [3][11]

Було проведено початкове навчання моделі на кожному датасеті для порівняння їхньої ефективності. Навчання виконувалося протягом декількох епох із використанням стандартних налаштувань, щоб оцінити, який із наборів даних дає кращі результати. Під час аналізу було помічено, що xView демонструє значно нижчу точність, яка пояснюється менш якісною розміткою та обмеженнями у форматі традиційних bounding boxes. Натомість DOTA забезпечила більш точні результати. На основі цих експериментів було вирішено зосередитися на DOTA як на основному джерелі даних для навчання моделі.[6]

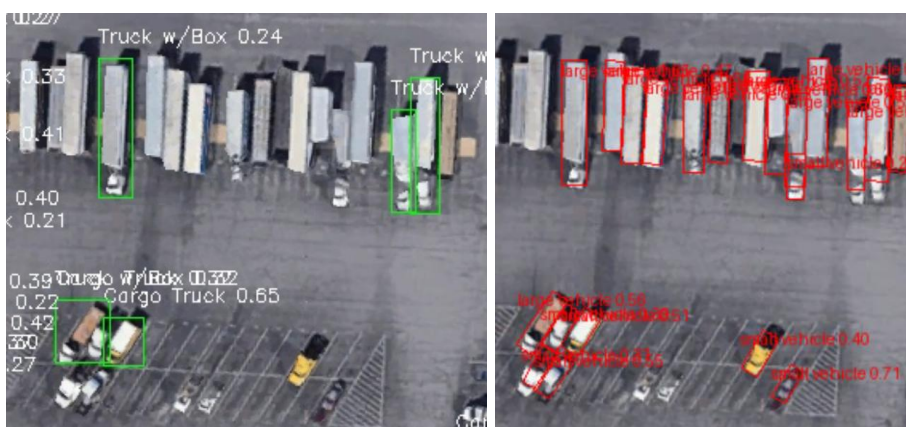


Рисунок 4.10 – Результати виявлення після тестового навчання xView та DOTA

У процесі навчання було проведено кілька експериментів із налаштуванням гіперпараметрів, таких як швидкість навчання, розмір батчу та коефіцієнти регуляризації. Однак результати цих експериментів показали, що стандартні налаштування, запропоновані YOLO, є найбільш оптимальними для даної задачі. Тому подальші спроби зміни гіперпараметрів були припинені, і навчання продовжувалось з використанням базових конфігурацій. (рис. 4.11) [2][7]

|            |            |              |              |              |              |              |
|------------|------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| all        | 903        | 48352        | 0.414        | 0.336        | 0.37         | 0.23         |
| <b>all</b> | <b>903</b> | <b>48352</b> | <b>0.435</b> | <b>0.325</b> | <b>0.307</b> | <b>0.174</b> |

Рисунок 4.11 – Результати навчання з стандартними та власними гіперпараметрами

Навчання моделі проходилося з використанням обчислювальних ресурсів платформи Kaggle, яка забезпечує доступ до GPU. Це дозволило значно скоротити час тренування, однак наклало обмеження на обсяг даних, які можуть бути використані, а саме не більше 12 годин на сесію. Датасет DOTA, у своєму початковому вигляді, виявився надто великим для достатнього навчання, вдалося провести навчання протягом всього 4 повноцінних епох. Навіть на такому короткому етапі модель продемонструвала потенціал у задачах виявлення об'єктів, але для підвищення її точності потрібно було провести додаткове навчання. (рис. 4.12)[3]



Рисунок 4.12 – Ефективність виявлення при навчанні протягом 4 епох

Тому було обрано оптимізаційний підхід: донавчання використовуючи оброблену версію датасету DOTA-1024, яка є меншою за кількістю тренувальних даних, після навчання на основній протягом обмеженої кількості епох. Доновчання проводилося протягом 28 епох, що дозволило моделі краще адаптуватися до специфіки даних і значно підвищити її точність.

Наступним етапом стало донавчання моделі на власному міні-датасеті. Цей набір даних був створений для забезпечення додаткової різноманітності та включав зображення, які не охоплюються основними наборами даних. Для забезпечення більшої ефективності модель була донавчена на цьому датасеті протягом 100 епох. Особливу увагу було приділено адаптації ваг моделі до нових умов, що дозволило зберегти її стабільність і забезпечити узагальнення на нових даних(рис. 4.13).



Рисунок 4.13 – Ефективність виявлення після донавчання

#### 4.4 Реалізація системи обробки великих зображень

Для реалізації системи, яка здатна ефективно працювати з великими аерофотознімками, було створено модуль обробки зображень, що поєднує тайлову обробку, адаптивні методи аналізу та точне об'єднання результатів. Основним викликом стало забезпечення коректної роботи моделі YOLO з надвеликими вхідними даними, які часто перевищують обмеження розміру зображень для стандартного аналізу (рис. 4.14) [2][3].



Рисунок 4.14 – Зображення великого розміру

Розробка почалася зі створення окремого скрипта, який забезпечує повну обробку зображень. Основна ідея полягала в тому, щоб розбивати великі зображення на частини (тайли), обробляти їх окремо за допомогою нейронної мережі, а потім об'єднувати отримані результати. Цей підхід дозволив обійти апаратні обмеження, як-от недостатній обсяг пам'яті та обчислювальної потужності, що важливо для обробки аерофотознімків із високою роздільною здатністю (рис. 4.15) [3][6].

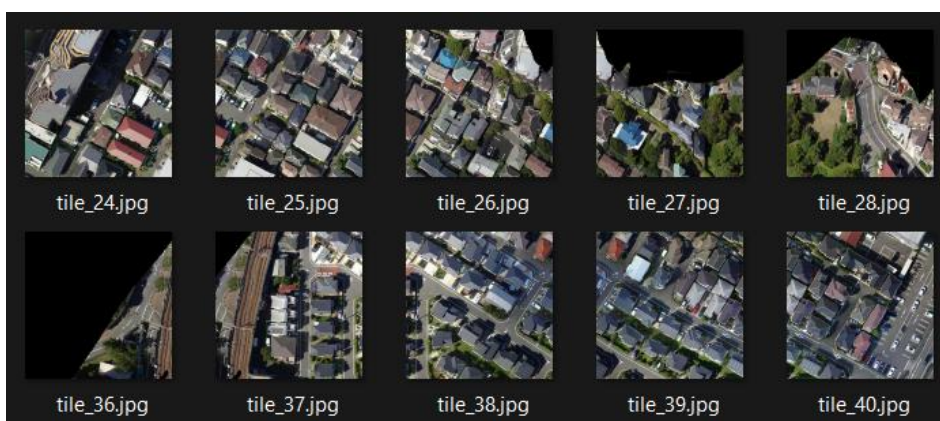


Рисунок 4.15 – Тайли великого зображення

Перед запуском аналізу скрипт завантажує модель YOLO із заданим шляхом до файлу. Це забезпечує можливість гнучкої заміни моделі відповідно до завдань користувача. Далі відбувається завантаження зображення, яке попередньо перевіряється на цілісність. Для великих зображень алгоритм активує режим розбиття на тайли. Розмір кожного тайлу може бути налаштований користувачем, а значення за замовчуванням становить 4096 пікселів. Перекриття між тайлами задається співвідношенням до розміру тайлу, що дозволяє уникнути втрат інформації на межах (рис. 4.16) [6].

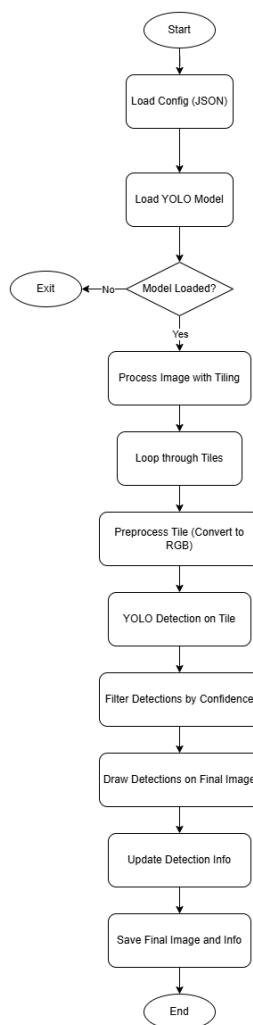
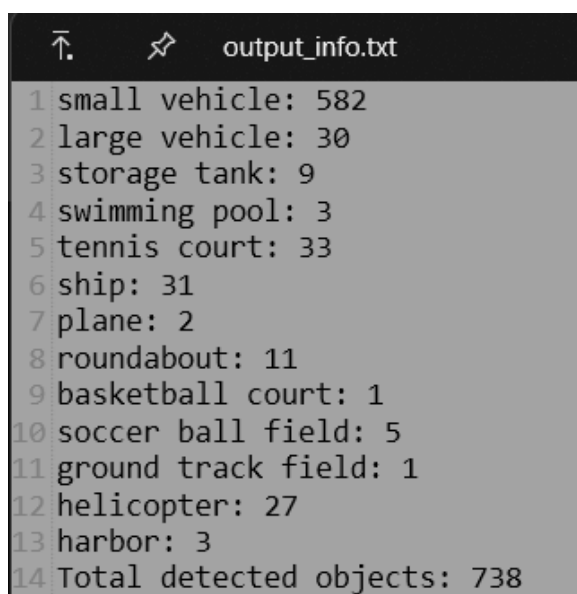


Рисунок 4.16 – Алгоритм системи обробки великих зображень

Під час обробки кожного тайлу система проводить аналіз за допомогою функції `model.predict`, яка генерує результати у вигляді обмежувальних рамок (ОВВ), класів об'єктів та рівнів упевненості. Всі координати адаптуються до глобальної системи координат, враховуючи положення тайлу на оригінальному зображенні. Для об'єктів, які потрапляють у зони перекриття, застосовуються алгоритми фільтрації, щоб уникнути дублювання.

Система забезпечує візуалізацію результатів, що включає полігональні контури для кожного об'єкта з кольоровим виділенням. Над об'єктами додаються текстові позначення, які вказують клас та рівень впевненості. Для цих написів використовується шрифт мінімального розміру, щоб забезпечити читабельність без зайвого перевантаження зображення (рис. 4.17) [3].

Оброблене зображення з усіма позначками зберігається у форматі PNG, що дозволяє зберігати високу якість візуалізації. Окрім візуальних даних, результати записуються у текстовий файл, який містить інформацію про кількість знайдених об'єктів, їхні класи та загальну кількість. Це надає користувачеві деталізований звіт, який може бути використаний для подальшого аналізу чи інтеграції в інші системи.



```
↑ ↗ output_info.txt
1 small vehicle: 582
2 large vehicle: 30
3 storage tank: 9
4 swimming pool: 3
5 tennis court: 33
6 ship: 31
7 plane: 2
8 roundabout: 11
9 basketball court: 1
10 soccer ball field: 5
11 ground track field: 1
12 helicopter: 27
13 harbor: 3
14 Total detected objects: 738
```

Рисунок 4.17 – Інформація про детекції на зображенні

Особливістю системи є те, що вона адаптується до розміру зображення. Якщо розмір зображення не перевищує встановленого розміру тайлу, система пропускає етап розбиття. Це значно знижує час обробки для зображень середнього розміру.

Реалізація також передбачає обробку виключень, зокрема перевірку на пошкоджені або некоректні зображення. У разі виявлення таких помилок алгоритм повідомляє користувача про неможливість обробки. Крім того, система враховує обмеження апаратних ресурсів, поступово вивантажуючи оброблені тайли з пам'яті.

Розроблений алгоритм був інтегрований у графічний інтерфейс користувача, що дозволило автоматизувати весь процес від завантаження зображення до збереження результатів. Такий підхід забезпечує простоту використання, дозволяючи користувачам виконувати складний аналіз без необхідності поглиблених технічних знань.

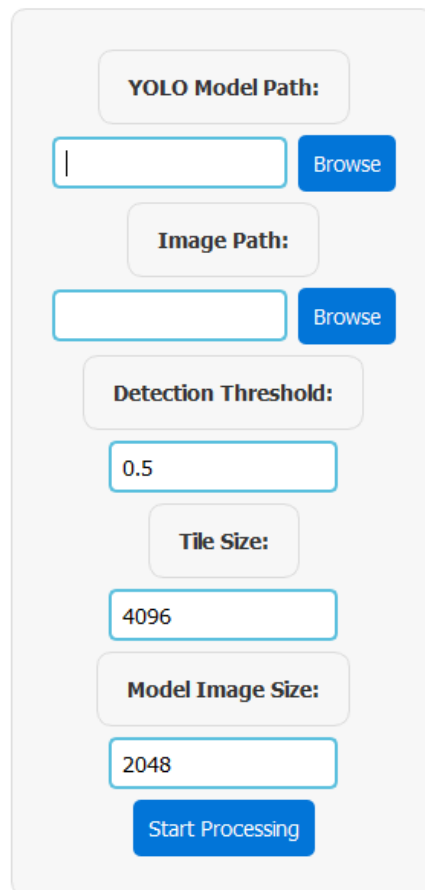
#### 4.5 Створення інтерфейсу для взаємодії користувача

Графічний інтерфейс є важливою частиною системи, забезпечуючи зручну взаємодію користувача із процесом обробки великих зображень. Інтерфейс вирішує завдання інтуїтивного введення параметрів, управління обробкою, візуалізації результатів та забезпечення можливості збереження оброблених даних.

Для реалізації інтерфейсу використовується бібліотека PyQt5, яка дозволяє створювати багатofункціональні та адаптивні інтерфейси. Головне вікно програми (`main_window.py`) реалізовано з багаторівневою структурою, де кожен рівень відповідає певному етапу роботи системи. Така архітектура дозволяє забезпечити логічний та зручний потік роботи з додатком (Додаток В) [6].

На верхньому рівні користувач вводить початкові параметри та формує конфігурацію для запуску обробки. Інтерфейс надає просту форму для вибору шляху до моделі YOLO, зображення для аналізу, а також встановлення таких

параметрів, як порог впевненості, розмір тайлів та розмір зображення, переданого до моделі. Текстові поля забезпечують введення числових значень, а кнопки для навігації по файловій системі спрощують налаштування навіть для новачків (рис. 4.18) [3].



The image shows a vertical stack of configuration controls within a light gray rounded rectangle. At the top is the label 'YOLO Model Path:' above an empty text input field and a blue 'Browse' button. Below this is the label 'Image Path:' above another empty text input field and a blue 'Browse' button. The next section is 'Detection Threshold:' with a text input field containing the number '0.5'. This is followed by 'Tile Size:' with a text input field containing '4096'. Then 'Model Image Size:' with a text input field containing '2048'. At the very bottom is a large blue button labeled 'Start Processing'.

Рисунок 4.18 – Інтерфейс верхнього рівня

Середній рівень відповідає за управління самим процесом обробки. Користувач бачить індикатор прогресу, який відображає стан виконання завдань у реальному часі. Це особливо важливо під час роботи з великими зображеннями, які вимагають значного часу для аналізу. У разі виникнення помилок система виводить відповідні повідомлення через модальні вікна, що дозволяє оперативно виявляти та усувати проблеми (рис. 4.19).

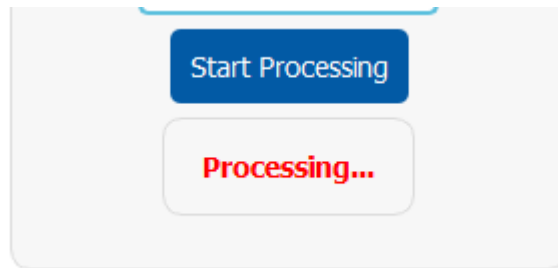


Рисунок 4.19 – Індикатор процесу обробки

Результати обробки виводяться на нижньому рівні інтерфейсу. Для перегляду оброблених зображень та текстових даних із результатами аналізу передбачено спеціальний компонент, що підтримує масштабування та панорамування. Це дозволяє детально переглядати виявлені об'єкти, що особливо актуально для великих зображень. У текстовій області надається підсумкова інформація: кількість виявлених об'єктів за класами та їх загальна кількість (рис. 4.20).

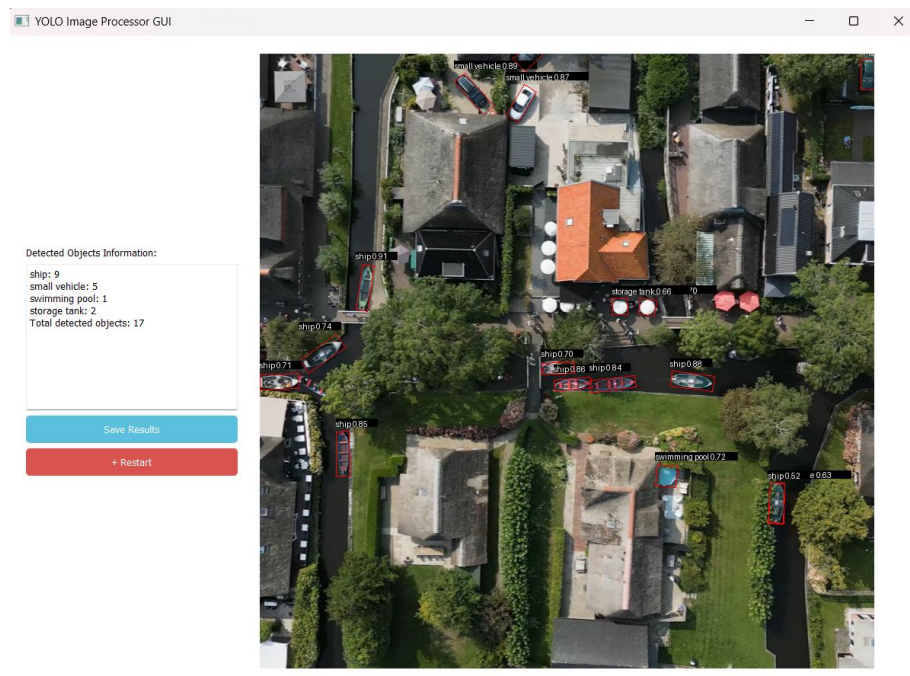


Рисунок 4.20 – Нижній рівень інтерфейсу

Система забезпечує можливість експорту результатів. Користувач може зберегти оброблені зображення разом із текстовими файлами у вибраний каталог. Це дозволяє інтегрувати результати роботи системи в інші аналітичні чи презентаційні інструменти. Для цього використовується функціональність бібліотеки QFileDialog, яка надає гнучкість у виборі форматів файлів та місць для їх збереження (рис. 4.21) [3][6].

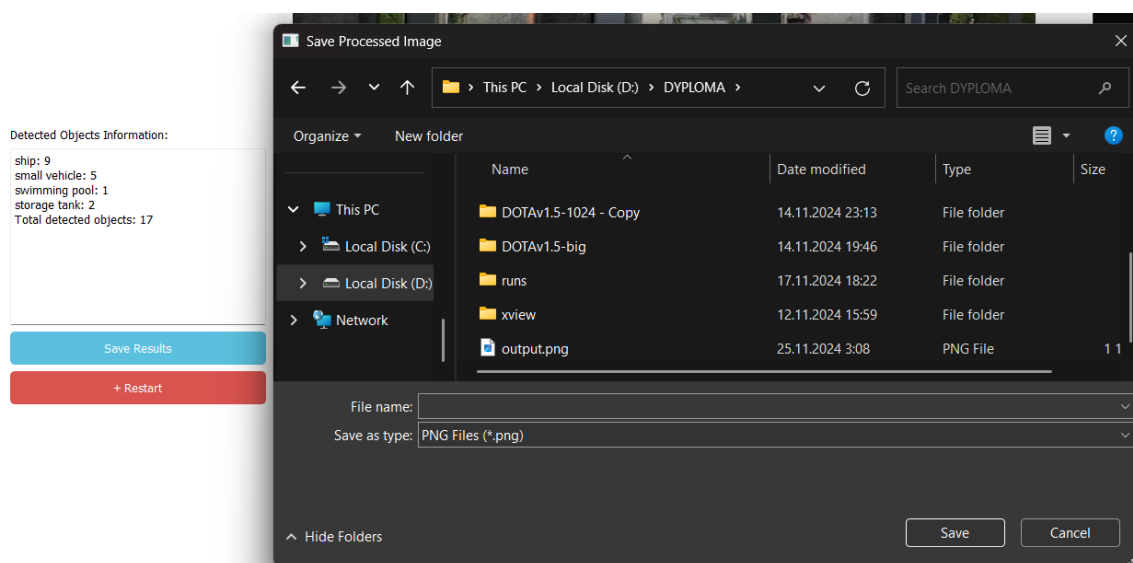


Рисунок 4.21 – Процес збереження після обробки

Інтеграція алгоритму обробки великих зображень із графічним інтерфейсом забезпечує виконання всіх дій в межах одного додатка. Взаємодія з алгоритмом здійснюється через передачу параметрів у JSON-файлах. Після завершення обробки результати автоматично завантажуються в інтерфейс для подальшої роботи, що усуває потребу в додаткових діях з боку користувача.

Особливу увагу приділено стилізації інтерфейсу. Використовується сучасний дизайн із чистою палітрою, округленими кнопками та оптимальним розміром шрифтів. Це робить інтерфейс інтуїтивно зрозумілим та приємним у використанні.

## Висновок до 4 розділу

Розробка інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів із використанням аерофотознімків вимагає поєднання різних підходів до проектування, створення та інтеграції програмного забезпечення. У четвертому розділі розглядаються всі аспекти цього процесу: від формування архітектури системи до створення користувацького інтерфейсу. Реалізація такого багатокomпонентного рішення демонструє високий рівень технологічної складності й вимогливість до кожного етапу.

У першу чергу, була закладена міцна основа у вигляді архітектури, яка забезпечує модульність і гнучкість у реалізації системи. Архітектурне рішення дозволяє не лише об'єднати всі компоненти, але й адаптувати систему до майбутніх потреб. Завдяки чітко визначеній структурі кожного модуля система забезпечує узгоджену взаємодію між її частинами, від збору даних до збереження результатів. Ключова увага приділялася адаптації системи до специфіки аналізу великих зображень, що вимагає унікального підходу до обробки даних.

Етап підготовки даних відіграв вирішальну роль у забезпеченні якості моделі. Було виконано значний обсяг роботи для адаптації даних із різних джерел, таких як DOTA і xView, до формату, сумісного з моделлю YOLO. Використання спеціалізованих інструментів, включаючи RoboFlow, і розробка власних алгоритмів для аугментації та нормалізації даних дозволили створити високоякісні датасети, що відповідають вимогам навчання. Важливим аспектом стало усунення помилок у розмітках і забезпечення стандартизації, що значно підвищило надійність системи під час обробки.

Процес навчання моделі продемонстрував важливість вибору правильного датасету й конфігурацій нейронної мережі. Виявилось, що адаптація моделі до специфіки орієнтованих обмежувальних рамок є ключовою перевагою для забезпечення високої точності розпізнавання об'єктів на аерофотознімках.

Проведення навчання й донавчання на різних датасетах дозволило досягти оптимальних результатів навіть за обмежених обчислювальних ресурсів.

Система обробки великих зображень вирішує проблему аналізу файлів із високою роздільною здатністю, забезпечуючи масштабованість та адаптивність. Алгоритми тайлової обробки гарантують, що навіть найскладніші зображення можуть бути проаналізовані з максимальною точністю. Об'єднання результатів тайлів у цілісне зображення дозволяє відновити загальний контекст і уникнути втрат інформації. Розробка оптимізованих алгоритмів для обробки, візуалізації та збереження даних демонструє високу ефективність системи.

Графічний інтерфейс користувача став кульмінацією роботи над системою, об'єднавши всі функціональні компоненти в єдиний інтуїтивний інструмент. Завдяки йому процес взаємодії з моделлю став простим і зрозумілим навіть для користувачів без технічної підготовки. Від введення параметрів до перегляду результатів – кожен етап системи продуманий для забезпечення максимальної зручності. Інтерфейс також дозволяє зберігати результати у різних форматах, що сприяє інтеграції з іншими системами та підвищує загальну функціональність.

## 5 ТЕСТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА

### 5.1 Вибір метрик і критеріїв оцінки якості розпізнавання

Ефективність системи розпізнавання об'єктів оцінюється за допомогою метрик, які дозволяють кількісно визначити точність, повноту, а також загальну продуктивність моделі. Вибір відповідних метрик ґрунтується на специфіці задачі: точності виявлення об'єктів на великих аерофотознімках із високою роздільною здатністю. У контексті цієї роботи використовувалися стандартні метрики, надані YOLO, які є загальноприйнятими у сфері комп'ютерного зору:

- precision (P) – ця метрика визначає частку об'єктів, які були коректно класифіковані як позитивні серед усіх передбачених моделью об'єктів, вона допомагає оцінити точність детекції, зменшуючи кількість хибно позитивних об'єктів;

- recall (R) – ця метрика показує частку коректно виявлених об'єктів серед усіх реальних об'єктів на зображенні, recall є особливо важливою для задач, де пропущені об'єкти можуть призводити до значних втрат інформації;

- mean Average Precision (mAP50) – усереднена точність на рівні порога впевненості в 50%, ця метрика дає загальне уявлення про здатність моделі розпізнавати об'єкти;

- mean Average Precision (mAP50–95) – усереднена точність на діапазоні порогів від 50% до 95% із кроком 5%, ця метрика є більш суворою та враховує здатність моделі працювати в різних умовах.

Для аналізу метрик використовуються автоматично згенеровані YOLO графіки, які показують динаміку тренування, порівняння метрик для тестових даних і приклади детекцій (рис. 5.1). Основні візуалізації, що застосовуються:

Precision–Recall графіки демонструють баланс між Precision і Recall на різних порогах упевненості. Вони надають візуальне уявлення про загальну продуктивність моделі.

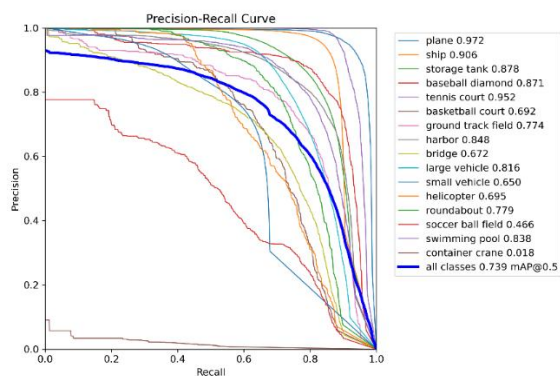


Рисунок 5.1 – Графік Precision–Recall для одного з тестових наборів

Залежність mAP від кількості епох дозволяє побачити, як поліпшуються або погіршуються результати під час тренування чи донавчання (рис. 5.2).

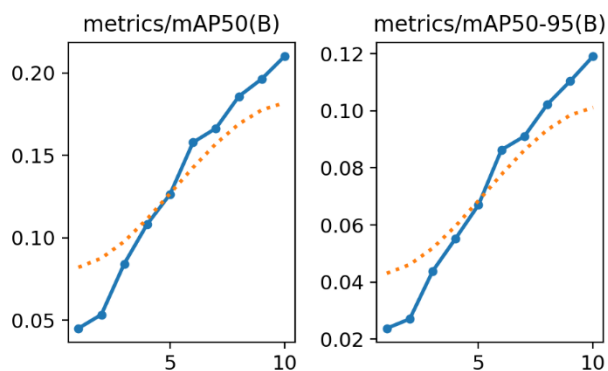


Рисунок 5.2 – Динаміка зміни mAP50 і mAP50–95 під час тренування

Візуалізації детекцій на тестових зображеннях дають змогу оцінити роботу моделі у реальних умовах. Наводяться як успішні приклади, так і випадки, де модель не впоралася із завданням (рис. 5.3) (рис. 5.4).

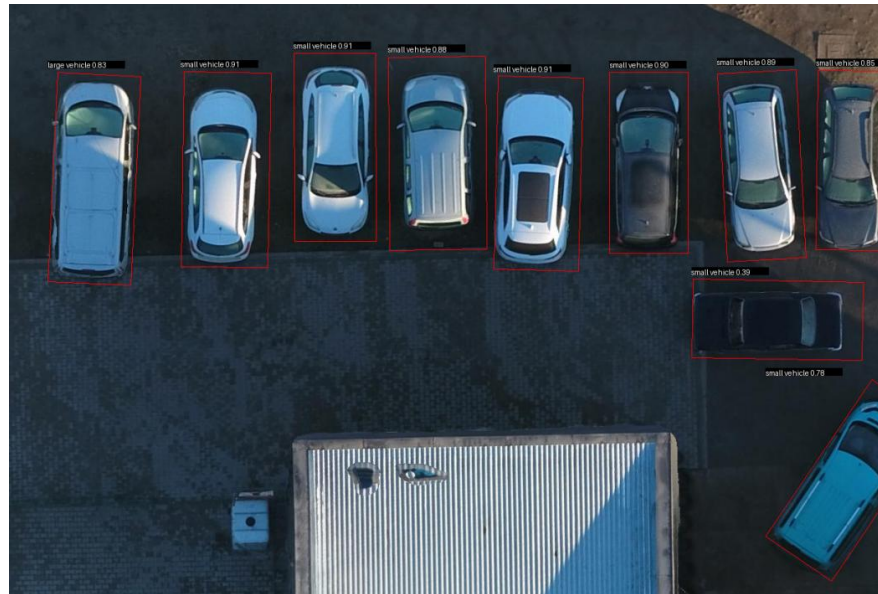


Рисунок 5.3 – Успішна детекція на зображенні із датасету DOTA



Рисунок 5.4 – Проблеми детекції на тестових даних із датасету xView

Для тестування системи метрики обчислювалися окремо для кожного з датасетів, а саме xView, DOTA, донавчання за допомогою DOTA-1024 та власного датасету. Це дозволило не лише порівняти їхню ефективність, але й визначити вплив донавчання на загальні результати (рис. 5.5).

|   | Dataset          | AP (all) | Recall (all) | IoU (all) |
|---|------------------|----------|--------------|-----------|
| 0 | Xview            | 0.370    | 0.336        | 0.230     |
| 1 | DOTA(4ep)        | 0.709    | 0.665        | 0.559     |
| 2 | DOTA + D-1024    | 0.720    | 0.685        | 0.568     |
| 3 | D + D1024 + My_D | 0.773    | 0.702        | 0.612     |

Рисунок 5.5 – Порівняння метрик для датасетів

## 5.2 Проведення тестування

Перший етап тестування полягав у використанні стандартного датасету DOTA після початкового тренування моделі YOLO11x-obb. Оцінювання проводилося на тестовій частині датасету, що включала великий обсяг зображень із різними типами об'єктів. Модель демонструвала високі значення Precision та Recall для великих і чітко видимих об'єктів, таких як літаки або вантажівки. Проте виявилися труднощі у розпізнаванні дрібних і щільно розташованих об'єктів (рис. 5.6).



Рисунок 5.6 – Приклади детекції об'єктів після навчання на DOTA

Наступним кроком було тестування після донавчання моделі на зменшеній версії датасету – DOTA-1024. Це дозволило покращити результати для зображень із фіксованим розміром тайлів, що суттєво полегшило обробку великих зображень. Тестування показало, що модель стала більш точною у визначенні об'єктів на

межах тайлів. Як видно на графіку, деякі класи зросли порівняно з початковим навчанням (рис. 5.7).

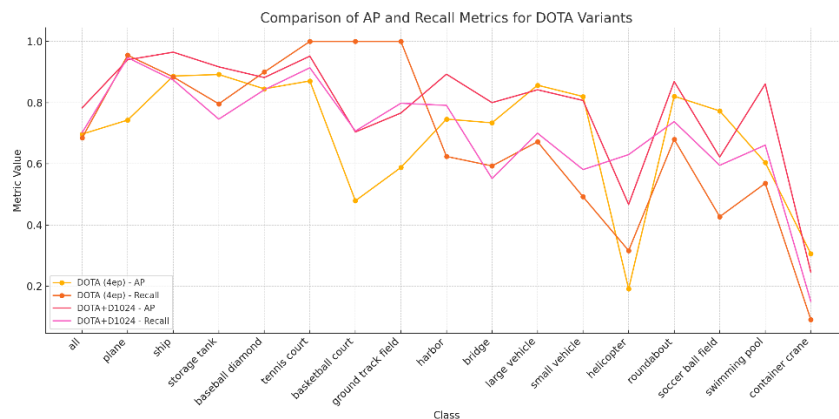


Рисунок 5.7 – Графік змін метрик після донавчання на DOTA-1024

Для перевірки адаптивності системи до нових типів даних проводилося тестування після донавчання на власному датасеті, створеному для покриття сценаріїв, які не були представлені в DOTA. Цей датасет включав зображення із нетиповими ракурсами, зміненою яскравістю та шумами. Модель змогла досягти задовільних результатів, продемонструвавши стійкість до змінених умов (рис. 5.8).

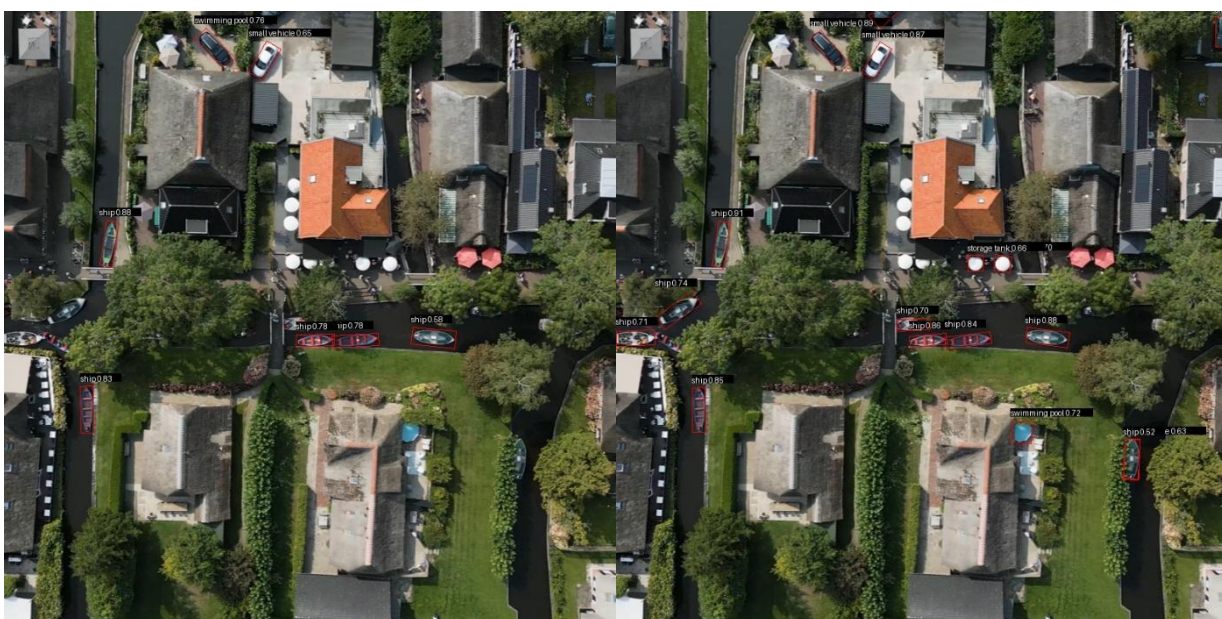


Рисунок 5.8 – Приклади виявлення об'єктів до та після донавчання

### 5.3 Аналіз результатів роботи системи

Аналіз роботи системи розпізнавання об'єктів проводився на основі результатів тестування, отриманих для різних етапів навчання та на різних датасетах. Це дало змогу детально оцінити її продуктивність, сильні сторони та виявити аспекти, що потребують вдосконалення.

Початкове навчання моделі на стандартному датасеті DOTA показало високу ефективність у виявленні великих і чітко ідентифікованих об'єктів. Класи, такі як літаки, вантажівки та кораблі, демонстрували максимальні значення Precision і Recall. Проте система стикнулася із проблемами у розпізнаванні дрібних об'єктів, розташованих близько один до одного. Це свідчить про те, що базова версія моделі потребує додаткової адаптації для роботи з подібними сценаріями (рис. 5.9).



Рисунок 5.9 – Результати виявлення великих об'єктів на DOTA

Метрики, отримані після початкового тренування, вказують на те, що модель добре працює із загальними класами, але її здатність узагальнювати дані залишається обмеженою для складних умов. mAP50–95, хоча й залишався вищим за середній рівень, демонстрував значні коливання залежно від класу об'єктів.

Донавачання моделі на зменшеній версії датасету DOTA–1024 суттєво покращило її здатність розпізнавати об'єкти на межах тайлів. Показники Recall зросли для класів, які раніше демонстрували невисоку продуктивність (рис. 5.10). Це свідчить про те, що адаптація розміру зображень і стабілізація структури даних позитивно вплинули на якість розпізнавання.

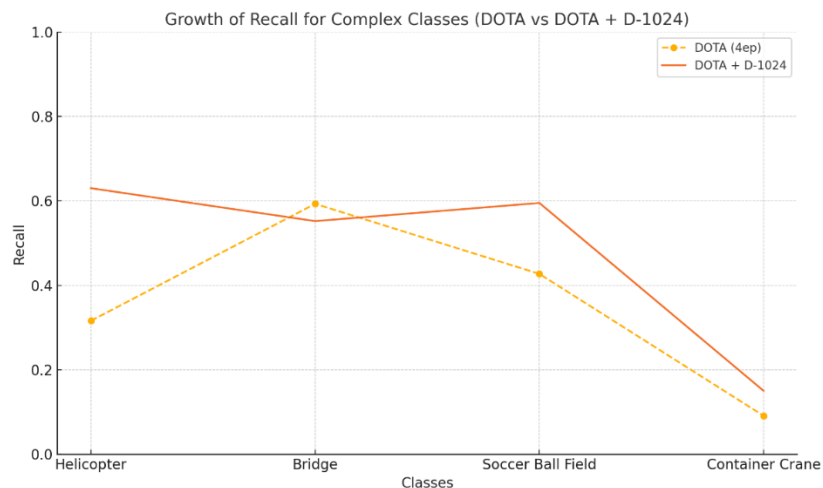


Рисунок 5.10 – Графік зростання Recall для складних класів

Попри покращення, було помічено, що модель все ще має труднощі із розпізнаванням деяких об'єктів. Це свідчить про те, що навіть адаптовані тайли не завжди можуть забезпечити ідеальні умови для аналізу.

Донавачання на власному датасеті дало змогу моделі краще адаптуватися до нетипових сценаріїв, таких як зміни яскравості, шумів і ракурсів. Порівняння результатів до та після цього етапу виявило значне покращення у виявленні об'єктів у складних умовах. Однак загальний рівень точності був нижчим, ніж для DOTA, через обмежений обсяг власного датасету(рис. 5.11).



Рисунок 5.11 – Порівняння результатів до та після донавчання

Цей етап також виявив нові виклики, такі як поява хибно–позитивних детекцій у зонах, які раніше не оброблялися. Це може бути наслідком недостатньої різноманітності в навчальному наборі даних.

#### 5.4 Переваги, недоліки та можливі покращення системи

Система розпізнавання об’єктів, розроблена для аналізу аерофотознімків, має низку сильних сторін, що роблять її ефективним інструментом для вирішення задач аналізу великих зображень. Проте тестування і аналіз результатів виявили певні обмеження, що вказують на можливі напрями вдосконалення.

Однією з ключових переваг системи є її здатність працювати з великими зображеннями завдяки впровадженню тайлової обробки. Розбиття зображень на фрагменти із частковим перекриттям дозволяє уникнути втрати інформації на межах тайлів і забезпечує високу точність аналізу. Це рішення ефективно адаптує систему до роботи з аерофотознімками надвисокої роздільної здатності, зберігаючи високу продуктивність навіть на апаратно обмежених платформах.

Однією з ключових переваг системи є її здатність працювати з великими зображеннями завдяки впровадженню тайлової обробки. Розбиття зображень на фрагменти із частковим перекриттям дозволяє уникнути втрати інформації на межах тайлів і забезпечує високу точність аналізу. Це рішення ефективно адаптує

систему до роботи з аерофотознімками надвисокої роздільної здатності, зберігаючи високу продуктивність навіть на апаратно обмежених платформах.

Використання моделей YOLO11, а саме версії YOLO11x-obb, забезпечило високу точність розпізнавання орієнтованих обмежувальних рамок (ОБВ), що є критично важливим для задач, пов'язаних із виявленням складних об'єктів. Інтеграція цієї моделі дозволяє системі успішно працювати з об'єктами різних форм, розмірів та орієнтацій.

Графічний інтерфейс, побудований на базі PyQt5, значно спрощує роботу з системою, забезпечуючи зручний процес налаштування параметрів, візуалізації результатів і експорту даних. Інтуїтивно зрозумілий дизайн дозволяє користувачам без технічних знань швидко освоїти систему та ефективно використовувати її функціонал.

Можливість навчання та донавчання на власних наборах даних є ще однією перевагою. Це дозволяє адаптувати систему до специфічних задач, що значно підвищує її універсальність та гнучкість.

Попри високу ефективність у багатьох сценаріях, система виявила обмеження в розпізнаванні дрібних об'єктів, які розташовані близько один до одного та об'єктів в складних сценаріях(рис. 5.12). Це може бути пов'язано як із особливостями моделей YOLO, так і з недостатньою деталізацією вхідних даних. Для вирішення цієї проблеми необхідне впровадження більш точних методів обробки перекриття між тайлами або збільшення роздільної здатності моделі.



Рисунок 5.12 – Обмеження в розпізнаванні об'єктів, які розташовані в складних умовах

Хибно–позитивні детекції, які спостерігалися після донавчання на власному датасеті, також свідчать про необхідність поліпшення процесу балансування навчального набору. Недостатня різноманітність даних або їхня обмежена кількість може спричиняти таку поведінку(рис. 5.13).



Рисунок 5.13 – Хибно–позитивні детекції та надлишкові детекції

Одним із перспективних напрямів вдосконалення є впровадження більш складних методів аугментації даних. Розширення навчального набору за рахунок накладання складних ефектів, таких як ротація, зміна перспективи чи імітація погодних умов, може значно підвищити стійкість системи до змінених умов.

Іншим важливим кроком є розширення системи шляхом інтеграції більш універсальних моделей, таких як сегментаційні нейронні мережі або гібридні архітектури, які можуть покращити результати в задачах розпізнавання дрібних та складних об'єктів.

Покращення обробки перекриття між тайлами може значно зменшити кількість пропущених або дубльованих об'єктів. Для цього можна впровадити більш досконалі алгоритми післяобробки, які враховують контекст сусідніх тайлів.

Додатково, інтеграція функцій автоматичного аналізу результатів могла б допомогти користувачам визначати сильні та слабкі сторони моделі на основі тестових даних. Це забезпечило б зворотний зв'язок для подальшого вдосконалення системи без необхідності детального аналізу з боку користувача.

## Висновок до 5 розділу

У п'ятому розділі було проведено комплексний аналіз роботи інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів на основі тестування, оцінювання метрик та аналізу результатів. Вибір ключових метрик, таких як Precision, Recall, mAP50 та mAP50–95, дозволив чітко та об'єктивно оцінити продуктивність системи в різних умовах. Застосування цих метрик продемонструвало, що модель YOLO11x–obb, яка використовувалася для розпізнавання орієнтованих обмежувальних рамок, досягла високих показників точності на великих об'єктах, але мала труднощі у розпізнаванні складних і дрібних об'єктів.

Тестування моделі на різних етапах навчання дозволило виявити вплив кожного з них на результати. Початкове навчання на стандартному датасеті DOTA забезпечило високу продуктивність у задачах загального розпізнавання, але

виявило обмеження в умовах складних сценаріїв. Донавачання покращило здатність моделі до аналізу зображень, підвищуючи точність виявлення об'єктів. Донавачання на власному міні-датасеті розширило можливості моделі, зробивши її більш адаптивною до нетипових умов.

Аналіз результатів показав, що система здатна ефективно працювати з великими обсягами даних, демонструючи високу продуктивність у більшості сценаріїв. Проте були виявлені обмеження, та складності у розпізнаванні дрібних об'єктів і поява хибно-позитивних детекцій у специфічних умовах. Це свідчить про необхідність подальшого вдосконалення алгоритмів, та розширення навчальних наборів даних.

Виявлені переваги та недоліки дозволяють сформулювати чітке уявлення про поточний стан системи й визначити напрями для її вдосконалення. Подальша розробка і розширення датасетів можуть зробити систему ще більш універсальною, надійною та ефективною. Ці аспекти стануть основою для майбутніх етапів роботи над проектом.

## 6 СТВОРЕННЯ СТАРТАП ПРОЕКТУ НА ОСНОВІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА

Таблиця 6.1 – Опис ідеї стартап-проекту

| Зміст ідеї  | Напрямки застосування  | Вигоди для користувача  |
|---|--|---|
| Інтелектуальна система автоматичного розпізнавання та класифікації об'єктів на аерофотознімках, отриманих за допомогою БПЛА, яка може автоматично розпізнавати та відмічати об'єкти | 1. Моніторинг повітряних та морських портів (розпізнавання літаків, кораблів, контейнерних кранів)                             | Скорочення часу на ручний контроль, підвищення точності моніторингу та спрощення управління інфраструктурою |
|   | 2. Контроль транспортної інфраструктури (мости, великі та малі транспортні засоби)   | Зменшення витрат на інспекцію та покращення моніторингу стану інфраструктури                                |
|   | 3. Аналіз спортивних об'єктів та розважальної інфраструктури (тенісні корти, баскетбольні майданчики, футбольні поля, басейни) | Автоматизоване виявлення та оцінка використання інфраструктури, зокрема для урбаністичного планування       |
|   | 4. Моніторинг житлових та промислових зон (складські резервуари, вертольоти, кругові розв'язки)                                | Швидке отримання точних даних про забудову для контролю, оптимізації та прогнозування                       |

| Зміст ідеї | Напрямки застосування   | Вигоди для користувача   |
|------------|---|--|
|            | 5. Виявлення незаконних дій, таких як нелегальні будівництва або вирубка лісів                          | Забезпечення ефективного моніторингу із мінімізацією затрат на інспекцію територій                                       |
|            | 6. Сільське господарство та екологія (моніторинг транспортних засобів на полях, аналіз екологічних зон) | Підвищення ефективності управління земельними ресурсами та зменшення екологічних ризиків через точний контроль територій |

Таблиця 6.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

| № п/п | Техніко–економічні характеристики ідеї | Мій проєкт | Detectron2         | Google Earth Engine | Pix4D / DroneDeploy | W (слабка сторона) | N (нейтральна сторона) | S (сильна сторона) |
|-------|--|------------|--------------------|---------------------|---------------------|--------------------|------------------------|--------------------|
| 1     | Точність виявлення орієнтованих        | Висока     | Часткова підтримка | Низька              | Середня             |                    |                        | S                  |

| № п/п | Техніко–<br>економічні<br>характери-<br>стики ідеї                              | Мій<br>проект                    | Detectr<br>on2                             | Google<br>Earth<br>Engine                | Pix4D /<br>DroneDepl<br>ou | W<br>(слабк<br>а<br>сторо<br>на) | N<br>(нейт<br>раль<br>на<br>сторо<br>на) | S<br>(силь<br>на<br>сторо<br>на) |
|-------|---|----------------------------------|--|--|----------------------------|----------------------------------|--|----------------------------------|
|       | об'єктів<br>(ОВВ)   |                                  |  |  |                            |                                  |  |                                  |
| 2     | Здатність<br>працювати<br>із<br>великими<br>зображенн<br>ями (>10k<br>пікселів) | Тайлова<br>обробка               | Потреб<br>ує<br>значно<br>ї<br>пам'ят<br>і | Лімітов<br>ана                           | Тайлова<br>обробка         |                                  | N  | S                                |
| 3     | Простота<br>використа<br>ння для<br>кінцевого<br>користува<br>ча                | Інтуїтив<br>ний<br>інтерфе<br>йс | Відсут<br>ній                              | Прости<br>й, але<br>обмеже<br>ний        | Складний                   |                                  | S  |                                  |
| 4     | Вартість<br>реалізації  | Низька                           | Висока                                     | Відсутн<br>я<br>комерці<br>йна<br>версія | Висока                     |                                  |  | S                                |

| № п/п | Техніко–<br>економічні<br>характери-<br>стики ідеї                     | Мій<br>проект | Detectr<br>on2 | Google<br>Earth<br>Engine | Pix4D /<br>DroneDepl<br>ou | W<br>(слабк<br>а<br>сторо<br>на) | N<br>(нейт<br>раль<br>на<br>сторо<br>на) | S<br>(силь<br>на<br>сторо<br>на) |
|-------|--|---------------|----------------|---------------------------|----------------------------|----------------------------------|--|----------------------------------|
| 5     | Швидкість<br>обробки<br>одного<br>зображенн<br>я                       | Висока        | Висока         | Низька                    | Середня                    |                                  | N  |                                  |
| 6     | Адаптація<br>до<br>специфічн<br>их задач<br>користува<br>ча            | Висока        | Середн<br>я    | Низька                    | Середня                    |                                  |  | S                                |
| 7     | Підтримка<br>кастомних<br>моделей<br>(навчання<br>на власних<br>даних) | Висока        | Висока         | Відсутн<br>я              | Часткова                   |                                  |  | S                                |
| 8     | Розпізнава<br>ння<br>дрібних<br>об'єктів у                             | Обмеже<br>на  | Висока         | Низька                    | Висока                     | W                                |  |                                  |

|              |  |               |                |                           |                            |                                  |  |                                  |
|--------------|--|---------------|----------------|---------------------------|----------------------------|----------------------------------|--|----------------------------------|
| №<br>п/<br>п | Техніко–<br>економічні<br>характери-<br>стики ідеї | Мій<br>проект | Detectr<br>on2 | Google<br>Earth<br>Engine | Pix4D /<br>DroneDepl<br>ou | W<br>(слабк<br>а<br>сторо<br>на) | N<br>(нейт<br>раль<br>на<br>сторо<br>на) | S<br>(силь<br>на<br>сторо<br>на) |
|              | складних<br>умовах                                 |               |                |                           |                            |                                  |  |                                  |

Сильні сторони:

– висока точність виявлення орієнтованих об'єктів (ОВВ), адаптація до специфічних задач користувача, низька вартість реалізації, підтримка великих зображень.

Слабкі сторони:

– розпізнавання дрібних об'єктів у складних умовах потребує подальшого вдосконалення.

Нейтральні характеристики:

– швидкість обробки зображень на рівні конкурентів.

Таблиця 6.3 – Технологічна здійсненність ідеї проекту

| №<br>п/п | Ідея проекту   | Технології її<br>реалізації           | Наявність технологій   | Доступність<br>технологій           |
|----------|--|---------------------------------------|--|-------------------------------------|
| 1        | Інтелектуальна<br>система<br>розпізнавання<br>об'єктів | Використання<br>моделі<br>YOLO11x-obv | Наявна (розроблена<br>раніше, активно<br>використовується в<br>комп'ютерному зорі) | Так, доступна<br>через<br>відкритий |

| № п/п   | Ідея проекту                                  | Технології її реалізації   | Наявність технологій   | Доступність технологій    |
|---|---|--|--|---------------------------|
|   |   | для аналізу зображень  |  | доступ до Ultralytics     |
| 2   | Графічний інтерфейс користувача для взаємодії | PyQt5 як фреймворк для побудови інтерфейсу                         | Наявна (популярна бібліотека для створення GUI)                      | Так, доступна             |
| 3   | Обробка великих зображень                     | Алгоритми тайлової обробки зображень з використанням Python та PIL | Розроблена (на основі існуючих рішень, адаптована для задач проекту) | Так, доступна, адаптована |
| 4   | Зберігання результатів у зручних форматах     | Використання стандартів PNG для зображень, TXT для метаданих       | Наявна (відкриті формати, широко використовуються)                   | Так, доступна             |
| Для реалізації проекту обирається технологія використання моделі YOLO11x-obb для детекції об'єктів у поєднанні з Python-бібліотеками PyQt5, PIL, NumPy та іншими. Усі необхідні технології є наявними, доступними автору проекту та мають підтвержену ефективність у галузі комп'ютерного зору. |   |  |  |                           |

Проект є технологічно здійсненним. Усі необхідні компоненти та технології доступні, що дозволяє реалізувати систему без суттєвих додаткових розробок. Технологічний шлях включає інтеграцію наявних компонентів для забезпечення функціональності системи.

Таблиця 6.4 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

| № п/п | Показники стану ринку (найменування)                     | Характеристика  |
|-------|--|---|
| 1     | Кількість головних гравців, од                           | Приблизно 10–15 основних компаній, які пропонують рішення для аналізу супутникових або аерознімків.                                 |
| 2     | Загальний обсяг продаж, грн/ум.од                        | Близько 50 млн грн щорічно в галузі аналізу аерофотознімків та геоаналітики.  |
| 3     | Динаміка ринку (якісна оцінка)                           | Зростає. Ринок демонструє стійке зростання завдяки підвищеному попиту на автоматизацію аналізу зображень.                           |
| 4     | Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень) | Технічні бар'єри, потреба в спеціалізованих знаннях, довіра до нових компаній на ринку.   |
| 5     | Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації      | Відповідність стандартам точності аналізу об'єктів та сертифікація програмного забезпечення для авіаційних і геоаналітичних ринків. |
| 6     | Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %  | 15–20%  |

Ринок є привабливим для входження, зважаючи на його зростання, значний обсяг продажів та помірну конкуренцію. Наявність технічних бар'єрів можна

подолати завдяки використанню сучасних технологій, а стандартизація забезпечить довіру з боку клієнтів.

Таблиця 6.5 – Характеристика потенційних клієнтів стартап–проекту

| № п/п | Потреба, що формує ринок                      | Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)                        | Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів | Вимоги споживачів до товару                                     |
|-------|---|---|---|---|
| 1     | Аналіз аерофотознімків для виявлення об'єктів | Державні служби (наприклад, моніторинг інфраструктури)            | Суворе дотримання стандартів безпеки, прозорість роботи системи   | – Висока точність розпізнавання<br>– Мінімальні затрати часу    |
| 2     | Контроль об'єктів на виробничих територіях    | Приватні підприємства (заводи, порти, великі логістичні компанії) | Орієнтація на економічну ефективність і швидкість впровадження    | – Сумісність із існуючими системами<br>– Автоматизація процесів |
| 3     | Виявлення екологічних загроз                  | Екологічні організації та наукові інститути                       | Необхідність інтеграції із зовнішніми базами даних                | – Надійність і точність<br>– Зручність у використанні           |

Таблиця 6.6 – Фактори загроз

| № п/п | Фактор                               | Зміст загрози  | Можлива реакція компанії                                |
|-------|--------------------------------------|--|---|
| 1     | Конкуренція з боку інших розробників | Розробка подібних рішень із нижчою ціною                 | Постійне вдосконалення системи, додавання нових функцій |
| 2     | Регуляторні вимоги                   | Необхідність сертифікації продукту для державних установ | Проведення сертифікації, дотримання вимог стандартів    |
| 3     | Недовіра до нових технологій         | Побоювання щодо надійності роботи системи                | Проведення демонстрацій та надання гарантій             |

Таблиця 6.7 – Фактори можливостей

| № п/п | Фактор                                       | Зміст можливості                                    | Можлива реакція компанії                                       |
|-------|--|---|--|
| 1     | Зростаюча популярність аналізу великих даних | Зростаючий попит на системи аналізу аерофотознімків | Активна маркетингова кампанія, орієнтована на освітні програми |
| 2     | Розвиток технологій штучного інтелекту       | Поліпшення продуктивності та точності алгоритмів    | Інвестування в дослідження та розробки                         |
| 3     | Державні програми фінансування               | Підтримка інноваційних рішень у галузі безпеки      | Залучення грантів та державних програм фінансування            |

Таблиця 6.8 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

| Особливості конкурентного середовища  | В чому проявляється дана характеристика  | Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною) |
|---------------------------------------|--|--|
| 1. Тип конкуренції                    | Монополістична конкуренція: ринок включає декількох великих і середніх гравців | Розробка унікальних функцій та підвищення якості продукту для утримання частки ринку   |
| 2. За рівнем конкурентної боротьби    | Національний рівень: конкуренція охоплює всі регіони країни                    | Активна маркетингова кампанія з фокусом на державні та приватні організації            |
| 3. За галузевою ознакою               | Внутрішньогалузева конкуренція: прямі конкуренти займаються аналізом зображень | Впровадження інновацій, таких як адаптація системи до специфічних вимог клієнтів       |
| 4. Конкуренція за видами товарів      | Товарно–видова: конкуренція між продуктами, що мають схожі функції             | Вдосконалення технічних характеристик, покращення підтримки користувачів               |
| 5. За характером конкурентних переваг | Нецінова конкуренція: орієнтація на якість, зручність та інновації             | Вдосконалення алгоритмів розпізнавання, створення зручного інтерфейсу                  |
| 6. За інтенсивністю                   | Марочна: акцент на бренд якості та технологій                                  | Розвиток іміджу компанії, участь у виставках, публікація успішних кейсів               |

Аналіз ринку показує, що основними характеристиками конкурентного середовища для проєкту є монополістична конкуренція з наявністю великих та середніх гравців, що працюють у галузі аналізу аерофотознімків. Конкуренція має національний масштаб і зосереджена на внутрішньогалузевому рівні, де основними конкурентами виступають компанії, що пропонують схожі технології для розпізнавання об'єктів. Конкуренція орієнтована на якість продукту, а не лише на його вартість, тому важливим є акцент на інноваціях та технологічній досконалості.

Принципова можливість роботи на ринку для проєкту існує, оскільки запропоноване рішення має унікальні технічні та функціональні переваги, які можуть створити додаткову цінність для клієнтів. Основними сильними сторонами, які дозволять зберігати конкурентоспроможність, є:

- висока якість і точність алгоритмів розпізнавання об'єктів, зокрема орієнтованих обмежувальних рамок (ОВВ);
- здатність працювати з великими зображеннями завдяки технології тайлової обробки;
- гнучкість системи для адаптації до специфічних вимог замовників;
- зручний графічний інтерфейс, який спрощує використання технології навіть для некваліфікованих користувачів;
- сучасний підхід до побудови бренду та впровадження маркетингових стратегій.

Таким чином, ключові фактори конкурентоспроможності проєкту формуватимуться на основі його технологічної інноваційності, зручності користування та орієнтованості на якість і підтримку клієнтів.

Таблиця 6.9 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

|                  | Прямі конкуренти в галузі  | Потенційні конкуренти   | Постачальники                                       | Клієнти   | Товари-замінники  |
|------------------|--|---|---|---|---|
| Складові аналізу | <p>Detectron2</p> <p>Pix4D / DroneDeploy</p> <p>Google Earth Engine</p>            | <p>Висока вартість обчислювальних ресурсів, потреба в великих датасетах,</p>                            | <p>Google Cloud, AWS</p>                            | <p>Клієнти мають значний вплив через високі вимоги до точності, швидкості та зручності у використанні</p> | <p>Товари-замінники (ручний аналіз, дешевші моделі) мають низьку точність, обмежені функції</p> |
| Висновки         | <p>Інтенсивність конкурентної боротьби: Висока. Прямі конкуренти мають значний</p> | <p>Є можливості входу за рахунок інноваційних підходів, спрощення та здешевлення системи та нішевих</p> | <p>Постачальники диктують умови роботи на ринку</p> | <p>Клієнти диктують умови роботи, зокрема вони очікують високу якість, швидкість</p>                      | <p>Обмеження через низьку ефективність та обмежену функціональність</p>                         |

|  |                           |                       |               |               |                  |
|--|---------------------------|-----------------------|---------------|---------------|------------------|
|  | Прямі конкуренти в галузі | Потенційні конкуренти | Постачальники | Клієнти       | Товари-замінники |
|  | досвід та ресурси         | ринкових пропозицій.  |               | обробки даних |                  |

Таблиця 6.10 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

| № п/п | Фактор конкурентоспроможності               | Обґрунтування   |
|-------|---|---|
| 1     | Точність розпізнавання об'єктів             | Точність є ключовим показником, який безпосередньо впливає на якість продукту. Висока точність забезпечується використанням моделі YOLO11x-obb. |
| 2     | Здатність працювати з великими зображеннями | Тайлова обробка дозволяє ефективно аналізувати зображення великої роздільної здатності, що є важливим для аналізу аерофотознімків.              |
| 3     | Унікальні можливості орієнтованих рамок OBB | Система забезпечує точне визначення об'єктів складних форм і орієнтацій, що відсутнє у багатьох конкурентних рішеннях.                          |
| 4     | Зручний графічний інтерфейс                 | Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, який мінімізує складність для кінцевого користувача та забезпечує легкий доступ до функціоналу системи.        |

| №<br>п/п | Фактор<br>конкурентоспроможності            | Обґрунтування   |
|----------|---|---|
| 5        | Гнучкість у навчанні моделі                 | Система дозволяє адаптувати модель до різних сценаріїв і специфічних датасетів, забезпечуючи універсальність і адаптивність.                            |
| 6        | Інтеграція з власними даними замовника      | Можливість навчання та донавчання моделі на основі власних датасетів користувача підвищує її цінність і привабливість для різних клієнтських сегментів. |
| 7        | Технічна підтримка та післяпродажний сервіс | Підтримка користувачів та можливість швидкого вирішення проблем створює довіру та покращує сприйняття продукту.   |
| 8        | Можливість масштабування                    | Адаптація системи до великих проєктів або збільшення обсягу даних без втрати продуктивності є значною перевагою.  |
| 9        | Конкурентна ціна                            | Співвідношення ціни та функціональних можливостей забезпечує привабливість продукту на ринку, що має високий рівень конкуренції.                        |

Таблиця 6.11 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін «ISOD»

| № п/п | Фактор конкурентоспроможності               | Бали 1–20 | Рейтинг товарів–конкурентів у порівнянні з «ISOD» |
|-------|---|-----------|---|
| 1     | Точність розпізнавання об'єктів             | 18        | +3  |
| 2     | Здатність працювати з великими зображеннями | 19        | +3  |
| 3     | Унікальні можливості орієнтованих рамок ОВВ | 17        | +2  |
| 4     | Зручний графічний інтерфейс                 | 16        | +2  |
| 5     | Гнучкість у навчанні моделі                 | 18        | +3  |
| 6     | Інтеграція з власними даними замовника      | 17        | +2  |
| 7     | Технічна підтримка та післяпродажний сервіс | 15        | +1  |
| 8     | Можливість масштабування                    | 16        | +2  |
| 9     | Конкурентна ціна                            | 14        | +1  |

Таблиця 6.12 – SWOT–аналіз стартап–проекту «ISOD»

| Сильні сторони (Strengths):   | Слабкі сторони (Weaknesses):  |
|---|---|
| – Висока точність розпізнавання об'єктів.                             | – Обмежена здатність до розпізнавання дрібних об'єктів у складних умовах. |
| – Можливість роботи з великими зображеннями завдяки тайловій обробці. | – Висока залежність від якості навчальних даних.                          |

| Сильні сторони (Strengths):  | Слабкі сторони (Weaknesses):  |
|--|---|
| – Технологія орієнтованих рамок (ОВВ).   | – Висока вартість апаратних ресурсів для обробки великих обсягів даних.       |
| – Гнучкість у навчанні та адаптації моделі під специфічні задачі клієнта.                        | – Хибно–позитивні детекції після навчання на недостатньо різноманітних даних. |
| – Інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс для користувачів різного рівня технічної підготовки. | – Обмежений обсяг власного датасету для тестування і вдосконалення системи.   |

| Можливості (Opportunities):   | Загрози (Threats):   |
|---|--|
| – Розширення ринку за рахунок інтеграції з новими галузями, такими як аграрний сектор.            | – Висока конкуренція з боку вже існуючих систем розпізнавання, таких як конкуренти YOLO. |
| – Покращення системи за рахунок впровадження глибших методів аугментації та збільшення датасетів. | – Ризик зниження попиту через високу ціну програмного забезпечення.                      |
| – Залучення державних та приватних програм для моніторингу інфраструктури чи екології.            | – Можливі зміни у регуляторній політиці щодо використання БПЛА.                          |
| – Партнерство з виробниками БПЛА для інтеграції системи розпізнавання в їхні платформи.           | – Технічні обмеження для роботи на старих або слабких обчислювальних пристроях.          |

Таблиця 6.13 – Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту «ISOD»

| № п/п | Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки                             | Ймовірність отримання ресурсів | Строки реалізації |
|-------|--|--------------------------------|-------------------|
| 1     | Участь у державних та приватних тендерах для моніторингу інфраструктури або екології       | Висока                         | 6–12 місяців      |
| 2     | Співпраця з виробниками БПЛА для інтеграції системи у їхні платформи                       | Середня                        | 12–18 місяців     |
| 3     | Розширення функціоналу системи для аграрного сектору, зокрема моніторинг врожайності       | Середня                        | 12–24 місяці      |
| 4     | Впровадження інтенсивної маркетингової кампанії для залучення малого та середнього бізнесу | Низька                         | 6–9 місяців       |
| 5     | Пошук інвесторів для масштабування виробництва та вдосконалення системи                    | Середня                        | 18–24 місяці      |

Обрана Альтернатива 1: Участь у державних та приватних тендерах для моніторингу інфраструктури або екології.

Обґрунтування вибору:

– ймовірність отримання ресурсів є найвищою завдяки актуальності екологічного моніторингу та інфраструктурних проєктів;

– строки реалізації коротші, що дозволяє швидко вийти на ринок та отримати перший дохід;

– мінімальна залежність від довготривалих інвестицій чи масштабних маркетингових кампаній.

Резервна Альтернатива 2 – співпраця з виробниками БПЛА, оскільки це дозволяє розширити ринкове проникнення та інтегрувати систему як базовий компонент БПЛА.

Таблиця 6.14 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

| № п/п | Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів          | Готовність споживачів сприйняти продукт | Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту) | Інтенсивність конкуренції в сегменті | Простота входу у сегмент |
|-------|---|---|---|--------------------------------------|--------------------------|
| 1     | Державні організації, що займаються моніторингом екології | Висока                                  | Високий   | Низька                               | Висока                   |
| 2     | Приватні компанії, що займаються аграрним моніторингом    | Середня                                 | Середній  | Середня                              | Середня                  |
| 3     | Виробники БПЛА для інтеграції системи в їхні платформи    | Середня                                 | Середній  | Середня                              | Середня                  |

| № п/п | Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів                            | Готовність споживачів сприйняти продукт | Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту) | Інтенсивність конкуренції в сегменті | Простота входу у сегмент |
|-------|---|---|---|--------------------------------------|--------------------------|
| 4     | Комунальні та інфраструктурні служби для обстеження об'єктів інфраструктури | Висока                                  | Високий   | Низька                               | Висока                   |
| 5     | Середній та малий бізнес для локального моніторингу територій               | Низька                                  | Низький   | Висока                               | Низька                   |

Обрані цільові групи:

Державні організації: Високий попит, низька конкуренція, проста адаптація продукту під державні потреби.

Комунальні та інфраструктурні служби: Високий попит, проста інтеграція та мінімальні бар'єри входу в сегмент.

Стратегія охоплення ринку:

Для стартапу обрано стратегію диференційованого маркетингу, що передбачає розробку окремих ринкових програм для ключових сегментів.

Таких як:

– для державних організацій – створення окремих пакетів послуг з акцентом на екологічний моніторинг;

– для комунальних та інфраструктурних служб – оптимізація системи для моніторингу об'єктів міської та транспортної інфраструктури.

Таблиця 6.15 – Визначення базової стратегії розвитку

| № п/п | Обрана альтернатива розвитку проекту   | Стратегія охоплення ринку    | Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи   | Базова стратегія розвитку |
|-------|--|------------------------------|--|---------------------------|
| 1     | Запуск проекту через співпрацю з великими компаніями, які спеціалізуються на аналізі аерофотознімків | Концентрованого маркетингу   | Інтеграція з уже існуючими робочими процесами, висока якість розпізнавання об'єктів, оптимізація великих зображень | Спеціалізація             |
| 2     | Вихід на міжнародний ринок за допомогою локалізації продукту   | Диференційованого маркетингу | Розробка унікальних адаптацій продукту для різних ринків, додаткові модулі для конкретних потреб клієнтів          | Диференціація             |

| №<br>п/<br>п | Обрана<br>альтернатива<br>розвитку<br>проекту                               | Стратегія<br>охоплення ринку | Ключові<br>конкурентоспромож<br>ні позиції відповідно<br>до обраної<br>альтернативи | Базова<br>стратегія<br>розвитку |
|--------------|---|------------------------------|---|---------------------------------|
| 3            | Масовий<br>запуск<br>продукту через<br>партнерські<br>канали<br>дистрибуції | Масового<br>маркетингу       | Оптимізація витрат,<br>доступність<br>продукту для<br>широкого кола<br>споживачів   | Лідерство по<br>витратах        |

Таблиця 6.16 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

| №<br>п/п | Чи є проект<br>«першопрохідцем»<br>на ринку? | Чи буде<br>компанія<br>шукати нових<br>споживачів,<br>або забирати<br>існуючих у<br>конкурентів? | Чи буде компанія<br>копіювати основні<br>характеристики<br>товару конкурента,<br>і які? | Стратегія<br>конкурентної<br>поведінки   |
|----------|--|--|---|--|
| 1        | Так  | Шукати<br>нових<br>споживачів  | Ні, проект<br>спрямований на<br>інновації та<br>унікальність                            | Стратегія<br>заняття<br>конкурентної<br>ніші. Компанія<br>зосереджується<br>на потребах<br>одного чи |

| №<br>п/п | Чи є проект<br>«першопрохідцем»<br>на ринку? | Чи буде<br>компанія<br>шукати нових<br>споживачів,<br>або забирати<br>існуючих у<br>конкурентів? | Чи буде компанія<br>копіювати основні<br>характеристики<br>товару конкурента,<br>і які? | Стратегія<br>конкурентної<br>поведінки  |
|----------|--|--|---|---|
|          |  |  |   | кількох малих<br>сегментів.   |
| 2        | Ні   | Забирати<br>існуючих у<br>конкурентів  | Ні, але<br>використовуватиме<br>адаптивні рішення<br>для поліпшення<br>сервісу          | Стратегія<br>наслідування<br>лідеру. Фокус на<br>вдосконаленні<br>існуючих<br>технологій,<br>зниженні витрат<br>і підвищенні<br>ефективності. |
| 3        | Так  | Шукати<br>нових<br>споживачів  | Ні, розроблятиме<br>унікальні<br>інструменти для<br>аналізу великих<br>зображень        | Стратегія<br>лідера:<br>наступальна.<br>Активна<br>інноваційна<br>політика та<br>розширення<br>частки ринку за                                |

|          |  |  |   |  |
|----------|--|--|---|--|
| №<br>п/п | Чи є проект<br>«першопрохідцем»<br>на ринку? | Чи буде<br>компанія<br>шукати нових<br>споживачів,<br>або забирати<br>існуючих у<br>конкурентів? | Чи буде компанія<br>копіювати основні<br>характеристики<br>товару конкурента,<br>і які? | Стратегія<br>конкурентної<br>поведінки |
|          |  |  |   | рахунок ефекту<br>масштабу.            |

Таблиця 6.17 –Визначення стратегії позиціонування

| №<br>п/п | Вимоги до<br>товару<br>цільової<br>аудиторії                         | Базова<br>стратегія<br>розвитку | Ключові<br>конкурентоспроможні<br>позиції власного<br>стартап–проекту     | Вибір асоціацій,<br>які мають<br>сформувати<br>комплексну<br>позицію власного<br>проекту (три<br>ключових) |
|----------|--|---------------------------------|---|--|
| 1        | Висока<br>точність і<br>швидкість<br>аналізу<br>великих<br>зображень | Стратегія<br>диференціації      | Інноваційна<br>технологія<br>розпізнавання об'єктів<br>на аерофотознімках | Точність<br>результатів,<br>адаптивність до<br>різних даних,<br>інноваційність<br>аналізу                  |
| 2        | Зручний у<br>використанні  | Стратегія<br>спеціалізації      | Простий у<br>використанні<br>інтерфейс,                                   | Інтуїтивність,<br>функціональність,<br>ефективність  |

| №<br>п/п | Вимоги до<br>товару<br>цільової<br>аудиторії                     | Базова<br>стратегія<br>розвитку       | Ключові<br>конкурентоспроможні<br>позиції власного<br>стартап–проекту                          | Вибір асоціацій,<br>які мають<br>сформувати<br>комплексну<br>позицію власного<br>проекту (три<br>ключових) |
|----------|--|---------------------------------------|--|--|
|          | графічний<br>інтерфейс   |                                       | орієнтований на не<br>технічних<br>користувачів  |  |
| 3        | Підтримка<br>сучасних<br>форматів та<br>великих<br>обсягів даних | Стратегія<br>лідерства по<br>витратах | Можливість обробки<br>надвеликих зображень<br>при збереженні<br>високої швидкості та<br>якості | Надійність,<br>масштабованість,<br>продуктивність  |

Стартап–компанія позиціонує себе як інноваційного провайдера високотехнологічних рішень для аналізу аерофотознімків. Основний акцент зроблено на точності, зручності та адаптивності продукту, що відповідає вимогам сучасного ринку.

Таблиця 6.18 – Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

| №<br>п/п | Потреба   | Вигода, яку<br>пропонує товар                                    | Ключові переваги перед<br>конкурентами (існуючі або<br>такі, що потрібно створити)                          |
|----------|---|--|---|
| 1        | Аналіз<br>аерофотознімків<br>великого розміру             | Швидкий і точний<br>аналіз зображень<br>без втрати деталей       | Тайлова обробка великих<br>зображень, оптимізація<br>ресурсів, висока точність і<br>швидкість               |
| 2        | Простий інтерфейс<br>для некваліфікованих<br>користувачів | Інтуїтивно<br>зрозумілий<br>графічний<br>інтерфейс               | Дружній користувацький<br>досвід, функціональність<br>для не технічної аудиторії                            |
| 3        | Підтримка<br>різноманітних<br>форматів даних              | Гнучкість і<br>адаптивність для<br>різних типів<br>завдань       | Сумісність із сучасними<br>форматами, обробка<br>нестандартних сценаріїв                                    |
| 4        | Зменшення витрат<br>часу та ресурсів                      | Автоматизація<br>процесу виявлення<br>об'єктів                   | Економія часу на ручний<br>аналіз, зменшення<br>залежності від апаратних<br>обмежень                        |
| 5        | Висока точність<br>розпізнавання в<br>різних умовах       | Надійне<br>розпізнавання<br>об'єктів навіть у<br>складних умовах | Покращена модель<br>розпізнавання, оптимізована<br>для роботи з різними<br>типами освітлення та<br>ракурсів |

Таблиця 6.19 – Опис трьох рівнів моделі товару

| Рівні товару                    | Сутність та складові   |   |  |
|---------------------------------|--|---|--|
| I. Товар за задумом             | Аналіз аерофотознімків для розпізнавання об'єктів за допомогою нейронних мереж; задоволення потреби в автоматизації та точності аналізу супутникових та аерофотознімків. Основна вигода: зменшення витрат часу та зусиль на обробку великих обсягів даних, підвищення точності розпізнавання об'єктів. |   |  |
| II. Товар у реальному виконанні | Властивості/характеристики   | М/Нм  | Вр/Тх /Тл/Е/Ор   |
|                                 | Точність<br>Швидкість<br>Універсальність   | mAP50–<br>90 > 75%<br>3 с/тайл<br>16 класів | Висока<br>ефективність<br>Чіткість<br>результатів<br>Низьке<br>споживання<br>ресурсів<br>Платформа–<br>агностична<br>Зручність роботи<br>Можливість<br>донавчання<br>Сучасний<br>інтерфейс<br>Інтуїтивне<br>управління |

| Рівні товару   | Сутність та складові   |
|--|--|
|  | <p>Якість: Відповідність міжнародним стандартам з точності розпізнавання</p> <p>Пакування: Програмний продукт із інтеграцією в систему користувача (без фізичного пакування).</p> <p>Марка: DGA; ISOD</p>  |
| <p>III. Товар із підкріпленням</p>   | <p>До продажу – Докладна інструкція з налаштування та використання; технічна підтримка з боку розробників для інтеграції продукту в системи замовника.</p> <p>Після продажу – Регулярні оновлення моделі, включення нових функцій і класів об'єктів; технічна підтримка користувачів; навчальні матеріали та вебінари.</p> |
| <p>За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання:</p> <p>Програмний код захищено інтелектуальною власністю; використання унікальних алгоритмів розпізнавання та тайлової обробки; регулярні оновлення забезпечують збереження конкурентних переваг; інтеграція ноу-хау в процеси оптимізації моделей нейронних мереж.</p> |  |

Таблиця 6.20 – Визначення меж встановлення ціни

| № п/п | Рівень цін на товари–замінники                               | Рівень цін на товари–аналоги               | Рівень доходів цільової групи споживачів | Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу |
|-------|--|--|--|---|
| 1     | Відсутні прямі замінники                                     | \$1000–\$1500 за програмний пакет          | Високий/Середній рівень доходів          | \$900–\$1400 за ліцензію                                |
| 2     | Альтернативи часткового аналізу (\$500–\$800)                | \$1500–\$2500 за повний аналіз + підтримка | Середній рівень доходів                  | \$500–\$2000 із технічним супроводом                    |
| 3     | Вартість хмарних сервісів для аналізу (помісячно \$50–\$150) | \$2000–\$5000 на ексклюзивні продукти      | Низький рівень (з акцентом на стартапи)  | \$50/міс або \$2000 одноразово                          |

Таблиця 6.21 – Формування системи збуту

| № п/п | Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів | Функції збуту, які має виконувати постачальник товару | Глибина каналу збуту         | Оптимальна система збуту  |
|-------|---|---|------------------------------|---------------------------|
| 1     | Клієнти потребують                                  | – Технічне налаштування та                            | Короткий канал збуту: прямий | Прямий збут через власний |

| №<br>п/п | Специфіка<br>закупівельної<br>поведінки<br>цільових<br>клієнтів   | Функції збуту, які<br>має виконувати<br>постачальник<br>товару   | Глибина каналу<br>збуту  | Оптимальна<br>система збуту  |
|----------|---|--|--|--|
|          | попередньої<br>демонстрації<br>функціоналу,<br>технічної<br>підтримки,<br>налаштування<br>системи                         | обслуговування.<br>– Проведення<br>демонстраційних<br>сесій.<br>– Підтримка<br>інтеграції з<br>інфраструктурою<br>клієнта.                 | контакт із<br>клієнтами через<br>офіційний сайт<br>або<br>демонстраційні<br>презентації.                                 | відділ продажу.<br>Це дозволяє<br>підтримувати<br>безпосередній<br>контакт із<br>клієнтами,<br>уникати витрат<br>на посередників і<br>забезпечувати<br>індивідуальний<br>підхід. |
| 2        | Великі компанії,<br>які звикли<br>працювати через<br>посередників<br>або мають<br>стандартизовані<br>канали<br>закупівель | – Забезпечення<br>регулярних<br>поставок.<br>– Підтримка<br>партнерів–<br>посередників із<br>технічними<br>матеріалами та<br>інструкціями. | Глибокий канал<br>збуту: через<br>дистриб'юторів,<br>які мають досвід<br>у сфері продажу<br>програмного<br>забезпечення. | Система збуту<br>через партнерів–<br>дистриб'юторів.<br>Це дозволяє<br>масштабувати<br>продажі,<br>зменшити<br>витрати на<br>організацію<br>збуту в нових<br>регіонах.           |

Таблиця 6.22. Концепція маркетингових комунікацій

| № п/п | Специфіка поведінки цільових клієнтів   | Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти               | Ключові позиції, обрані для позиціонування | Завдання рекламного повідомлення  | Концепція рекламного звернення  |
|-------|---|--|--|---|---|
| 1     | Клієнти вимагають технічних рішень високої точності та ефективності для роботи з аерофотознімками та аналітикою | Галузеві конференції, B2B платформи, офіційний сайт, email-маркетинг | Точність, швидкість, універсальність       | Демонструвати ефективність системи в реальних сценаріях, підкреслюючи її здатність вирішувати найскладніші задачі | "Збільшуйте точність і швидкість аналізу даних з нашим інноваційним рішенням для аерофотознімків" |
| 2     | Компанії прагнуть автоматизувати процеси аналізу зображень для зменшення витрат та покращення                   | Соціальні мережі для бізнесу, вебінари, партнерські заходи           | Надійність і зниження витрат               | Показати, як система знижує витрати на обробку даних і підвищує продуктивність                                    | "Економте час і ресурси з нашою системою аналізу зображень – рішення для сучасного бізнесу"       |

| №<br>п/<br>п | Специфіка<br>поведінки<br>цільових<br>клієнтів   | Канали<br>комунікаці<br>й, якими<br>користують<br>ся цілові<br>клієнти       | Ключові<br>позиції,<br>обрані для<br>позиціонува<br>ння | Завдання<br>рекламного<br>повідомлення  | Концепція<br>рекламного<br>звернення   |
|--------------|--|--|---|---|--|
|              | продуктивност<br>і   |  |   |   |  |
| 3            | Державні<br>організації<br>вимагають<br>дотримання<br>стандартів та<br>надійного<br>партнера | Державні<br>тендери,<br>спеціалізов<br>ані<br>видання,<br>галузеві<br>форуми | Відповідніст<br>ь<br>стандартам,<br>надійність          | Підкреслити<br>сертифікацію<br>та<br>відповідність<br>стандартам<br>для<br>використання<br>у<br>спеціалізован<br>их та<br>регламентова<br>них галузях | "Сертифікова<br>на точність<br>для<br>державних і<br>регульованих<br>галузей"                  |
| 4            | Стартапи та<br>малі<br>підприємства<br>шукають<br>доступне<br>рішення для                    | Цифрова<br>реклама,<br>SEO,<br>платформи<br>онлайн–<br>продажу               | Доступність,<br>простота<br>використанн<br>я            | Пропонувати<br>рішення, яке<br>легко<br>інтегрується<br>та є<br>доступним<br>навіть для   | "Інноваційна<br>технологія,<br>доступна<br>кожному.<br>Легкий старт<br>для вашого<br>бізнесу!" |

| № п/п | Специфіка поведінки цільових клієнтів | Канали комунікації, якими користуються цільові клієнти | Ключові позиції, обрані для позиціонування | Завдання рекламного повідомлення | Концепція рекламного звернення |
|-------|---------------------------------------|--|--|----------------------------------|--------------------------------|
|       | автоматизації аналізу даних           |  |  | малих компаній                   |                                |

### Висновок до 6 розділу

Проведений аналіз підтвердив наявність попиту на розроблену систему аналізу аерофотознімків серед різних груп клієнтів, включаючи державні установи, великі компанії, стартапи та малі підприємства. Динаміка ринку виявлена позитивною, зі зростаючими інвестиціями в автоматизацію обробки даних. Оцінка рентабельності показала, що проект має високий потенціал для створення прибутку в довгостроковій перспективі.

Розроблена система демонструє високий рівень конкурентоспроможності завдяки таким факторам:

- Універсальність і точність технології;
- Відповідність стандартам і можливість адаптації до різних галузей;
- Простота інтеграції та використання навіть для невеликих підприємств.

Перешкод для впровадження у вигляді значних бар'єрів входу не виявлено. Конкуренція на ринку існує, але диференціація продукту за ключовими характеристиками забезпечує його конкурентну перевагу.

Обрано стратегію спеціалізації з орієнтацією на окремі сегменти ринку (державні організації, галузі транспорту, будівництва та сільського господарства). Це дозволить максимально ефективно використовувати унікальні можливості

системи для вирішення специфічних задач клієнтів. Впровадження буде здійснюватися через комбінацію власної та залученої систем збуту з акцентом на прямі комунікації з клієнтами.

Аналіз показав високу доцільність подальшої імплементації проекту. Розробка відповідає сучасним потребам ринку, має технічні, економічні та конкурентні переваги, а також демонструє значний потенціал для масштабування в суміжні галузі. Таким чином, проект готовий до комерціалізації та подальшого впровадження на ринок.

## ВИСНОВКИ

У процесі виконання проекту була реалізована інтелектуальна система розпізнавання об'єктів на основі даних із безпілотних літальних апаратів (БПЛА), яка об'єднала сучасні методи комп'ютерного зору, адаптивний підхід до обробки великих обсягів зображень та інструменти для аналізу й інтерпретації результатів. Це рішення стало втіленням актуальної технічної ідеї, яка здатна трансформувати підхід до моніторингу територій, зокрема в умовах швидкозмінного середовища та складних обчислювальних обмежень.

Використання методології модульного проектування дозволило створити систему, що вирізняється високою адаптивністю та гнучкістю. Основна увага була зосереджена на розробці модулів, які інтегрують сучасні алгоритми розпізнавання об'єктів (на прикладі моделі YOLO), обробку великих аерофотознімків із забезпеченням збереження точності даних і можливість візуалізації результатів. Завдяки цьому вдалося досягти не лише технічної досконалості, а й зручності використання системи як для досвідчених користувачів, так і для новачків.

Окрім технічної реалізації, в ході роботи було проведено глибокий аналіз ринкових можливостей і бар'єрів для впровадження проекту, що дозволило створити чітку стратегію виходу на ринок. Використання системного підходу до аналізу ринкового середовища забезпечило можливість оцінити конкурентні переваги системи, порівняти її з аналогами та визначити найперспективніші напрями її використання. Сформовані стратегії маркетингу та позиціонування чітко відображають унікальні властивості системи, що сприяє створенню конкурентоспроможного продукту.

Підсумовуючи результати, слід зазначити, що розроблена система здатна виконувати складні завдання з аналізу великих обсягів зображень, демонструючи високу точність навіть у складних умовах. Її впровадження потенційно дозволяє скоротити часові та фінансові витрати на вирішення низки завдань у галузях екологічного моніторингу, сільського господарства, містобудування та безпеки.

Унікальність розробки полягає не лише у високій продуктивності, а й у гнучкості, яка відкриває можливість для масштабування і доповнення новими функціональними модулями.

Результати роботи свідчать про те, що створений продукт має значний потенціал для практичного застосування та комерціалізації. Завдяки продуманій архітектурі, сучасним технологіям і чіткому розумінню ринкових потреб, проект здатний зайняти свою нішу на ринку і внести свій вклад у розвиток інноваційних технологій аналізу аерофотознімків. Робота стала підтвердженням важливості міждисциплінарного підходу, об'єднання технічних знань із ринковим аналізом, що дозволило створити функціональний продукт.

## ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Advanced Navigation. UAV // Advanced Navigation Glossary. URL: <https://www.advancednavigation.com/glossary/uav/>
2. YOLO11 Model Documentation // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/>
3. DOTA-v2 Dataset Overview // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/datasets/obb/dota-v2/>
4. DOTA: A Large-Scale Dataset for Object Detection in Aerial Images // Captain WHU. URL: <https://captain-whu.github.io/DOTA/index.html>
5. Ultralytics Dataset Configurations // GitHub. URL: <https://github.com/ultralytics/ultralytics/tree/main/ultralytics/cfg/datasets>
6. Object Detection in Aerial Images: Dataset Documentation // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/datasets/obb/>
7. Ultralytics Engine Results Documentation: OBB Detection // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/reference/engine/results/#ultralytics.engine.results.OBB>
8. Predict Mode Documentation // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/modes/predict/>
9. DOTA-v2 Dataset: Citations and Acknowledgments // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/datasets/obb/dota-v2/#citations-and-acknowledgments>
10. Train Mode Documentation // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/ru/modes/train/>
11. xView Dataset: Applications // Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/datasets/detect/xview/#applications>
12. xView Dataset Configuration File // GitHub. URL: <https://github.com/ultralytics/ultralytics/blob/main/ultralytics/cfg/datasets/xView.yaml>
13. xView Challenge Platform // Challenge. URL: <https://challenge.xviewdataset.org/login>

14. Mdpi Electronics. Object Detection Trends and Innovations // MDPI. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/7/1190>
15. The YOLO Algorithm: Real-Time Object Detection from A to Z // Kili Technology. URL: <https://kili-technology.com/data-labeling/machine-learning/yolo-algorithm-real-time-object-detection-from-a-to-z>
16. Object Detection in Large Images Using Vision Transformers // ScienceDirect. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S258972172400028X>
17. Real-Time Object Detection Overview // Viso.AI. URL: <https://viso.ai/deep-learning/object-detection/>
18. Object Detection in Large Panorama Images // SpyroSoft. URL: <https://spyrosoft.com/blog/artificial-intelligence-machine-learning/object-detection-in-large-panorama-images>
19. Vision Transformers: A New Paradigm in Image Analysis // Wikipedia. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Vision\\_transformer](https://en.wikipedia.org/wiki/Vision_transformer)
20. Review: DeepLabv3+, Atrous Separable Convolution for Semantic Segmentation // Medium. URL: <https://sh-tsang.medium.com/review-deeplabv3-atrous-separable-convolution-semantic-segmentation-a625f6e83b90>
21. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. URL: <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>
22. DETR: End-to-End Object Detection with Transformers. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.12872>
23. RetinaNet: focusing on hard examples with focal loss. URL: <https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf>
24. COCO dataset: common objects in context. URL: <https://cocodataset.org/>
25. Pascal VOC dataset: visual object classes challenge. URL: <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/>
26. QGIS and Deepness: integrating neural networks in GIS. URL: <https://qgis.org/>
27. ArcGIS solutions for geospatial data analysis. URL: <https://www.esri.com/arcgis>
28. Google Earth Engine: processing geographic data at scale. URL: <https://earthengine.google.com/>

29. AWS Rekognition for image and video analysis. URL: <https://aws.amazon.com/rekognition/>
30. DroneDeploy: UAV mapping software. URL: <https://www.dronedeploy.com/>
31. Pix4D photogrammetry for drones. URL: <https://www.pix4d.com/>
32. PyTorch framework for machine learning. URL: <https://pytorch.org/>
33. Vision transformer: innovative approaches to visual tasks. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Vision\\_transformer](https://en.wikipedia.org/wiki/Vision_transformer)
34. RoboFlow for data labeling and augmentation. URL: <https://roboflow.com/>
35. Model compression techniques for deep learning. URL: <https://arxiv.org/abs/1510.00149>
36. MDPI: real-time UAV object detection with YOLO-based models. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/7/1190>
37. UAV regulations: current trends in aerial data collection. URL: <https://legalacademy.ru/sphere/post/drony-hotyat-prizemlit-kak-seichas-reguliruyutsya-polety-bpla-v-rossii>
38. DeepLabV3+: semantic segmentation and feature extraction. URL: <https://sh-tsang.medium.com/review-deeplabv3-atrous-separable-convolution-semantic-segmentation-a625f6e83b90>
39. CNN-based architectures for aerial image analysis. URL: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S258972172400028X?ref=pdf\\_download](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S258972172400028X?ref=pdf_download)
40. Kili Technology: data preparation pipelines for ML. URL: <https://kili-technology.com/data-labeling/machine-learning/yolo-algorithm-real-time-object-detection-from-a-to-z>
41. Data augmentation techniques in computer vision. URL: <https://arxiv.org/abs/1811.08883>
42. OpenCV library for computer vision tasks. URL: <https://opencv.org/>
43. Geospatial Intelligence: using AI for map data analysis. URL: <https://www.geospatialworld.net/>

44. Kaggle: a platform for ML experimentation and datasets. URL: <https://www.kaggle.com/>
45. NVIDIA CUDA for accelerating deep learning. URL: <https://developer.nvidia.com/cuda-zone>
46. MLflow for tracking and deploying ML experiments. URL: <https://mlflow.org/>
47. Visualization techniques for AI results. URL: <https://www.tableau.com/>
48. AI-powered UAV solutions in agriculture. URL: <https://precisionhawk.com/>
49. Robust Cherry Tomatoes Detection Algorithm in Greenhouse Scene Based on SSD  
URL: [https://www.researchgate.net/figure/Architecture-of-classical-SSD-deep-learning-networks\\_fig3\\_341309334](https://www.researchgate.net/figure/Architecture-of-classical-SSD-deep-learning-networks_fig3_341309334)
50. Recent Object Detection Techniques: A Survey URL: [https://www.researchgate.net/figure/Faster-Rcnn-Architecture-Just-a-few-months-later-in-2015-Ren-et-al-proposed-Faster\\_fig4\\_360414371](https://www.researchgate.net/figure/Faster-Rcnn-Architecture-Just-a-few-months-later-in-2015-Ren-et-al-proposed-Faster_fig4_360414371)
51. Image of Architecture DETR URL: [https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcQVYD30euoGV0lxsu\\_FqRUATDQ8ant1\\_htnIolabjKPUbMzyTlk](https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcQVYD30euoGV0lxsu_FqRUATDQ8ant1_htnIolabjKPUbMzyTlk)
52. RetinaNet Architecture URL: [https://encrypted-tbn2.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcTWmah1H-UMFwmBcwRVOPSQjcAOALtfTN5Jz1gulMqyyfmxNs\\_f](https://encrypted-tbn2.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcTWmah1H-UMFwmBcwRVOPSQjcAOALtfTN5Jz1gulMqyyfmxNs_f)
53. COCO URL: <https://encrypted-tbn3.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcRUIvTJygYBS7WaH8Q2C-YaEnhuGx7IA99QmoUt0Hn7-EVRd8ki>
54. Pascal VOC URL: <https://encrypted-tbn2.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcQ6nWISOpnRdLR-cqqF9F-pMKn1LAUuag3ewAsNuQdVvcQdU45M>