

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра інформаційних систем та технологій

«На правах рукопису»
УДК 004.8:528

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Олександр РОЛІК
«__» _____ 2025 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**за освітньо-професійною програмою
«Інтегровані інформаційні системи»**

зі спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»

**на тему: «Система геопросторового аналізу знімків місцевості з
використанням технологій штучного інтелекту»**

Виконала:

студентка 2 курсу, групи ІА-41мп
Кошова Анастасія Сергіївна _____

Керівник:

асистент каф. ІСТ, PhD
Головатенко Ілля Анатолійович _____

Рецензент:

доцент каф. ІП, к.т.н., доц.
Лісовиченко Олег Іванович _____

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

Київ – 2025 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 «Інтегровані інформаційні системи»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«__» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студентці
Кошовій Анастасії Сергіївні

1. Тема дисертації «Система геопросторового аналізу знімків місцевості з використанням технологій штучного інтелекту», науковий керівник дисертації Головатенко Ілля Анатолійович, PhD, затверджені наказом по університету від «06» 11 2025 р. № 4841-с
2. Термін подання студентом дисертації «15» 12 2025 р.
3. Об'єкт дослідження: система геопросторового аналізу супутникових та дронових знімків з використанням методів штучного інтелекту.
4. Вихідні дані: підтримка різних форматів вхідних даних, сумісність із сучасними бібліотеками машинного навчання, масштабованість, забезпечення точності результатів обробки, можливість інтеграції нових модулів без зміни базової архітектури.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: провести огляд предметної області та аналіз існуючих рішень, сформулювати вимоги до розроблюваної системи, спроектувати архітектуру системи, описати сценарії використання, обґрунтувати вибір технологій, розробити програмне забезпечення, провести тестування, підготувати текстову та графічну частину пояснювальної записки

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: структурна схема, діаграма варіантів використання, діаграма діяльності, діаграма послідовності, діаграма класів, ER-діаграма і діаграма потоків даних.

7. Орієнтовний перелік публікацій: не планується

8. Дата видачі завдання 01.09.2025 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Аналіз предметної області, збір і огляд наукових джерел та існуючих систем	07.09.2025	
2.	Визначення мети, завдань і основних напрямків розробки системи	14.09.2025	
3.	Формування вимог до функціоналу, визначення структури майбутньої системи	21.09.2025	
4.	Пошук та підготовка наборів даних, первинна обробка	05.10.2025	
5.	Розроблення модуля розпізнавання об'єктів на знімках та реалізація алгоритмів кластеризації й виявлення скупчень техніки	19.10.2025	
6.	Розроблення модуля відстеження об'єктів на серії знімків	02.11.2025	
7.	Реалізація аналізу просторово-часових шаблонів і візуалізації результатів	16.11.2025	
8.	Тестування системи, аналіз результатів, формування висновків	23.11.2025	
9.	Оформлення пояснювальної записки	30.11.2025	

Студентка

Анастасія КОШОВА

Науковий керівник

Ілля ГОЛОВАТЕНКО

РЕФЕРАТ

Система геопросторового аналізу знімків місцевості з використанням технологій штучного інтелекту: 132 с., 34 табл., 25 рис., 9 дод., 57 джерел.

ГЕОПРОСТОРОВИЙ АНАЛІЗ, СУПУТНИКОВІ ЗНІМКИ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ, ВІЙСЬКОВА ТЕХНІКА, КЛАСТЕРИЗАЦІЯ, ВІДСТЕЖЕННЯ РУХ, ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, GIS.

Актуальність теми полягає в тому, що в умовах високої потреби оперативної обробки інформації для цілей національної безпеки та моніторингу інфраструктури, виникає необхідність у створенні автоматизованої системи, яка забезпечить виявлення об'єктів, аналіз просторово-часової динаміки та підтримку прийняття рішень.

Мета роботи — автоматизація процесів геопросторового аналізу супутникових знімків, що передбачає автоматичне виявлення військових об'єктів, визначення зон їх скупчення, відстеження динаміки переміщень та формування аналітичних матеріалів.

Для досягнення мети вирішено завдання з аналізу предметної області, формування вимог до системи, проектування архітектури та модулів, підготовки даних, розробки алгоритмів детекції, кластеризації та трекінгу, інтеграції компонентів та оцінки ефективності.

Об'єкт дослідження — система геопросторового аналізу аерокосмічних знімків з AI-підтримкою. Предмет дослідження — методи детекції, кластеризації та просторово-часового аналізу військових об'єктів.

Для досягнення мети застосовано методи: комп'ютерного зору, кластеризації просторових точок, аналізу часових рядів, генерації синтетичних даних, GIS-аналізу, модульного проектування.

Практичне значення полягає у можливості застосування створеної системи для супутникової розвідки, моніторингу військової активності, оцінки пошкоджень інфраструктури. Система може бути інтегрована у GIS-платформи або аналітичні рішення.

ABSTRACT

Geospatial AI-based system for terrain analysis: 132 p., 34 tab., 25 draw., 9 app., 57 sources.

GEOSPATIAL ANALYSIS, SATELLITE IMAGERY, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, DEEP LEARNING, MILITARY EQUIPMENT, CLUSTERING, MOVEMENT TRACKING, IMAGE PROCESSING, GIS.

The relevance of the topic lies in the fact that in conditions of high demand for operational information processing for the purposes of national security and infrastructure monitoring, there is a need to create an automated system that will provide object detection, analysis of spatio-temporal dynamics and decision-making support.

The purpose of this work is the automation of geospatial analysis processes for satellite images, which includes the automatic detection of military objects, identification of their concentration zones, tracking of movement dynamics, and generation of analytical materials.

To achieve the goal, the tasks of analyzing the subject area, forming system requirements, designing architecture and modules, preparing data, developing detection, clustering and tracking algorithms, integrating components and assessing effectiveness were solved.

The object of the study is a system for geospatial analysis of terrain images with AI support. The subject of the study is methods for detection, clustering and spatio-temporal analysis of military objects.

To achieve the goal, the following methods were used: computer vision, spatial point clustering, time series analysis, synthetic data generation, GIS analysis, modular design.

The practical significance lies in the possibility of using the created system for satellite reconnaissance, monitoring military activity, and assessing infrastructure damage. The system can be integrated into GIS platforms or analytical solutions.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	9
ВСТУП.....	11
1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	14
1.1 Сучасні задачі геопросторового аналізу та дистанційного зондування.....	14
1.2 Виявлення та класифікація об'єктів на супутникових знімках.....	17
1.3 Використання глибинних нейронних мереж для аналізу зображень ДЗЗ.....	19
1.4 Мультичасовий аналіз і відстеження об'єктів	22
Висновки до розділу 1	24
2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ.....	26
2.1 Комерційні системи супутникової аналітики.....	26
2.2 Відкриті інструменти та аналітичні платформи	29
2.3 OSINT-платформи та аналітичні ініціативи.....	31
Висновки до розділу 2	32
3 ФОРМУВАННЯ ВИМОГ ДО СИСТЕМИ.....	34
3.1 Загальна характеристика системи	34
3.2 Функціональні вимоги	35
3.3 Технічні вимоги.....	36
Висновки до розділу 3	36
4 СЦЕНАРІЇ ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМИ.....	38
Висновки до розділу 4	42
5 ПРОЄКТУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМИ	44
5.1 Обґрунтування архітектурних рішень	44
5.2 Розроблення структурної схеми системи	46
5.3 Проектування логіки функціонування системи	47
5.4 Проектування інформаційної моделі системи	51
Висновки до розділу 5	55
6 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ	56
6.1 Вибір мови програмування та середовища виконання	56

6.2 Вибір інструментів для аналітичної обробки та AI	58
6.3 Системи зберігання та обміну даних	60
Висновки до розділу 6	61
7 ПІДГОТОВКА ДАНИХ.....	62
7.1 Пошук та відбір вихідних даних.....	62
7.2 Попередня обробка та підготовка даних	64
7.3 Формування навчальної та валідаційної вибірок.....	70
Висновки до розділу 7	72
8 РОЗРОБЛЕННЯ МОДУЛІВ СИСТЕМИ	73
8.1 Реалізація модуля детекції об'єктів.....	73
8.2 Реалізація алгоритмів кластеризації та аналізу концентрації.....	75
8.3 Реалізація модуля відстеження руху об'єктів	77
8.4 Інтеграція компонентів у єдину систему	78
Висновки до розділу 8	79
9 ІНТЕРФЕЙС КОРИСТУВАЧА.....	80
Висновки до розділу 9	84
10 ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ	85
Висновки до розділу 10	87
11 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЄКТУ	88
11.1 Опис ідеї проєкту	88
11.2 Технологічний аудит ідеї проєкту	91
11.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту.....	93
11.4 Розроблення ринкової стратегії проєкту.....	105
11.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проєкту	110
Висновки до розділу 11	116
ВИСНОВКИ.....	117
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	119
ДОДАТОК А Репозиторій проєкту	124
ДОДАТОК Б Діаграма варіантів використання.....	125
ДОДАТОК В Структурна схема	126

ДОДАТОК Г Блок схема алгоритму функціонування системи	127
ДОДАТОК Д Діаграма діяльності	128
ДОДАТОК Е Діаграма послідовності	129
ДОДАТОК Ж Діаграма класів	130
ДОДАТОК И ER-діаграма.....	131
ДОДАТОК К Діаграма потоків даних (рівень 1)	132

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БД — база даних.

ДЗЗ — Дистанційне зондування Землі — методи отримання інформації про поверхню планети за допомогою супутників або авіаційних платформ.

НАТО — North Atlantic Treaty Organization (Організація Північноатлантично-го договору).

ООН — Організація Об'єднаних Націй — міжнародна організація, що займається глобальною політикою та безпекою.

СБУ — Служба безпеки України.

AI (ШІ) — Artificial Intelligence (штучний інтелект).

API — Application Programming Interface (програмний інтерфейс).

AWS — Amazon Web Services — хмарна платформа Amazon, що надає обчислювальні та сховищні сервіси.

CNN — Convolutional Neural Network (згортова нейронна мережа).

CRS — Coordinate Reference System (система координат) — стандартизована система, що визначає, як інтерпретуються географічні координати.

DBSCAN — Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise — алгоритм кластеризації, що виділяє групи точок за їхньою щільністю.

DFD — Data Flow Diagram (діаграма потоків даних).

DOTA — Dataset for Object Detection in Aerial Images — великий набір даних з аерофото для задач детекції об'єктів.

ER — Entity-Relationship (модель сутність-зв'язок).

ESA — European Space Agency (Європейське космічне агентство).

GCP — Google Cloud Platform — хмарна інфраструктура Google з сервісами зберігання й обчислень.

GEE — Google Earth Engine — хмарна платформа для аналізу супутникових даних і великих геоданих.

GEOINT — Geospatial Intelligence (геопросторові розвіддані) — аналітика, що базується на супутникових знімках та геопросторових даних.

GIS — Геоінформаційна система — програмні засоби для роботи з просторовими даними: карти, аналіз, візуалізація.

GPU — Graphics Processing Unit (Графічний процесор) — процесор для паралельних обчислень, використовується в AI/ML.

LiDAR — Light Detection and Ranging — технологія лазерного сканування для отримання 3D-моделей місцевості чи об'єктів.

MODIS — Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer — супутниковий сенсор середньої роздільності на супутниках Terra та Aqua.

MSAW — Minimum Safe Altitude Warning (попередження про мінімальну безпечну висоту).

MVP — Minimum Viable Product — перша працююча версія продукту з базовими функціями.

SaaS — Software as a Service (Програмне забезпечення як послуга) — модель доставки програм онлайн без встановлення на пристрій.

SAR — Synthetic Aperture Radar (радіолокаційна станція з синтетичною апертурою) — радарні супутникові зображення, які працюють у будь-яку погоду й час доби.

SWOT — Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats — метод стратегічного аналізу.

UAV(БПЛА) — Unmanned Aerial Vehicle (безпілотний літальний апарат).

UC — Use Case (сценарій використання).

UI — User Interface (інтерфейс користувача).

UML — Unified Modeling Language — стандарт для візуального моделювання програмних систем.

VEDAI — Vehicle Detection in Aerial Imagery — набір даних для детекції автотранспорту на аерофотознімках.

VHR — Very High Resolution (надвисока роздільна здатність).

WMS/WFS — Web Map Service / Web Feature Service — онлайн-сервіси для доступу до карт та геоданих у векторній формі.

ВСТУП

У сучасних умовах стрімкого розвитку технологій дистанційного зондування Землі, а також з огляду на зростання вимог до оперативності обробки інформації у сфері національної безпеки, особливої актуальності набуває проблема автоматизації аналізу супутникових та дронівих знімків. Обслуговування великих масивів аерокосмічних даних залишається складним завданням, оскільки значна частина робіт у профільних відомствах досі виконується вручну. Такий підхід є малоефективним, трудомістким, схильним до суб'єктивних похибок та недостатньо масштабованим, що ускладнює своєчасне виявлення потенційних загроз, оцінку руху техніки та моніторинг критично важливих об'єктів.

Обробка знімків у реальному часі потребує не лише ефективних алгоритмів детекції, але й оптимізації обчислювальних ресурсів, забезпечення високої пропускної здатності каналів передачі даних та збереження конфіденційності інформації. Інтеграція даних із різних сенсорів, включаючи оптичні, радіолокаційні та інфрачервоні канали, створює додаткові виклики щодо уніфікації форматів та синхронізації часових рядів. Більшість сучасних систем орієнтовані на аналіз конкретних класів об'єктів або окремих типів знімків, що обмежує їхню універсальність та масштабованість у комплексному моніторингу.

У той же час розвиток методів комп'ютерного зору та глибокого навчання відкриває нові можливості для підвищення точності та швидкодії аналітичних процесів. Висока роздільна здатність сучасних супутникових знімків у поєднанні зі здатністю нейронних мереж до автоматичного виявлення та інтерпретації об'єктів створює підґрунтя для побудови інтелектуальних систем моніторингу.

Актуальність цього дослідження визначається необхідністю розроблення інструменту, який забезпечить інтеграцію таких технологій у практичні задачі з виявлення військової техніки, аналізу просторових патернів і відстеження змін у часових рядах супутникових знімків.

Стан наукової розробленості проблеми свідчить про значний прогрес у сфері обробки аерокосмічних даних, однак низка питань лишається недостатньо опрацьованою: нестача відкритих наборів даних із військовими об'єктами, відсутність стандартизованих підходів до моделювання руху техніки, обмежена адаптивність існуючих моделей до змін фону та різних джерел даних. Це обґрунтовує доцільність проведення комплексного дослідження та розроблення системи, здатної поєднати детекцію, кластеризацію та аналіз динаміки руху об'єктів у єдиній архітектурі. Розроблення таких інтегрованих систем відкриває перспективи створення адаптивних платформ, здатних самонавчатися та підвищувати точність прогнозів у змінних умовах бойового середовища.

Метою роботи є автоматизація процесів геопросторового аналізу супутникових знімків, що передбачає автоматичне виявлення військових об'єктів, визначення зон їх скупчення, відстеження динаміки переміщень та формування аналітичних матеріалів.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання:

- провести огляд предметної області;
- проаналізувати сучасні технічні рішення у сфері обробки аерокосмічних даних;
- сформулювати функціональні та технічні вимоги до системи;
- описати сценарії використання системи користувачами;
- визначити та спроектувати архітектуру системи;
- здійснити відбір, підготовку та анотацію вихідних наборів даних;
- розробити модуль розпізнавання об'єктів на основі моделей глибокого навчання;
- реалізувати модуль кластеризації просторових об'єктів;
- розробити алгоритми відстеження військової техніки на часових послідовностях;
- виконати тестування системи та оцінити ефективність розроблених модулів.

Об'єкт дослідження — система геопросторового аналізу знімків місцевості з використанням технологій штучного інтелекту.

Предмет дослідження — методи детекції, кластеризації та просторово-часового аналізу військових об'єктів на супутникових знімках.

Практичне значення роботи полягає у створенні основи для інтеграції штучного інтелекту в процеси моніторингу та аналітики. Розроблена система може бути використана у військовій сфері, для моніторингу інфраструктури, оцінки стану довкілля чи управління земельними ресурсами. Завдяки модульній архітектурі можливе її подальше розширення та адаптація для різних типів аерокосмічних даних.

Інженерна новизна роботи полягає у застосуванні комплексного підходу до поєднання методів глибинного розпізнавання, кластеризації та моделювання руху об'єктів на мультичасових супутникових знімках, а також у розробленні методики генерації синтетичних даних для покращення здатності моделей узагальнювати інформацію у складних реальних умовах.

Магістерська дисертація складається з таких розділів: огляд предметної області; аналіз існуючих рішень; формування вимог до системи; сценарії використання системи; проектування архітектури системи; вибір та обґрунтування технологій; підготовка даних; розроблення модулів системи; інтерфейс користувача; тестування системи; розроблення стартап-проєкту; висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи становить 132 сторінки.

1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Сучасні задачі геопросторового аналізу та дистанційного зондування

Дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) — це науково-технічна дисципліна, яка передбачає спостереження за поверхнею Землі й об'єктами на ній за допомогою знімальної апаратури, встановленої на авіаційних або космічних платформах, тобто отримання інформації про певний об'єкт без безпосереднього контакту з ним. Серед таких платформ — штучні супутники, безпілотні літаки або дрони (аерофотозйомка / UAV), літальні апарати — залежно від конкретного завдання та необхідної роздільної здатності й спектральної чи тимчасової деталізації [1].

Дані, отримані через ДЗЗ, можуть бути оптичними (відбиття сонячного світла), мультиспектральними чи гіперспектральними, а також залежно від обладнання включати радіолокаційні або мікрохвильові знімки. Крім того, у сучасних системах використовуються високопросторові знімки (high-resolution), що дає змогу отримувати детальну інформацію про об'єкти на земній поверхні [2].

Завдяки широкому спектру доступних даних (оптичних, мульти-/гіперспектральних, радіолокаційних, часових серій) ДЗЗ застосовується у багатьох сферах. Серед ключових напрямів:

— моніторинг земельного ресурсу, сільське господарство та управління природними ресурсами: завдяки аналізу мультиспектральних або гіперспектральних знімків можна оцінювати стан посівів, стрес рослин, зміну використання земель, ерозію, зволоженість, прогнозувати врожайність, планувати агрооперації та оптимізувати управління землею [3];

— міське планування і інфраструктурний розвиток: ДЗЗ дозволяє відстежувати розширення міської забудови, зміни у землекористуванні, аналізувати зміни в інфраструктурі, планувати розвиток територій, транспортних мереж, мереж комунікацій [3];

— екологічний моніторинг, охорона довкілля та природоохоронні задачі: включає спостереження за змінами ландшафтів, лісовими масивами, водними ресурсами, біорізноманіттям, оцінку деградації земель, зміни у природних екосистемах, а також управління ризиками, пов'язаними зі змінами клімату та антропогенним впливом [4];

— моніторинг надзвичайних ситуацій та стихійних лих: ДЗЗ використовується для виявлення наслідків пожеж, повеней, зсувів, підтоплень, пов'язаних з кліматичними або природними катаклізмами, що дає змогу оперативно реагувати та планувати заходи з пом'якшення впливу [4];

— комплексний просторовий аналіз, картографія та моделювання територій: за допомогою супутникових і аерознімків разом з GIS-технологіями можлива генерація карт землекористування, аналіз земного покриття, моделювання рельєфу, гідрологічних систем, змін у ландшафті [1].

При цьому сучасні дослідження підкреслюють, що з розвитком обчислювальних методів, зокрема машинного та глибинного навчання, методів аналізу зображень — точність, швидкість та інформаційна цінність геопросторового аналізу значно зросли [3].

Окрему нішу серед задач ДЗЗ та геопросторового аналізу займає оборонна тематика. У контексті Geospatial Intelligence (GEOINT) дистанційне зондування виступає одним із ключових методів збору та аналізу даних про розташування, структуру та переміщення об'єктів, що мають стратегічне, тактичне або оперативне значення [5].

До типових задач у цьому напрямі належать:

— виявлення військової техніки, будівель, інфраструктурних об'єктів, укріплень, аналіз їхньої конфігурації, структури, візуальних ознак на знімках (використання високої роздільної здатності або мультиспектральних/гіперспектральних/радіолокаційних зображень дозволяє фіксувати навіть непомітні зміни у формі, висоті, текстурі, матеріалах);

— моніторинг скупчень техніки, груп військових об'єктів, логістичних баз, складів, змін у розташуванні (аналіз часових серій знімків дає змогу відстежувати

переміщення, концентрацію ресурсів, появу нових об'єктів, їхню міграцію, що критично важливо у військовій розвідці та плануванні);

— оцінка змін у інфраструктурі, знищень, будівництва, зміни ландшафту та обставин, що мають військове чи стратегічне значення (наприклад, зламвання мостів, закладення інженерних споруд, облаштування оборонних укріплень);

— просторово-часовий аналіз (спостереження у динаміці) — використання часових серій, мультиплатформених знімків, аналіз змін, прогнозування потенційних змін, що дає змогу отримувати своєчасну розвідувальну інформацію для прийняття рішень.

Такий підхід до GEOINT набуває ще більшої актуальності в умовах сучасних воєнних конфліктів, де швидкість отримання та обробки інформації, точність і достовірність аналізу критично важливі.

У межах дистанційного зондування та геопросторового аналізу використовуються різні типи даних, що відрізняються як за джерелом (супутники, дрони, літаки), так і за характеристиками (просторова/спектральна/тимчасова роздільна здатність). Найпоширенішим типом є оптичні знімки високої просторової роздільної здатності, що дають деталізоване зображення поверхні, об'єктів, інфраструктури, корисні для детального картування, класифікації об'єктів, аналізу форм, тіней, форми, розташування. Також виділяють мультиспектральні / гіперспектральні знімки дозволяють оцінювати спектральні характеристики об'єктів (колір, відбиття у різних спектральних діапазонах), що дає змогу не лише візуально ідентифікувати об'єкти, а й визначати їхню природу, матеріали, тип землекористування, стан рослинності. Часові серії знімків (multi-temporal / time-series data) є окремим типом та корисні для аналізу динаміки змін: переміщень, дислокацій, змін у використанні територій, появи/зникнення об'єктів, зміни стану рослинності, природних та антропогенних змін. Коли оптичне зондування ускладнене (наприклад, хмари, нічний час), або коли потрібні дані про рельєф, висоту об'єктів, тривимірну структуру використовують радіолокаційні/мікрохвильові знімки, LiDAR та інші активні методи ДЗЗ [2, 6, 3].

Залежно від задачі (агромоніторинг, екологія, урбаністика, оборона) обирається відповідний тип даних або їх комбінація, часто з подальшою обробкою за допомогою GIS, алгоритмів машинного/глибокого навчання, алгоритмів класифікації, сегментації, детектування об'єктів.

1.2 Виявлення та класифікація об'єктів на супутникових знімках

Задачі детекції об'єктів (object detection), класифікації та сегментації у контексті супутникових або аерознімків становлять основу аналізу та інтерпретації геопросторових даних. Object detection — це завдання пошуку та локалізації на зображенні всіх об'єктів певних класів, з відміткою їхньої позиції (наприклад, bounding-box або орієнтована рамка). Класифікація (classification) передбачає віднесення частини зображення або сегментованого об'єкта до певної категорії (наприклад, «будівля», «дорога»). Сегментація — це поділ зображення на однорідні за ознаками області (піксельна сегментація або об'єктно-орієнтована), що дозволяє отримати контур об'єкта або змалювати форму та межі. У контексті дистанційного зондування такі задачі мають важливе значення для автоматичного аналізу земної поверхні та об'єктів на ній. Це фундаментальні етапи підготовки інформації для подальшого картування, моніторингу або розпізнавання цілей [6].

Типи об'єктів, які часто досліджуються на супутникових або аерознімках, охоплюють широкий спектр: транспорт (автомобілі, вантажівки, військова техніка), будівлі, інфраструктурні об'єкти (дороги, мости, склади, логістичні бази), морські об'єкти (кораблі, судна), аеропорти, злітно-посадкові смуги, а також інші об'єкти за потреби — наприклад, контейнери, склади, інженерні споруди, укріплення [7]. Також у цивільних застосуваннях — будівлі житлової чи промислової архітектури, водні об'єкти, елементи землекористування, рослинність тощо (в залежності від спектру задач)[8].

Однак реалізація ефективної автоматичної детекції/класифікації/сегментації супутникових знімків стикається з численними труднощами. По-перше, об'єкти,

які цікавлять (наприклад, транспорт, техніка, автомобілі) часто мають малі розміри в кадрі, тобто у межах знімка вони займають лише кілька пікселів, що значно ускладнює їх виявлення. Це називається проблемою «small object detection», яка є типовою для аерокосмічних даних [6]. По-друге, супутникові або дроніві знімки можуть бути зроблені з різних ракурсів, під різним освітленням, з різними сенсорами, що призводить до сильної варіативності масштабів, орієнтацій, контрасту, спектральних характеристик і шумів. Така варіабельність погіршує здатність алгоритмів узагальнювати та коректно ідентифікувати об'єкти в різних умовах [8]. До того ж, часто об'єкти частково накриті або перекриті іншими елементами зображення, можуть бути затемнення, тіні, атмосферні або радіометричні спотворення — все це створює шум і зменшує якість виявлення[9].

Через ці та інші складнощі, класичні алгоритми обробки зображень (наприклад, порогова сегментація, фільтри, морфологічні операції, прості методи на основі текстури або кольору) часто бувають недостатніми для сучасних задач. Наприклад, у ситуації з малими об'єктами і великою варіативністю сенсорних та геометричних умов такі методи не забезпечують достатню точність локалізації, класифікації або сегментації. А ще їм складно витримувати складні зміни в розмірах об'єктів, кутах, освітленні, фоні [6].

Саме тому глибоке навчання (deep learning), а особливо згорткові нейронні мережі (CNN) та їх модифікації, стають домінуючим підходом. Глибокі моделі здатні автоматично навчатися представленням ознак (feature representation), як спектральних, так і просторових, текстурних, контекстних без необхідності вручну прописувати ознаки (feature engineering). Це значно підвищує стійкість до варіативності сенсорів, освітлення, масштабів, ракурсів і шумів [10].

Огляд сучасних робіт у галузі показує, що методи глибинного навчання для супутникових/аерознімків успішно використовують не лише для classification / scene classification, але й для object detection, instance- та semantic segmentation, а також для аналізу мультиспектральних, радіолокаційних чи комбінованих даних[11].

У підсумку, задача виявлення та класифікації об'єктів на супутникових знімках — це багаторівнева проблема: від пошуку та локалізації (object detection), через ідентифікацію та класифікацію (classification), до чіткої сегментації форм і меж об'єктів (segmentation / instance segmentation). Характер даних (малі об'єкти, різні масштаби, шум, різні сенсори) та вимоги до точності роблять класичні методи недостатніми, натомість сучасні системи покладаються на глибоке навчання як на найефективніший інструмент автоматизації, підвищення стійкості та масштабованості аналізу.

1.3 Використання глибинних нейронних мереж для аналізу зображень ДЗЗ

Використання глибинних нейронних мереж, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN — Convolutional Neural Networks), в аналізі зображень дистанційного зондування Землі стало одним із ключових трендів у геопросторових дослідженнях. CNN дають змогу автоматично «вчитися» ознакам (features) на зображеннях, уникнувши необхідності ручного створення фільтрів або правил, як це було в класичних методах обробки зображень. Завдяки цьому підходу можна ефективно вирішувати завдання як загальної класифікації (land-use / land-cover), так і більш складні: виявлення об'єктів (object detection), сегментацію об'єктів, інстанс-сегментацію, аналіз змін, оцінку пошкоджень, класифікацію об'єктів за типами [12].

Для задач, пов'язаних із аналізом супутникових або аерознімків, застосовують як класичні архітектури з computer vision, так і сучасні deep-learning моделі.

Моделі детекції об'єктів (object detection):

— YOLO — це класична архітектура, яка вважає детекцію як задачу регресії: мережа повертає рамки (bounding boxes) і ймовірності класів за один прохід, дає високу швидкість і можливість обробки великих зображень або потокових даних [13];

— Faster R-CNN має «двоетапний» підхід: спершу генерує пропозиції регіонів (region proposals), потім класифікує та точно локалізує об'єкти, дає високу точність, що особливо цінно для складних або «зашумлених» знімків [14];

— RetinaNet — це одноетапний детектор, спроектований з урахуванням проблеми дисбалансу класів, що часто буває в задачах детекції на супутникових знімках [14].

До моделей сегментації (semantic / instance segmentation) належать:

— U-Net — популярна архітектура «енкодер-декодер» з прямими зв'язками (skip-connections), яка добре відновлює об'єктні контури, навіть якщо об'єкти мають дрібні деталі або складну форму, активно використовується для сегментації будівель, доріг, пошкоджених структур на супутникових чи аерознімках [15];

— повністю згорткові мережі (FCN — Fully Convolutional Networks) ефективні для «щільного» (per-pixel) маркування зображень великої роздільної здатності, дають змогу виконувати семантичну сегментацію великих сцен [16];

— архітектури з урахуванням контексту та мульти-шляхів, наприклад, мережі з attention-модулями, які спеціально адаптовані для very-high-resolution (VHR) зображень від ДЗЗ [16].

Багато сучасних досліджень комбінують ці підходи. Наприклад, використовують CNN для сегментації або детекції, а потім додають post-processing, або об'єднують мультиспектральні/мультисенсорні дані, щоб підвищити точність і стійкість моделей.

При застосуванні deep learning до ДЗЗ існує низка особливостей, які відрізняють ці задачі від стандартних задач комп'ютерного зору (наприклад, із природними фото):

— великий формат зображень та великі сцени: супутникові або аерознімки часто дуже великі, тому їх розбивають на тайли (patches / tiles), наприклад 512×512 пікселів — для зручності навчання та інференсу, що дозволяє працювати з великими площами, не перевантажуючи пам'ять;

— малі об'єкти / small object detection: у супутникових сценах об'єкти, які цікавлять (транспорт, техніка, дрібні споруди), часто займають кілька пікселів — це вимагає високої чутливості моделей і спеціальних налаштувань (наприклад, зменшення down-sampling, використання feature-pyramid, multi-scale детекції, anchor-boxes різного розміру тощо) щоб не втратити об'єкт, саме для таких задач виявлено, що двоетапні детектори (як-от Faster R-CNN) характеризуються вищою точністю при детекції дрібних, щільно розташованих об'єктів [14];

— багатоканальні / мультиспектральні / мультисенсорні дані: часто для аналізу використовують не просто RGB, а мультиспектральні, гіперспектральні або радіолокаційні (SAR) канали, що потребує адаптації архітектур (додавання каналів, спеціальних блоків для обробки спектральної інформації), у дослідженнях це дає змогу кращої класифікації типів поверхні, матеріалів, рослинності та інфраструктурних об'єктів [12];

— контекст і просторова структура: супутникові знімки мають складну структуру — об'єкти на тлі ландшафту, навколишнє середовище, шум, тіні, різні умови освітлення, атмосфери, тому важливо моделювати широкий контекст, а не лише локальні патерни, а сучасні моделі (з attention-механізмами, multi-path, encoder-decoder) показують результати, які раніше були недоступні класичним методам [17].

Незважаючи на значні досягнення, застосування методів глибинного навчання в аналізі супутникових зображень ДЗЗ має низку суттєвих обмежень. Передусім виникає потреба у великій кількості розмічених (анотованих) даних, оскільки створення масштабних датасетів із точними позначеннями об'єктів є трудомістким і ресурсозатратним процесом; для багатьох типів об'єктів — особливо військових або інфраструктурних — такі набори або не публікуються, або доступ до них обмежений, що ускладнює навчання моделей «з нуля». Другою проблемою є дисбаланс класів: на супутникових знімках переважає фон, а цільові об'єкти трапляються рідко, що призводить до помилок детекції та нечутливості моделей до малих об'єктів; для пом'якшення цієї проблеми використовують спеціальні loss-функції, oversampling та data augmentation. Важливим викликом є

доменний зсув — різниця між даними, отриманими з різних сенсорів, у різні пори року або у різних географічних регіонах, що знижує здатність моделей узагальнювати результати на нові території. Крім того, задачі обробки зображень високої роздільної здатності, сегментації та детекції великої кількості об'єктів вимагають значних обчислювальних ресурсів, продуктивного обладнання та масштабованої інфраструктури для зберігання та обробки даних [12, 18].

1.4 Мультичасовий аналіз і відстеження об'єктів

Мультичасові (time-series) дані супутникових знімків — це колекція зображень однієї й тієї самої території, отриманих у різні моменти часу. Використання такого ряду знімків дає змогу аналізувати, як змінюється поверхня, об'єкти, інфраструктура або скупчення об'єктів з плином часу — віддавати перевагу не однокадровому огляду, а просторово-часовому аналізу.

Серед ключових задач, які вирішуються за допомогою мультичасових даних:

- виявлення змін (change detection): аналіз знімків, зроблених у різні моменти часу, для визначення, де з'явилися або зникли об'єкти, змінилося землекористування, інфраструктура, природні або антропогенні об'єкти, такий підхід широко застосовується для моніторингу змін у землекористуванні, екології, урбанізації, наслідків катастроф, реконструкції територій тощо;

- відстеження динаміки об'єктів: коли мова йде про об'єкти, які можуть переміщатися (техніка, транспорт, кораблі, військові підрозділи) мультичасові знімки дають змогу простежити зміну їхнього розташування, концентрації, скупчень, а також появу або зникнення, що важливо для аналізу логістики, дислокацій, рухів та змін у просторовій структурі об'єктів;

- аналіз змін щільності або конфігурації скупчень: наприклад, зростання або розпад скупчень об'єктів — транспортних засобів, інфраструктурних об'єктів, складів, нових будівель, об'єктів, що з'явилися або зникли через руйнування, переміщення чи реконструкцію [19, 20].

Таким чином, мультимедійний аналіз дозволяє не просто фіксувати стан на один момент, а отримувати динамічну, історичну контекстуалізацію змін, що може бути критично важливим, зокрема для задач оборонної чи розвідувальної аналітики.

У контексті супутникових (або аерознімків) tracking означає спробу побудувати «траєкторії» об'єктів — тобто, за послідовністю знімків визначити переміщення об'єкта, його напрямок, швидкість, зміну конфігурації або концентрації. Такі просторово-часові патерни особливо цінні, коли маємо справу з рухомими або змінними об'єктами: транспорт, військова техніка, кораблі, зміни логістичних вузлів, переміщення або дислокацію військових сил, складів тощо.

Tracking у супутникових даних може бути реалізований як аналіз змін між часами, або як безперервне відстеження за допомогою алгоритмів, що порівнюють розташування об'єктів на тайлах або кадрах у різні моменти.

Просторово-часовий аналіз також може включати обчислення статистичних або аналітичних показників: як змінилася щільність об'єктів, чи з'явилися нові кластери, чи змінилась структура території, чи з'явилися сліди інфраструктурної активності, руйнувань, нових будівель тощо.

Аналіз time-series супутникових знімків має низку унікальних викликів. Насамперед, це нерівномірні інтервали між знімками: супутникова зйомка проводиться з різною частотою, з неоднаковими проміжками часу, що ускладнює коректне порівняння станів «до» та «після» і потребує ретельної нормалізації або вибору репрезентативних кадрів. Додатковою складністю є значні відмінності умов зйомки — освітлення, сезонність, хмарність, параметри сенсорів і атмосферні явища, які суттєво впливають на вигляд зображень і ускладнюють точне співставлення знімків у часі як на рівні pixel-by-pixel аналізу, так і під час семантичного розпізнавання. Окремим викликом виступають проблеми геометричної та радіометричної відповідності (registration), адже для достовірного виявлення змін необхідно, щоб кадри були точно вирівняні та мали однакову відповідність пікселів; будь-які зміщення або помилки орторектифікації можуть призвести до хибної інтерпретації. Складність автоматичного tracking-аналізу

обумовлена тим, що на відміну від відео з високою частотою кадрів, супутникові знімки робляться рідко, нерівномірно та різними сенсорами, що робить побудову траєкторій і аналіз руху об'єктів технічно складним. Окрім того, сезонні, спектральні та контекстні зміни у вигляді варіацій рослинності, води, снігового покриву, тіней чи освітлення можуть маскувати реальні зміни або створювати артефакти, ускладнюючи інтерпретацію результатів [20, 21].

З розвитком методів машинного та глибинного навчання почали застосовуватися підходи, які враховують просторово-часову структуру даних і можуть працювати з мультичасовими серіями, а не лише з парами знімків. Також деякі роботи фокусуються на семантичній зміні (semantic change detection), тобто не лише на «зміні/не-зміні», а на зміні семантики: появі нових класів об'єктів, змінах типів землекористування чи інфраструктури [22].

Такі підходи дають змогу відстежувати розвиток територій, появу/зникнення об'єктів, зміни у конфігураціях або щільності скупчень — що може бути критично для моніторингу інфраструктури, військової активності, переміщень груп об'єктів або змін у ландшафті.

Висновки до розділу 1

У результаті огляду предметної області встановлено, що дистанційне зондування Землі та геопросторовий аналіз є ключовими складовими сучасних інформаційних технологій, що забезпечують отримання, обробку та інтерпретацію даних про земну поверхню та об'єкти на ній. Завдяки різноманіттю доступних джерел інформації (оптичних, мульти- та гіперспектральних, радіолокаційних знімків, даних часових серій) ці технології широко застосовуються в агросекторі, екології, урбаністиці, моніторингу надзвичайних ситуацій, інфраструктурному аналізі та оборонній сфері. Особливе значення вони мають у контексті Geospatial Intelligence (GEOINT), де забезпечують можливість відстеження змін, виявлення об'єктів, прогнозування та підтримки прийняття рішень.

Окрему важливість у задачах аналізу супутникових знімків мають методи автоматичного виявлення, класифікації та сегментації об'єктів. Вони дозволяють визначати об'єкти різних типів, включаючи малі та складні з точки зору форми або ракурсу. Проте робота з супутниковими знімками характеризується низкою труднощів: малий розмір об'єктів у кадрі, різні масштаби, освітлення й сенсори, наявність шумів, перекриттів та атмосферних спотворень. Це робить класичні алгоритми обробки зображень недостатньо ефективними для сучасних прикладних потреб.

Саме тому провідне місце у розв'язанні задач аналізу геопросторових даних займають методи глибинного навчання, зокрема згорткові нейронні мережі та їх модифікації. Архітектури YOLO, Faster R-CNN, RetinaNet, U-Net та інші забезпечують високу точність, швидкість та масштабованість, дозволяючи автоматизувати аналіз великих обсягів даних і успішно працювати з малими об'єктами та складними умовами зйомки.

У підсумку, сучасні тенденції в галузі ДЗЗ та геопросторового аналізу спрямовані на подальший розвиток інтегрованих рішень, що поєднують багатоджерельні дані та інтелектуальні алгоритми аналізу зображень. Це створює фундамент для підвищення точності моніторингу, підтримки стратегічних рішень і впровадження автоматизованих систем в оборонних, інфраструктурних, екологічних та інших критично важливих сферах.

2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

2.1 Комерційні системи супутникової аналітики

На ринку супутникової аналітики існує кілька провідних комерційних платформ, які пропонують високоточні знімки, аналітичні сервіси та рішення «turn-key» для корпоративних, урядових або військових клієнтів. Такими є, зокрема, Maxar Technologies (платформи як SecureWatch / Maxar Analytics), Planet Labs (Planet Platform, Planet Analytic Feeds), BlackSky (Spectra AI Platform).

Maxar — один із найстаріших і найпотужніших постачальників комерційних супутникових знімків і геопросторових сервісів. Його супутники серії WorldView здатні надавати знімки з просторовою роздільною здатністю до ≈ 30 см, що дає змогу бачити об'єкти з дуже високим рівнем деталізації, включно з транспортом, будівлями, інфраструктурою, технікою тощо [23].

Платформа SecureWatch (тобто «хмарна служба підписки») дає змогу отримувати високоякісні кадри «on-demand», а також аналітичні продукти — зміни, задачі картографування, моніторингу, disaster response тощо. Це допомагає як урядовим, так і військовим чи приватним клієнтам отримувати актуальні знімки та аналітику без власної інфраструктури. Проте, Maxar надає такі сервіси на комерційній/контрактній основі; доступ закритий, з обмеженнями. Тому, хоча Maxar забезпечує надзвичайно високу якість зображень і готові аналітичні продукти — їхнє використання у наукових дослідженнях або відкритих проєктах ускладнене через ліцензійні та контрактні обмеження [24].

Planet Labs — ще один значний гравець на ринку. Його супутники (Dove, SkySat) забезпечують значну частоту знімків (часто щоденну глобальну прив'язку) й достатню роздільну здатність для багатьох цілей. Planet Platform пропонує автоматизовану обробку, API-доступ, готові базові шари (basemaps / mosaics), які можуть бути використані для часових, мультиспектральних, багаточастотних аналізів. Це робить Planet зручним для регулярного моніторингу територій, аналізу змін, агромоніторингу, екологічних задач, інфраструктури тощо. Проте, хоча Planet надає потужну платформу, його «аналітичні додатки»

часто загального призначення, без спеціалізації на військових задачах, детекції техніки або трекінгу об'єктів. Тому для задач оборони або GEOINT цей сервіс менш підходить [23, 24].

BlackSky позиціонує себе як провайдера real-time / high-revisit (часті повторні зйомки) супутникових зображень, з можливістю моніторингу подій, аналізу «pattern-of-life», швидкої реакції на зміни. Це робить BlackSky привабливим для задач, де важлива оперативність — наприклад, спостереження за змінами, активністю, рухом об'єктів або іншими терміновими подіями [23]. Spectra AI — аналітична платформа, яка об'єднує супутникові знімки, інші сенсори, алгоритми машинного навчання / комп'ютерного зору та видає не просто зображення, а «інсайти» — наприклад, повідомлення при виявленні зміни активності на об'єкті, що може бути корисним для моніторингу, розвідки, безпеки. Однак, як і інші комерційні системи, BlackSky — закрита, доступ за передплатою чи контрактом, що обмежує її використання у відкритому науковому або освітньому контексті [25].

Комерційні платформи супутникової аналітики — це рішення «преміум-класу»: вони надають високоякісні знімки, часто very-high-resolution (VHR), регулярні оновлення, аналітичні сервіси, готові продукти, підтримку. Це робить їх привабливими для військових, урядових, корпоративних або стратегічних застосувань: оборона, безпека, інфраструктурний моніторинг, екологія, реагування на надзвичайні ситуації. З іншого боку, такі системи переважно закриті, комерційні, з обмеженим доступом, часто з дорогими контрактами або ліцензіями; вони рідко надають відкриті моделі, open datasets або «наукові» API, що ускладнює їх використання в академічних роботах, дослідницьких проєктах або проєктах відкритих даних.

В Україні на сьогодні немає широкодоступних комерційних платформ супутникової аналітики, які могли б конкурувати з такими міжнародними гігантами, як Maxar, Planet чи BlackSky. Доступні інформаційні ресурси свідчать, що локальні розробки зосереджені переважно на обробці знімків із безпілотників (дронів) та аерознімків, а робота із супутниковими даними високої роздільної

здатності здебільшого відбувається в рамках урядових або оборонних контрактів і не є публічною. Через це українські комерційні ініціативи здебільшого обмежені локальними чи приватними даними, а їхні технології і методи обробки супутникових знімків не потрапляють у відкритий доступ.

Проте серед українських ініціатив особливо виділяються проєкти, що намагаються адаптувати сучасні технології обробки зображень та GIS до потреб національного ринку. Особливу увагу заслуговує українсько-естонська платформа Farsight Vision, яка поєднує комп'ютерний зір, геоінформаційні системи та 3D-моделювання для створення цифрових двійників місцевості. Система орієнтована на аналіз даних із безпілотників і дозволяє будувати високоточні 2D і 3D карти, виявляти об'єкти та оцінювати зміни місцевості. Приклад виявлення аномалій наведено на рисунку 2.1.

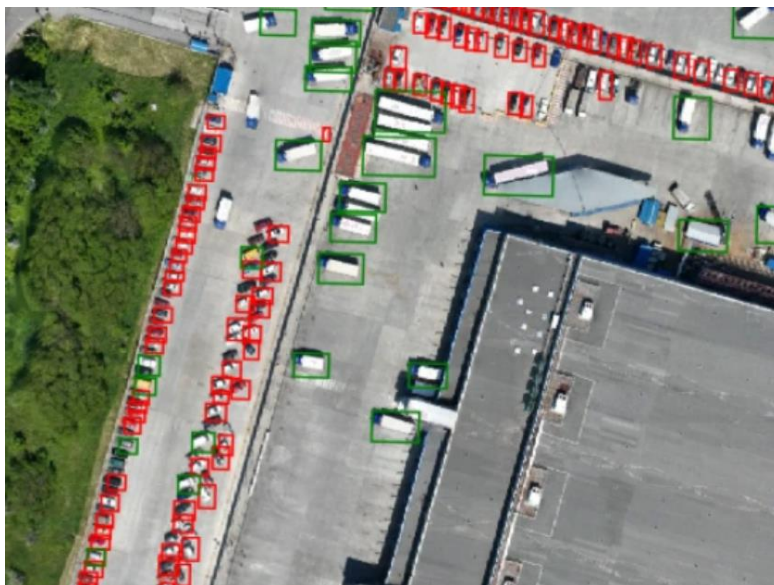


Рисунок 2.1 — Приклад визначення аномалій системою Farsight Vision [26]

Водночас, Farsight Vision не забезпечує автоматичний детектинг або трекінг об'єктів у реальному часі, не проводить прогнозування руху техніки та має обмежений набір супутникових джерел. Платформа доступна лише за підпискою, що обмежує її використання у відкритих або академічних проєктах. Таким чином, Farsight Vision є корисним інструментом для візуалізації, побудови цифрових карт і допоміжного аналізу, проте її функціонал поки не охоплює повний спектр задач

супутникової аналітики, таких як автоматичне відстеження об'єктів або комплексний аналіз подій [26].

Ще одним прикладом української розробки є платформа UA.Damage, яка зосереджена на оцінці пошкоджень інфраструктури та будівель за супутниковими і аерознімками. Система дозволяє автоматизовано виявляти зруйновані або пошкоджені об'єкти та формувати звіти для військових, гуманітарних або державних служб. Водночас UA.Damage не має можливостей комплексного виявлення та відстеження руху техніки, прогнозування подій або побудови цифрових двійників місцевості. Як і Farsight Vision, доступ до платформи обмежений, що ускладнює її використання для відкритих досліджень або наукових проєктів [27].

Таким чином, український ринок супутникової аналітики поки пропонує лише часткові або спеціалізовані рішення, які працюють переважно з локальними або дронними даними. Це підкреслює важливість власних розробок і комбінованих підходів, що поєднують відкриті супутникові дані з локальною обробкою, для створення системи аналізу, здатної виконувати завдання, подібні до міжнародних платформ.

2.2 Відкриті інструменти та аналітичні платформи

Крім комерційних платформ, існує кілька відкритих або частково відкритих інструментів та платформ, які надають доступ до супутникових даних або API для обробки, що робить їх привабливими для академічних досліджень, громадського моніторингу, екодосліджень, агромоніторингу. Проте жоден із них не забезпечує комплексного рішення для детекції військової техніки або трекінгу рухомих об'єктів.

Одна з найпотужніших і найпопулярніших платформ для обробки супутникових даних у науковому та громадському контексті — Google Earth Engine (GEE). Вона надає доступ до багатьох відкритих супутникових колекцій (наприклад, знімки з місій типу Sentinel-2), зручні інструменти для обробки,

класифікації, аналізу часових рядів, обчислення індексів (рослинності, вологи тощо) та візуалізації. Однак GEE не постачає готових моделей для детекції об'єктів, будівель чи техніки, не оптимізований спеціально під військові задачі, і тому його потенціал у контексті GEOINT обмежений і потребує значної доопрацювання (власне навчання моделей, додавання анотацій, кастомні скрипти тощо) [28].

Sentinel Hub (та споріднені сервіси від European Space Agency, ESA) надає відкритий або напів-відкритий доступ до даних зі супутників спостереження Землі — зокрема SAR і оптичних, мультиспектральних місій. Це дає змогу завантажувати знімки, виконувати базову обробку та використовувати їх для картографії, змін покривів, екологічного моніторингу, агромоніторингу або дослідницьких задач. Але подібно до GEE, Sentinel Hub не має вбудованих модулів детекції військових цілей або трекінгу об'єктів, що обмежує його застосування у військовому контексті [29].

Спроби побудови датасетів для multi-temporal аналізу, класифікації будівель та змін у урбанізованих місцевостях демонструє проєкт SpaceNet та пов'язаний з ним набір Multi-Temporal Urban Development Dataset — ці набори містять мозаїки супутникових знімків, векторні контури будівель, анотації, що дозволяють відстежувати зміни у часі (наприклад, появу або зникнення будівель) [30].

Також існують поєднані датасети, які використовують мультиспектральні й радарні (SAR) зображення для задач «all-weather» картографії та побудови footprint-ів будівель, як у наборі MSAW (Multi-Sensor All-Weather Mapping Dataset), що дає змогу працювати у будь-яких погодних умовах [31].

Ці набори та ініціативи — цінний дослідницький ресурс, який показує, як можна за допомогою відкритих даних і власних алгоритмів вирішувати задачі зміни покривів, урбанізації, картографування будівель, землекористування тощо. Проте їхній функціонал зазвичай обмежується аналізом земної покривної структури, будівель, ландшафту, а не детекцією рухомих об'єктів або військової техніки. Незважаючи на важливу роль у наукових, екологічних та урбаністичних дослідженнях, відкриті інструменти та платформи мають суттєві обмеження, коли

мова заходить про військово-орієнтовані задачі або GEOINT. Вони зазвичай не містять готових моделей для детекції або трекінгу рухомих об'єктів; не забезпечують VHR-знімки або надвисоку просторову роздільність, часто обмежуються середньою або мультиспектральною роздільною здатністю; не надають комплексної аналітики для ідентифікації військової техніки, скупчень, переміщень; потребують власної розробки (анотацій, моделей, інфраструктури), що робить реалізацію складних систем трудозатратною; для деяких задач (tracking, real-time моніторинг, аналіз змін у короткі терміни) вони малоприсадибні через обмежену частоту знімків, відсутність даних з надвисокою роздільною здатністю або недостатню регулярність оновлень.

2.3 OSINT-платформи та аналітичні ініціативи

У сучасному середовищі супутникової аналітики важливу роль відіграють OSINT-проекти (Open Source Intelligence), які базуються на відкритих джерелах інформації та супутникових знімках. Такі ініціативи дозволяють здійснювати моніторинг подій у реальному часі або ретроспективно, відстежувати переміщення техніки та оцінювати ситуацію на території. Основною особливістю цих платформ є те, що обробка даних виконується переважно вручну або напів-автоматизовано, без розвинених алгоритмів машинного навчання. Це обмежує їх застосування для масового та швидкого аналізу великих обсягів супутникової інформації, проте дозволяє проводити детальну експертну оцінку окремих випадків.

Міжнародний проєкт Bellingcat демонструє ефективність OSINT-підходів у контексті розслідувань військових та політичних подій. Платформа використовує супутникові знімки, геолокацію фото та відео, відкриті бази даних для верифікації фактів та переміщень техніки. Водночас Bellingcat не надає інструментів автоматичного детектингу чи трекінгу об'єктів, а всі аналітичні процеси здійснюються експертами. Це обмежує швидкість обробки даних і робить платформу більш аналітичним, ніж технологічним рішенням [32].

Платформа GeoConfirmed спеціалізується на верифікації військових та кризових подій за допомогою супутникових і аерознімків. Вона дозволяє підтверджувати або спростовувати повідомлення про бойові дії та переміщення техніки, використовуючи візуальний аналіз і порівняння з відкритими джерелами. Як і Bellingcat, GeoConfirmed не надає автоматизованих моделей або алгоритмів для масової обробки даних, що обмежує її застосування в умовах потреби швидкого реагування [33].

Українська ініціатива Molfar OSINT здійснює систематизацію відкритої інформації, включно з супутниковими знімками та публічними фото- і відеоматеріалами. Платформа надає можливість проводити аналітичні розслідування та формувати звіти про військові події. Однак Molfar OSINT також не має інструментів автоматичної обробки чи детекції об'єктів, а її функціонал обмежується допоміжним аналізом і експертною оцінкою [34].

Таким чином, OSINT-проекти демонструють значний потенціал для моніторингу і верифікації подій, особливо в умовах обмеженого доступу до комерційних супутникових платформ. Водночас відсутність автоматизації обробки супутникових даних і трекінгу об'єктів ускладнює масштабування аналітики, а їхній функціонал поки не дозволяє розв'язувати комплексні задачі військової супутникової аналітики.

Висновки до розділу 2

Аналіз сучасних комерційних систем супутникової аналітики свідчить, що вони пропонують широкий спектр можливостей для роботи з високоякісними знімками, включно з автоматичним виявленням об'єктів, класифікацією, моніторингом змін місцевості та просторовим аналізом даних із супутників і безпілотників. Разом із тим, такі рішення мають низку суттєвих обмежень. Передусім, висока комерційна вартість і ліцензійні обмеження ускладнюють використання платформ у навчальних, наукових або експериментальних проєктах. Обмежена можливість кастомізації зменшує придатність платформ для

специфічних завдань, таких як детекція військової техніки, аналіз концентрації об'єктів чи просторово-часових патернів переміщення. Крім того, залежність від хмарної інфраструктури та сторонніх серверів створює потенційні ризики витоку конфіденційних даних, а відсутність повної підтримки сучасних методів глибокого навчання обмежує точність аналізу дрібних чи частково замаскованих об'єктів.

В українському контексті ринок супутникової аналітики поки пропонує лише спеціалізовані або частково відкриті рішення. Вони здебільшого зосереджені на обробці даних із дронів та аерознімків, надають інструменти для побудови 2D/3D карт, виявлення об'єктів та оцінки пошкоджень інфраструктури, проте не забезпечують автоматичного детектингу або трекінгу об'єктів у реальному часі, не проводять прогнозування руху техніки та мають обмежений набір супутникових джерел. Доступ до цих платформ часто обмежений підпискою, що ускладнює їхнє використання для відкритих або наукових проєктів.

Відкриті платформи та інструменти надають можливості роботи із супутниковими даними та аналітичними алгоритмами для дослідницьких, екологічних та урбаністичних задач. Проте їхній функціонал не охоплює повний спектр військово-орієнтованої. А OSINT-платформи демонструють ефективність у верифікації подій та аналітичному моніторингу на основі відкритих джерел, проте обробка даних там переважно здійснюється вручну або напів-автоматизовано, що обмежує масштабування та швидкість аналізу.

Отже, сучасні комерційні, відкриті та OSINT-рішення мають суттєві переваги для збору та обробки супутникових даних, але вони не забезпечують комплексного підходу до автоматичного виявлення, класифікації та відстеження військових об'єктів у режимі реального часу. Це підкреслює актуальність розробки власної системи геопросторового аналізу, здатної поєднувати автономну обробку з високоточними алгоритмами детекції, кластеризації та прогнозування, що є критично необхідним для ефективного моніторингу військових і стратегічних об'єктів.

3 ФОРМУВАННЯ ВИМОГ ДО СИСТЕМИ

3.1 Загальна характеристика системи

На основі проведеного аналізу предметної області та огляду існуючих комерційних і відкритих рішень було визначено ключові вимоги до розроблюваної системи. Вона повинна забезпечувати автоматизовану обробку супутникових знімків із метою виявлення військових об'єктів, кластеризації техніки та відстеження її переміщень у часових послідовностях.

Основною особливістю системи є поєднання алгоритмів глибокого навчання та традиційних методів обробки зображень, що дозволяє досягти високої точності розпізнавання об'єктів навіть у складних умовах — за низької роздільної здатності знімків або при наявності шумів і неоднорідного фону.

Система має забезпечувати:

- автоматичне виявлення об'єктів різних категорій на супутникових зображеннях;
- просторово-часовий аналіз та кластеризацію об'єктів для виявлення зон концентрації техніки та характерних патернів;
- аналіз змін на послідовностях знімків із відстеженням переміщень об'єктів у часі;
- інтеграцію модулів у єдину архітектурну структуру, що дозволяє масштабувати та розширювати функціонал системи;
- візуалізацію результатів у картографічній та аналітичній формах для підтримки прийняття рішень.

Система має також забезпечувати гнучкість у налаштуванні алгоритмів під специфіку різних категорій об'єктів та типів знімків, а також підтримку інтеграції додаткових джерел даних і сучасних алгоритмів глибокого навчання.

Завдяки модульній архітектурі досягається можливість адаптації системи до різних сценаріїв використання — від оборонних завдань до моніторингу інфраструктури, сільськогосподарських угідь та стану довкілля.

3.2 Функціональні вимоги

Функціональні вимоги визначають основну логіку роботи розроблюваної системи та встановлюють перелік операцій, які вона повинна виконувати для досягнення поставленої мети, а також окреслюють взаємодію між її компонентами й очікувану поведінку системи в типових та нестандартних сценаріях роботи. Зважаючи на складність задачі геопросторового аналізу та необхідність опрацювання великих обсягів супутникових даних, система повинна охоплювати повний цикл обробки: від первинного виявлення об'єктів до формування аналітичних висновків про їх поведінку та динаміку змін.

Усі функціональні компоненти інтегруються у єдину архітектуру, що забезпечує автоматизоване виявлення об'єктів, їх групування, відстеження, а також подальший аналіз отриманих результатів.

Нижче наведено основні функціональні можливості, які повинна реалізовувати система.

Можливості модуля розпізнавання об'єктів:

- автоматичне виявлення військової техніки, транспортних засобів та інших цільових об'єктів на знімках;
- використання моделей глибокого навчання із можливістю донавчання під конкретні типи об'єктів;
- підтримка роботи з різними форматами зображень.

Можливості модуля кластеризації та виявлення скупчень:

- групування об'єктів за їх просторовим розташуванням;
- застосування алгоритмів для виявлення зон концентрації техніки;
- можливість параметричного налаштування та інтерактивного контролю результатів.

Можливості модуля відстеження об'єктів на серії знімків:

- формування траєкторій на основі мультимедійних супутникових даних або синтетично згенерованих змін положення;
- визначення переміщення об'єктів та змін у щільності скупчень;

- підтримка алгоритмів багатокадрового трекінгу (MOT).

Можливості модуля аналізу та візуалізації результатів:

- генерація інтерактивних карт і графічних представлень;
- побудова аналітичних звітів;
- порівняння результатів між різними періодами спостереження.

3.3 Технічні вимоги

Технічні вимоги визначають параметри, яким повинна відповідати система для забезпечення стабільної, продуктивної та відтворюваної роботи в умовах обробки значних обсягів супутникових даних.

З урахуванням поставлених завдань і архітектурних особливостей системи визначено такі технічні вимоги:

- сумісність з різними форматами даних;
- підтримка сучасних бібліотек та фреймворків для машинного навчання та обробки зображень (TensorFlow, PyTorch, OpenCV);
- масштабованість і гнучкість архітектури, що дозволяє інтегрувати нові модулі та алгоритми без зміни базової структури системи;
- оптимізація роботи з великими масивами даних, забезпечення паралельної обробки та контролю якості результатів;
- забезпечення надійності та відмовостійкості для роботи з критично важливими даними.

Висновки до розділу 3

Таким чином, на основі аналізу предметної області визначено ключові особливості функціонування системи та встановлено її роль у вирішенні задач просторово-часового моніторингу. Розроблено узагальнену характеристику системи, яка передбачає поєднання алгоритмів глибокого навчання з

традиційними методами комп'ютерного зору, що забезпечує високу точність та адаптивність до різних умов знімання.

У рамках підрозділу 3.2 сформовано комплекс функціональних вимог, які визначають основні можливості системи: автоматичне виявлення об'єктів, кластеризацію за просторовими ознаками, багатокадрове відстеження та формування аналітичних продуктів для підтримки прийняття рішень. Ці вимоги охоплюють повний цикл обробки даних від первинного аналізу зображень до отримання інформації про динаміку переміщень техніки.

У підрозділі 3.3 визначено технічні вимоги, що забезпечують продуктивність, надійність і масштабовність системи. До них належать сумісність із різними форматами супутникових даних, підтримка сучасних фреймворків машинного навчання, здатність працювати з великими масивами інформації та забезпечення відмовостійкості під час виконання критично важливих задач.

Загалом сформовані функціональні та технічні вимоги створюють цілісне підґрунтя для реалізації системи геопросторового аналізу, забезпечують її відповідність поставленим завданням та визначають напрями подальшої розробки архітектури і алгоритмічного забезпечення.

4 СЦЕНАРІЇ ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМИ

На основі аналізу функціональних вимог до системи геопросторового аналізу супутникових знімків розроблено набір сценаріїв використання (Use Cases), що відображають основні можливості програмного забезпечення та взаємодію користувачів із системою. Структурне представлення сценаріїв наведено у вигляді діаграми варіантів використання в додатку Б, що демонструє взаємозв'язок між акторами та функціональними складовими системи.

На діаграмі прецедентів відображено взаємодію трьох основних акторів із системою, а саме: оператора системи, адміністратора (технічного спеціаліста) та командного центру, який отримує критичні повідомлення та аналітичні дані.

Оператор системи є основним користувачем програмного забезпечення, відповідальним за завантаження знімків, запуск аналізу, отримання результатів та формування звітів. Перед використанням функціоналу оператор повинен пройти авторизацію (UC1), що забезпечує контроль доступу до системи. Після входу до системи користувач може здійснювати завантаження супутникових знімків (UC2), запуск автоматичного аналізу (UC3), класифікацію об'єктів (UC4), визначення змін між знімками (UC5) та відстеження переміщення об'єктів у часі (UC6). Отримані результати можуть бути оформлені у вигляді структурованого аналітичного звіту (UC7) та експортовані у спеціалізовані формати для подальшого використання у геоінформаційних системах або передані командуванню (UC8).

Адміністратор або технічний спеціаліст відповідає за налаштування параметрів аналізу (UC9), включаючи типи об'єктів, рівень допустимої похибки, часовий інтервал моніторингу та порогові значення для автоматичних попереджень. Це дозволяє адаптувати систему до специфіки аналітичних задач, а також забезпечити її коректну роботу у різних сценаріях використання.

Окрему роль відіграє прецедент автоматичного попередження про зміну активності (UC10), який виконується системою у фоновому режимі без участі користувача. У разі виявлення критичних змін (наприклад, концентрація техніки

або поява нових об'єктів), система надсилає попередження оператору або безпосередньо до командного центру для оперативного реагування. Таким чином, реалізується можливість пасивного моніторингу.

Детальний опис кожного сценарію використання подано в таблицях 4.1–4.10. Кожен сценарій включає короткий опис дії, актора, передумови виконання, післяумови та тригер запуску.

Таблиця 4.1 — UC1: авторизація користувача

Актор:	Оператор системи
Опис:	Користувач входить у систему за допомогою облікового запису для отримання доступу до функціоналу аналізу супутникових знімків.
Передумови:	Користувач має зареєстрований аккаунт із відповідними правами доступу.
Післяумови:	Система підтверджує автентифікацію та відкриває доступ до головного інтерфейсу.
Тригер	Користувач вводить логін/пароль і натискає «Увійти».

Таблиця 4.2 — UC2: завантаження супутникового знімка

Актор:	Оператор системи
Опис:	Користувач завантажує знімок або підключається до зовнішнього джерела даних для проведення аналізу.
Передумови:	Виконано UC1 (доступ дозволений). Знімок доступний у локальному сховищі або через API.
Післяумови:	Зображення збережено у системі, розбиті на тайли (за потреби), проведено базову нормалізацію.
Тригер	Користувач натискає «Завантажити знімок» / «Отримати дані з API».

Наступні сценарії охоплюють процес автоматизованої обробки супутникових даних, що включає виявлення, класифікацію об'єктів, аналіз змін та відстеження динаміки їх переміщення. Вони можуть бути реалізовані виключно після завершення базових етапів — автентифікації користувача (UC1) та

завантаження вихідних зображень (UC2), які забезпечують коректність і повноту вхідних даних, а також доступ до відповідних програмних модулів системи.

Таблиця 4.3 — UC3: запуск автоматичної детекції об'єктів

Актор:	Оператор системи
Опис:	Система виконує автоматичне виявлення об'єктів (військова техніка, будівлі, інфраструктура) на знімку.
Передумови:	Виконано UC2 (знімок завантажений), доступний модуль штучного інтелекту.
Післяумови:	Система повертає список знайдених об'єктів, координати, клас, рівень довіри (confidence).
Тригер	Користувач натискає «Запустити аналіз».

Таблиця 4.4 — UC4: класифікація об'єктів

Актор:	Оператор системи
Опис:	Система визначає тип кожного виявленого об'єкта (наприклад танк, вантажівка, будівля).
Передумови:	UC3 виконано (об'єкти знайдені).
Післяумови:	Кожен об'єкт має призначений клас та ймовірність класифікації.
Тригер	Аналіз завершується / користувач обирає «Класифікувати».

Таблиця 4.5 — UC5: аналіз змін (Change Detection)

Актор:	Оператор системи
Опис:	Система порівнює два або більше знімки, щоб виявити зміни (поява/зникнення об'єктів, знищення техніки, нові споруди).
Передумови:	Завантажені знімки з різних періодів (UC2 виконано для кожного).
Післяумови:	Виявлені зміни та їхня характеристика (тип, інтенсивність, координати).

Після виконання аналізу змін (UC5) система накопичує дані про розташування та стан об'єктів на різних часових знімках. На основі цих даних можливо здійснювати відстеження переміщення об'єктів, визначати напрямок руху, швидкість та прогнозувати подальші переміщення.

Таблиця 4.6 — UC6: відстеження переміщення об'єктів (Tracking)

Актор:	Оператор системи
Опис:	Система визначає траєкторію переміщення виявленого об'єкта на основі часової серії супутникових знімків.
Передумови:	Виконано UC3 (детекцію об'єктів) для кількох різночасових знімків; об'єкт ідентифіковано.
Післяумови:	Сформовано траєкторію руху, визначено напрямок, швидкість, можливий прогноз переміщення.
Тригер	Користувач обирає об'єкт на карті та натискає «Відстежити рух».

Після завершення аналізу система формує результати у вигляді звітів та геопросторових файлів, які можуть бути експортовані або передані відповідним підрозділам.

Таблиця 4.7 — UC7: генерація аналітичного звіту

Актор:	Оператор системи
Опис:	Система формує звіт із результатами аналізу об'єктів, змін та просторово-часової динаміки.
Передумови:	Виконано UC3 (детекція), UC4 (класифікація), за потреби UC5 (аналіз змін) та UC6 (tracking).
Післяумови:	Згенеровано структурований звіт (PDF / DOCX / GIS-проект), доступний для експорту або передачі командуванню.
Тригер	Користувач натискає «Згенерувати звіт» або завершення аналізу.

Таблиця 4.8 — UC8: експорт результатів

Актор:	Оператор системи
Опис:	Система дозволяє експортувати результати
Передумови:	Виконано щонайменше UC3, звіт сформований (UC7).
Післяумови:	Дані збережено у файл або передано GIS-системі / командному центру.
Тригер	Користувач натискає «Експорт».

Також передбачено можливість конфігурації системи та налаштування умов автоматичного спостереження, після чого система може самостійно генерувати попередження про критичні зміни.

Таблиця 4.9 — UC9: налаштування параметрів аналізу

Актор:	Адміністратор / технічний спеціаліст
Опис:	Користувач встановлює параметри аналізу (типи об'єктів, рівень достовірності, часовий інтервал, режим обробки, зонування).
Передумови:	Виконано UC1 (авторизація).
Післяумови:	Параметри збережено; система застосовує їх під час аналізу та автоматичного моніторингу.
Тригер	Користувач відкриває меню «Налаштування».

Таблиця 4.10 — UC10: автоматичне попередження про зміну активності

Актор:	Система (автоматично) — виконує моніторинг; Оператор / Командний центр — отримує повідомлення.
Опис:	Система автоматично надсилає попередження щодо появи нових об'єктів, концентрації техніки або активності.
Передумови:	Виконано UC5 (аналіз змін) або UC6 (tracking); встановлено порогові значення в UC9.
Післяумови:	Користувач отримує попередження (сповіщення, email, push).
Тригер	Виявлено перевищення порогового рівня активності / появу нових об'єктів.

Висновки до розділу 4

У цьому розділі було сформульовано та систематизовано сценарії використання системи. На основі аналізу вимог визначено основні ролі користувачів (акторів), зокрема оператор системи, адміністратор та командний центр, а також розроблено відповідні прецеденти, що описують функціональну взаємодію користувачів із системою.

Розроблена діаграма прецедентів відображає структуру функціональних можливостей системи та їх логічну послідовність. Визначено ключові процеси: доступ до системи, отримання даних, автоматизований аналіз зображень (детекція, класифікація, аналіз змін, відстеження об'єктів), формування аналітичних результатів (генерація звіту, експорт даних) та управління параметрами системи.

Проведений аналіз показав, що запропонована система підтримує як інтерактивний аналіз знімків оператором, так і автоматизоване виявлення критичних змін із можливістю подальшого масштабування функціоналу.

Таким чином, сформований набір сценаріїв використання є концептуальною основою для подальшого проєктування архітектури системи та визначення алгоритмічно-програмної реалізації її компонентів. Це забезпечить можливість адаптації рішення під реальні умови експлуатації та інтеграцію з зовнішніми системами управління та аналізу.

5 ПРОЄКТУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМИ

5.1 Обґрунтування архітектурних рішень

Проеєтування архітектури системи геопросторового аналізу супутникових знімків базується на принципах системності, модульності, масштабованості та забезпечення належного рівня інформаційної безпеки. Архітектурне рішення сформовано з урахуванням функціональних вимог, визначених на основі сценаріїв використання, а також особливостей експлуатації системи у середовищах із підвищеним рівнем ризику та необхідністю оперативної обробки великих масивів даних.

В основу проєктування покладено багаторівневу клієнт-серверну архітектуру з модульною структурою, що базується на таких рівнях:

- рівень представлення (UI) — веб або десктоп-інтерфейс для оператора системи;
- прикладний рівень (Application Layer) — реалізація логіки бізнес-процесів та сценаріїв використання;
- аналітичний AI-модуль — окрема обчислювальна компонента для виконання детекції, класифікації, аналізу змін та відстеження об'єктів;
- рівень даних (Data Layer) — сховище супутникових знімків, результатів аналізу та метаданих.
- інтеграційний рівень — API, бібліотеки обміну даними (GeoJSON, WMS/WFS, REST), підключення до сторонніх джерел.

Використання модульної структури дозволяє реалізувати підхід «loose coupling», що підвищує стійкість системи до помилок та дає можливість незалежного оновлення компонентів. Такий підхід рекомендований для систем з високою обчислювальною складністю та автоматизованою аналітикою [35].

Запропонована архітектура забезпечує логічну послідовність реалізації сценаріїв використання. UC1–UC2 (авторизація, завантаження знімків) реалізуються на рівні представлення та прикладної логіки. UC3–UC6 (аналіз та AI) виконуються в аналітичному AI-модулі з використанням GPU. UC7–UC10

(звіти, експорт, моніторинг) реалізуються на рівні прикладної логіки в поєднанні з API та модулем інтеграції.

Крім того, архітектурні рішення передбачають гнучкість у конфігурації модулів, що дозволяє адаптувати систему як для повністю автоматизованого режиму опрацювання даних, так і для напівкерованого аналізу з втручанням оператора. Завдяки модульності забезпечується можливість поетапного розширення функціоналу та реалізації нових алгоритмічних рішень, включаючи розпізнавання нових типів об'єктів, удосконалення механізмів прогнозування або впровадження елементів самонавчання системи.

Окрему увагу при проектуванні приділено питанню розподілу навантаження та обчислювальної ефективності, що є критичним з огляду на обробку великоформатних супутникових даних. В системі передбачено структурне розмежування компонентів, відповідальних за інтерфейсну взаємодію, аналітичну обробку та зберігання інформації, що дозволяє застосовувати окремі оптимізаційні механізми для кожного рівня.

Для забезпечення якості та безпеки системи передбачені такі заходи:

- автентифікація та авторизація користувачів (UC1);
- шифрування даних та обмеження доступу за ролями;
- валідація моделей ШІ та регулярне перенавчання;
- тестування модулів та контроль точності (accuracy, confidence score);
- логічна ізоляція AI-компоненти для уникнення перевантаження обчислювальних ресурсів;
- забезпечення масштабованості та продуктивності.

Обрана архітектура може бути розгорнута локально (для закритих військових систем) або у хмарному середовищі (AWS, Azure, GCP).

Таким чином, архітектурні рішення системи є обґрунтованими з позиції забезпечення її надійності, масштабованості та ефективності обробки даних, а також відповідають загальноприйнятим стандартам проектування складних інформаційних систем. Структурна організація компонентів дозволяє забезпечити послідовність та узгодженість етапів аналізу супутникових знімків.

5.2 Розроблення структурної схеми системи

Для формалізації архітектури створено структурну схему, яка відображає складові системи, інформаційні потоки між ними та їх функціональні зв'язки. Вона є основою для реалізації програмної частини, забезпечуючи цілісність і узгодженість процесів під час розроблення системи.

Структурна схема системи відображає її основні модулі та взаємодію між ними для забезпечення автоматизованого аналізу супутникових знімків. Система складається з декількох функціональних блоків, що об'єднані в єдину архітектурну структуру, яка забезпечує послідовну обробку даних та інтеграцію результатів. У додатку В наведено розроблену структурну схему системи.

Система складається з трьох взаємопов'язаних підсистем: збору даних, аналітичної обробки та візуалізації.

Підсистема збору даних відповідає за отримання, накопичення та передачу первинних зображень у систему. Вона включає джерела даних (супутники, відкриті каталоги супутникових знімків та модуль приймання даних, який здійснює завантаження, перевірку форматів, зчитування метаданих і передачу зображень у сховище. Завдяки цьому забезпечується структурованість, цілісність і актуальність вхідних даних.

Підсистема аналітичної обробки є центральним елементом системи та складається з кількох взаємопов'язаних модулів:

- сховище даних виконує функції централізованого зберігання вхідних і проміжних результатів, тут накопичуються знімки, їхні метадані, результати детекції та аналітичні звіти;

- модуль попередньої обробки здійснює очищення даних від шумів, видалення хмар, геометричну та радіометричну корекцію, а також нормалізацію форматів для уніфікації даних із різних джерел;

- модуль визначення та сегментації об'єктів реалізує алгоритми глибокого навчання для автоматичного виявлення військових об'єктів, транспортних засобів, споруд та інших цілей;

— модуль просторово-часового аналізу виконує кластеризацію виявлених об'єктів, визначення скупчень техніки та відстеження переміщення об'єктів між послідовними знімками;

Підсистема візуалізації реалізована у вигляді вебзастосунку, який забезпечує інтерактивну взаємодію користувача із системою. Через вебінтерфейс користувач може не лише переглядати результати аналізу у вигляді інтерактивних карт, дашбордів та графіків, а й ініціювати запуск обробки, додавати нові знімки або змінювати параметри аналізу. Підсистема має двосторонній зв'язок зі сховищем даних та аналітичними модулями — отримує від них результати обчислень і водночас передає команди на виконання нових завдань.

Таким чином, розроблена архітектура системи забезпечує повний цикл обробки даних — від приймання та зберігання супутникових знімків до автоматичного аналізу та візуалізації результатів у зручній для користувача формі.

5.3 Проєктування логіки функціонування системи

Для комплексного відображення логіки функціонування використано кілька видів діаграм, кожна з яких виконує власну роль та доповнює інші.

Блок-схема алгоритму функціонування системи, представлена в додатку Г, демонструє основні етапи роботи програмного комплексу від моменту ініціації запиту користувачем до отримання готових результатів у вебзастосунку.

Алгоритм побудовано таким чином, щоб забезпечити послідовне виконання всіх етапів обробки знімків та реалізувати можливість повторного аналізу або оновлення даних.

Робота системи починається з етапу ініціалізації та формування запиту. Користувач через вебзастосунок задає параметри аналізу — вибір території, часовий діапазон, тип даних або режим роботи (аналіз нових чи вже наявних знімків). Це забезпечує гнучкість системи та адаптацію до різних сценаріїв використання.

Далі алгоритм переходить до перевірки умови «Нові дані?». Якщо користувач обирає обробку нових зображень, система переходить до етапу отримання даних — виконується підключення до зовнішніх джерел (Copernicus, NASA EarthData, архіви тощо) або завантаження файлів безпосередньо через вебінтерфейс.

Якщо ж дані вже присутні у сховищі, алгоритм переходить до обробки існуючих знімків, що дозволяє зменшити час аналізу.

Після завантаження здійснюється перевірка якості та валідності даних, під час якої система аналізує формат файлів, роздільну здатність, наявність метаданих (координат, часових позначок, типу сенсора) та правильність геоприв'язки. У випадку виявлення помилок (некоректний формат, відсутні метадані) користувач отримує повідомлення через вебзастосунок із пропозицією повторного завантаження або виправлення параметрів, а сама помилка логується. Якщо перевірка проходить успішно, дані зберігаються у сховище для подальшого використання.

Наступним етапом є попередня обробка даних, що включає фільтрацію шумів, нормалізацію роздільної здатності, геометричну та радіометричну корекцію, а також уніфікацію форматів зображень. Це забезпечує єдність параметрів для подальшого навчання та аналізу моделей глибокого навчання.

Після цього система переходить до етапу ідентифікації об'єктів, на якому застосовуються нейронні моделі для виявлення та сегментації об'єктів військової техніки. На цьому етапі відбувається детекція об'єктів, а саме такі її етапи:

- визначення місця розташування військових технічних засобів і споруд за допомогою нейронних моделей;
- сегментація об'єктів, тобто уточнення контурів і меж виявлених цілей.

На виході формується набір детекцій із координатами, класами та рівнями впевненості. Процес ідентифікації є критично важливим, оскільки саме на цьому етапі система перетворює необроблені зображення у структуровані дані, що містять просторову інформацію про розташування об'єктів.

Якщо оброблювана послідовність містить кілька знімків одного регіону, виконується перевірка умови «Наявність мультимедійного набору?». У разі позитивного результату система переходить до просторово-часового аналізу, під час якого відстежуються зміни положення об'єктів, виконується кластеризація та формуються траєкторії руху техніки за часовими рядами. Якщо обробка здійснюється для одиночного знімка, цей етап пропускається.

Результати аналітичних розрахунків проходять етап збереження, після чого передаються до вебзастосунку для візуалізації. На цьому етапі користувач може переглядати інтерактивні карти, отримані кластерні зони, теплові карти розташування або траєкторії руху об'єктів. За потреби користувач може повторно ініціювати процес аналізу, змінити параметри або додати нові дані — у такому випадку алгоритм повертається до початкових кроків. Усі проміжні та підсумкові результати (координати об'єктів, траєкторії, карти скупчень) зберігаються у сховище.

Таким чином, завдяки інтеграції аналітичних та візуалізаційних компонентів забезпечується повна автоматизація процесу обробки геопросторових знімків та оперативне оновлення інформації в режимі реального часу.

Для деталізації процесної логіки системи та моделювання взаємодії між її компонентами розроблено діаграму діяльності (UML Activity Diagram), яку наведено в додатку Д. На відміну від блок-схеми алгоритму, яка відображає послідовність виконання етапів аналізу супутникових знімків, діаграма діяльності акцентує увагу на розподілі функцій та відповідальності між користувачем, підсистемою збору даних, аналітичною підсистемою та вебзастосунком.

Модель демонструє, які дії виконуються на кожному рівні системи, відображає умови переходу між станами (отримання даних, перевірка коректності, запуск обробки, формування результатів), а також забезпечує опис механізмів реагування на помилки (повернення до етапу завантаження) та циклічність процесу при повторному аналізі. Завдяки цьому UML-діаграма дозволяє не лише описати логіку роботи системи, але й визначити взаємозв'язок

між модульними компонентами, що є важливим для подальшого проектування потоків даних та інтеграції системи.

На завершальному етапі, для формалізації процесу взаємодії між окремими програмними компонентами у часовій послідовності, створено діаграму послідовності (UML Sequence Diagram), що розміщена в додатку Е. Дана діаграма спрямована на деталізацію міжмодульної взаємодії та обмін даними у межах єдиного технологічного циклу аналізу зображень.

Діаграма послідовності моделює взаємодію між основними компонентами системи, включаючи:

- користувача, який ініціює аналіз;
- вебінтерфейс / API Gateway, що є точкою входу в систему;
- сервер оркестрації, який координує роботу модулів обробки;
- модуль препроцесингу (виконується нормалізація, корекція зображень);
- модуль детекції, що відповідає за виявлення та класифікацію об'єктів;
- модуль постпроцесингу (кластеризація та просторово часовий аналіз);
- сховище даних;
- модуль візуалізації.

На діаграмі показано, що після ініціалізації аналізу запит користувача передається вебінтерфейсу, який взаємодіє із сервером оркестрації. Далі послідовно активуються модулі обробки зображень — спочатку препроцесинг, потім детекція та класифікація об'єктів, а у разі доступності часової серії — модуль постпроцесингу. Кожний із модулів після виконання операцій зберігає або оновлює відповідні дані в централізованому сховищі, що дозволяє забезпечити незалежність компонентів та можливість повторного використання результатів.

На заключному етапі сервер оркестрації ініціює передачу підсумкових даних до модуля візуалізації, який генерує інтерактивні картографічні шари, графічні індикатори та аналітичні об'єкти.

Підготовлені результати передаються вебзастосунку, де користувач отримує можливість перегляду карти, кластерів об'єктів, траєкторій руху або інших аналітичних показників.

5.4 Проєктування інформаційної моделі системи

Проєктування інформаційної моделі системи спрямоване на формалізацію структури даних, взаємозв'язків між інформаційними об'єктами та шляхів передачі інформації між компонентами системи. Інформаційна модель є основою для розроблення бази даних, програмних модулів та механізмів обміну даними між підсистемами.

Для її опису використано три типи моделей: UML-діаграму класів для відображення програмної структури, ER-діаграму для проєктування бази даних та Data Flow Diagram для моделювання потоків інформації.

Для забезпечення структурованості інформаційної моделі та чіткого розуміння ролі кожного компонента системи, у таблиці 5.1 наведено перелік ключових класів, їх функціональне призначення та роль у процесі аналізу геопросторових знімків.

Таблиця 5.1 — Опис основних класів

Клас	Призначення та опис
User	Представляє користувача системи; ініціює аналіз, формує параметри запиту
AnalysisRequest	Містить параметри запиту та є ключовим вхідним об'єктом
SatelliteImage	Зберігає первинні супутникові знімки, їх характеристики
ProcessedImage	Представляє оброблену версію знімка після етапів препроцесингу
DetectionResult	Містить результати розпізнавання об'єктів
Cluster	Описує зони скупчення техніки або об'єктів на основі кластеризації результатів детекції
Trajectory	Зберігає траєкторії руху об'єктів при мультитимовому аналізі послідовних знімків
VisualizationMap	Містить графічні результати аналізу для подальшої інтерактивної візуалізації
OrchestrationService	Координує виконання всіх етапів обробки знімків, викликає відповідні модулі та забезпечує передачу даних між ними
PreprocessingPipeline	Виконує очистку зображень, фільтрацію шумів, корекцію та

Клас	Призначення та опис
	уніфікацію форматів
DetectionModel	Реалізує алгоритми глибокого навчання для визначення та сегментації об'єктів
SpatialAnalysis	Виконує аналіз просторових і часових змін, кластеризацію та визначення траєкторій
VisualizationService	Підготовлює результати для відображення у вебзастосунку
DataStorage	Виконує збереження вхідних, проміжних та фінальних даних

На основі визначених програмних компонентів системи була сформована UML-діаграма класів (додаток Ж), що репрезентує структурну організацію об'єктів програмного забезпечення.

Центральною сутністю є *AnalysisRequest*, що формується користувачем (клас *User*) та передається до сервісу управління обробкою (*OrchestrationService*). Далі система послідовно задіює модулі препроцесингу (*PreprocessingPipeline*), детекції (*DetectionModel*), просторово-часового аналізу (*SpatialAnalysis*) та візуалізації результатів (*VisualizationService*). Дані на всіх етапах обробки зберігаються в компоненті *DataStorage*. Класи *SatelliteImage* та *ProcessedImage* описують відповідно первинні та оброблені геопросторові дані, тоді як *DetectionResult*, *Cluster* та *Trajectory* містять результати аналізу.

Після завершення проєктування об'єктно-орієнтованої структури програмного забезпечення за допомогою UML-діаграми класів, наступним етапом є формалізація інформаційної моделі системи з позиції організації та зберігання даних. Оскільки система обробляє великі обсяги структурованих геопросторових зображень, необхідно чітко визначити сутності бази даних, їх атрибути та взаємозв'язки. Для цього було побудовано ER-модель, яка слугує основою для проєктування бази даних і реалізації механізмів обміну інформацією між програмними компонентами.

Спочатку сформовано концептуальну ER-діаграму, де відображено ключові інформаційні сутності та логічні зв'язки між ними.

Концептуальна ER-діаграма зображена на рисунку 5.1.

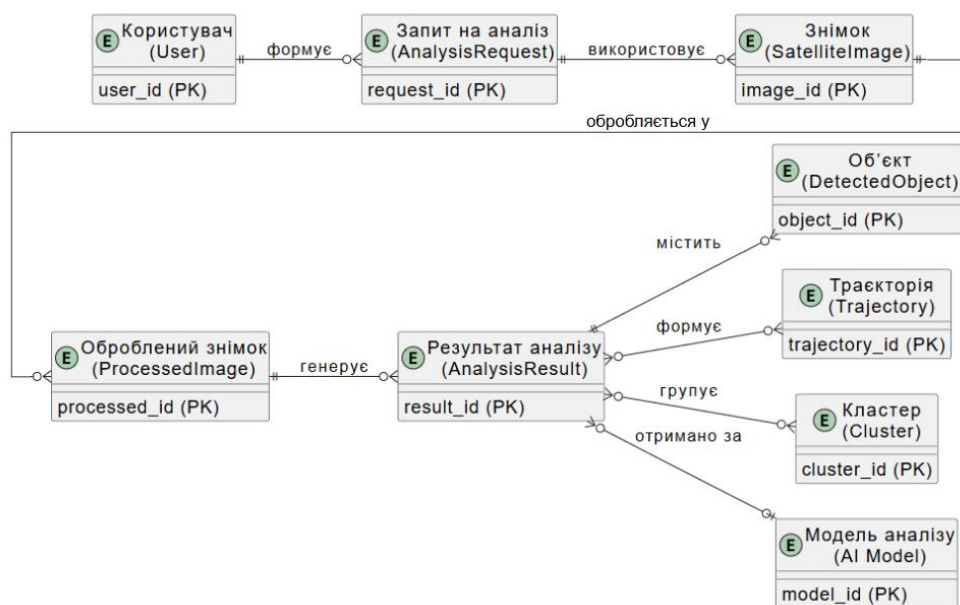


Рисунок 5.1 — Концептуальна ER-діаграма системи

На основі концептуальної моделі сформовано детальну ER-діаграму (логічний рівень), що містить конкретні атрибути сутностей (типи даних, ключі, зв'язки 1:N та M:N). Деталізована схема наведена у додатку И і використовується як основа для проєктування фізичної структури бази даних.

Проєктування інформаційної моделі системи дозволило визначити основні сутності, атрибути та зв'язки між ними, що стали основою для реалізації бази даних. Однак статична структура даних не відображає особливості їхнього використання під час функціонування системи. Тому наступним кроком є моделювання динаміки обробки інформації, тобто шляхів руху даних між компонентами програмного комплексу.

З цією метою виконано проєктування потоків даних у вигляді діаграм DFD (Data Flow Diagram) або діаграм потоків даних, які описують, як інформація проходить через систему — від моменту формування запиту користувачем до отримання результатів аналітики. DFD дозволяє визначити послідовність обробки даних, відповідальні модулі, точки взаємодії з базою даних та зовнішніми джерелами, що забезпечує цілісність та узгодженість логіки функціонування.

Для узагальненого опису логіки функціонування системи побудовано DFD рівня 0, наведену на рисунку 5.2.

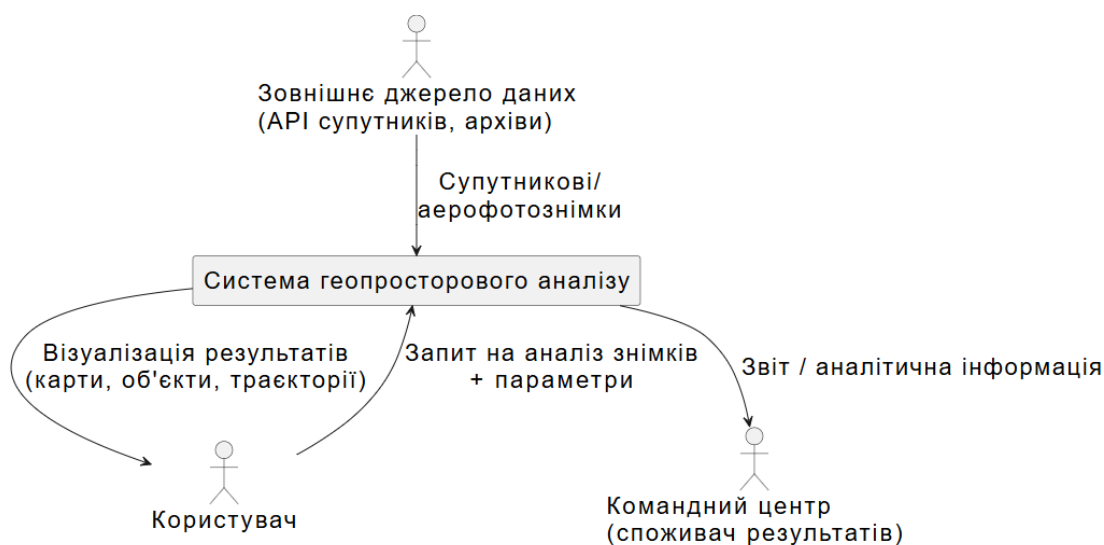


Рисунок 5.2 — Діаграма потоків даних (рівень 0)

На рівні 0 центральним вузлом є система геопросторового аналізу, а зовнішніми сутностями виступають користувач та джерела даних. Потoki інформації включають як знімки для обробки, так і результати аналізу.

Для деталізації внутрішньої інформаційної структури виконано декомпозицію процесу обробки даних до рівня 1, діаграму якого наведено у додатку К.

На цьому рівні виділено п'ять основних процесів: формування запиту користувачем, отримання та перевірка даних, попередня обробка, детекція та аналітичний аналіз, формування результатів та візуалізація. Взаємодія між ними відбувається через єдине сховище даних, що включає логічно відокремлені секції для зберігання первинних знімків, проміжних результатів обробки та підсумкової аналітичної інформації.

Таким чином, DFD-рівня 0 описує систему на рівні взаємодії з зовнішнім середовищем, тоді як DFD-рівня 1 деталізує внутрішню послідовність обробки даних, що дозволяє описати інтелектуальну обробку супутникових зображень у контексті потоків інформації.

Висновки до розділу 5

У розділі виконано комплексне проектування архітектури, логіки функціонування та інформаційної моделі системи геопросторового аналізу знімків місцевості. Архітектурні рішення були сформовані з урахуванням вимог до продуктивності, масштабованості, можливості інтеграції з зовнішніми джерелами. Обрана багаторівнева модульна архітектура забезпечує розмежування функцій між компонентами, підтримує гнучкість конфігурації системи та дає можливість поетапного розширення функціоналу без необхідності повної модифікації програмного комплексу.

На основі структурної схеми визначено три ключові підсистеми: збору даних, аналітичної обробки та візуалізації. Вони взаємодіють через центральне сховище. Для підтвердження узгодженості функціональних процесів розроблено блок-схему алгоритму, UML-діаграму діяльності та діаграму послідовності, які у сукупності дозволили описати послідовність обробки даних, розподіл відповідальності між компонентами.

Подальше проектування інформаційної моделі здійснювалося з використанням UML-діаграми класів, яка дозволила формалізувати програмну структуру системи, та ER-діаграми, що визначає сутності бази даних, їх атрибути та зв'язки. Для моделювання механізмів передачі інформації побудовано DFD-рівня 0 та 1, що узагальнюють потоки даних у межах технологічного циклу аналізу.

Отже, результати проектування доводять, що запропонована архітектура є структурно завершеною, логічно узгодженою та адаптованою до умов експлуатації в системах критичного призначення.

6 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ

Архітектура системи геопросторового аналізу супутникових знімків передбачає використання програмних інструментів, що забезпечують ефективність роботи з великими масивами зображень, підтримку машинного навчання та можливість автоматизації процесів аналізу. Оскільки програмний комплекс функціонує в умовах високої інтенсивності обчислень, значних обсягів вхідних даних та необхідності оперативного отримання результатів, вибір технологій відбувався з урахуванням їх здатності забезпечити паралельну обробку, підтримку GPU-прискорення, сумісність із бібліотеками для комп'ютерного зору та глибинного навчання.

6.1 Вибір мови програмування та середовища виконання

Основою серверної частини програмної системи є мова програмування Python, яка посідає провідні позиції у сфері обробки зображень, штучного інтелекту, геоінформаційних систем та наукових досліджень. Python характеризується високою продуктивністю при роботі з великими масивами даних, простотою синтаксису та наявністю широкої екосистеми бібліотек (NumPy, Pandas, OpenCV, PyTorch, TensorFlow, Rasterio, Shapely тощо). Це дозволяє забезпечити інтеграцію всіх ключових функцій проєкту: обробку супутникових зображень, роботу з просторовими даними, побудову та навчання моделей глибинного навчання, а також взаємодію із зовнішніми вебсервісами та базами даних. Python протягом останніх років стабільно входить до переліку найпопулярніших мов для наукових та AI-проєктів. Це пояснюється його універсальністю, високою швидкістю розробки та потужними бібліотеками для машинного навчання та аналізу даних [36].

Python використовується як основа для реалізації серверної логіки системи, зокрема для таких задач:

- обробки HTTP-запитів;

- управління задачами аналізу супутникових знімків;
- запуску модулів попередньої обробки;
- інференсу моделей глибинного навчання;
- обробки геопросторових метаданих;
- інтеграції з базою даних та файловими сховищами.

Для виконання програмного коду з використанням GPU застосовано хмарну платформу Google Colab, яка забезпечує доступ до обчислювальних ресурсів NVIDIA Tesla (зокрема T4 та V100). Це дозволяє проводити обчислювально складні операції без локального GPU-обладнання. Платформа підтримує основні фреймворки глибинного навчання, зокрема PyTorch та TensorFlow. Завдяки цьому моделі можуть навчатися й виконувати інференс у реальному часі, що критично важливо для задач аналізу супутникових зображень [37].

Як система контролю версій у проєкті використано GitHub, який забезпечує:

- зберігання та версіонування вихідного коду;
- можливість командної роботи;
- інтеграцію з Google Colab для запуску ноутбуків напряму з репозиторію;
- відтворюваність експериментів і відстеження змін у моделях [38].

Для локальної розробки, підготовки коду та написання модульних компонентів було використано Visual Studio Code. Завдяки розширенням Python та Jupyter Notebook, VS Code забезпечив інтеграцію з Colab-ноутбуками, підтримку середовища виконання, засоби дебагінгу та форматування коду. Це значно спростило взаємодію між локальною розробкою та хмарним середовищем [39].

У перспективі система може бути перенесена на виділений сервер або реалізована в контейнеризованому середовищі (Docker), що дозволить підвищити автономність та масштабованість, оскільки Google Colab орієнтований переважно на дослідницькі та експериментальні задачі.

Таким чином, вибір Python, Google Colab, GitHub та VS Code як основних технологій для реалізації програмної системи є обґрунтованим та відповідає вимогам продуктивності, масштабованості та зручності розробки.

6.2 Вибір інструментів для аналітичної обробки та AI

Для реалізації моделей штучного інтелекту обрано фреймворк PyTorch, який є одним із найбільш поширених інструментів для навчання нейронних мереж. PyTorch забезпечує динамічне обчислювальне графоутворення, що спрощує побудову складних моделей, відладку та інтеграцію з прикладними компонентами.

Переваги PyTorch у контексті проєкту:

- зручний API та підтримка GPU-прискорення;
- бібліотека torchvision для роботи з зображеннями;
- швидка інтеграція моделей комп'ютерного зору;
- сумісність із Google Colab, що дозволяє тренувати моделі на GPU;
- велика база готових моделей (ResNet, EfficientNet, YOLO, U-Net)[40].

Для задач виявлення військової техніки на супутникових знімках застосовано модель YOLO (You Only Look Once). YOLO v8 забезпечує виконання інференсу у режимі реального часу, підтримує роботу з високороздільними зображеннями та дозволяє проводити донавчання на користувацьких датасетах.

Переваги YOLO для задачі проєкту:

- висока продуктивність при роботі зі знімками великої площі;
- можливість точного визначення координат об'єктів;
- вбудовані інструменти аугментації;
- підтримка експорту у TorchScript, ONNX та інші формати;
- робота на GPU без складних налаштувань [41].

Альтернативні моделі, зокрема Mask R-CNN або SegFormer, мають вищу точність сегментації, проте значно повільніші та потребують складнішої підготовки даних. З огляду на вимоги продуктивності та обмеженість ресурсів обрано саме YOLO.

У рамках проєкту передбачено не лише виявлення об'єктів на знімках, але й аналіз їх просторової концентрації та динаміки переміщень. З цією метою обрано

набір інструментів для просторово-часової аналітики, доповнюючи можливості глибокого навчання.

Для реалізації задач кластеризації результатів детекції об'єктів обрано алгоритми DBSCAN та HDBSCAN, які забезпечують високу точність при роботі з нерівномірними геопросторовими даними та не потребують попереднього визначення кількості кластерів. Їх реалізацію передбачено за допомогою бібліотеки scikit-learn, яка є однією з найбільш поширених платформ для машинного навчання та аналітики даних у Python [42].

Для відстеження траєкторій руху об'єктів у часовому інтервалі обрано бібліотеку trackpy, яка дозволяє відслідковувати переміщення за координатами у послідовностях знімків. Функції просторового аналізу (визначення напрямку, радіусу руху та зон активності) реалізуються з використанням GeoPandas та Shapely, що забезпечують можливість оперування геометричними примітивами, побудови контурів та обчислення просторових метричних характеристик. Для математичної обробки часових залежностей використовується Pandas, що дозволяє проводити часову агрегацію та побудову трендів.

Для візуального представлення результатів просторово-часового аналізу обрано matplotlib та folium, які дозволяють як статичне відображення результатів (графіки, контури), так і формування інтерактивних картографічних шарів.

Для роботи з геопросторовою інформацією у системі використано бібліотеки та інструменти наведені в таблиці 6.1.

Таблиця 6.1 — Бібліотеки та інструменти для аналітичної обробки

Інструмент	Опис
OpenCV	Бібліотека для обробки зображень, що забезпечує операції попереднього фільтрування, масштабування, конвертації каналів та обчислення контурів [43].
NumPy та Pandas	Використовуються для аналізу метаданих, побудови таблиць ознак, попереднього аналізу та агрегації результатів [44].
Rasterio	Бібліотека для роботи з геопросторовими растрами, включно з читанням GeoTIFF, отриманням координатної прив'язки та перетвореннями проекцій [45].

Інструмент	Опис
Shapely та GeoPandas	Застосовуються для маніпулювання геометричними об'єктами та створення аналітичних шарів, що включають полігони, контури, площі та координатні розрахунки [46].
TorchMetrics	Моніторинг точності навчання моделі.
Ultralytics API	Спрощений запуск моделей YOLO, автоматизоване тренування та експерименти.
scikit-learn (DBSCAN)	Кластеризація об'єктів за координатами
trackpy	Відстеження траєкторій об'єктів
Matplotlib / Folium	Візуалізація результатів аналізу

6.3 Системи зберігання та обміну даних

Для забезпечення надійного зберігання, структурування та передачі даних у проєкті застосовано комбінований підхід, що поєднує хмарні сервіси, локальні інструменти та розподілені сховища. Такий підхід забезпечує масштабованість, мобільність та можливість обробки великих супутникових знімків і моделей штучного інтелекту.

Основним середовищем для зберігання та обміну даними між етапами обробки є Google Drive, інтегрований з Google Colab. Це рішення дозволяє розміщувати великі набори зображень, результати тренування, журнали та модельні ваги. Google Drive підтримує роботу з великими файлами обсягом до 2 ТБ, має засоби контролю версій та забезпечує синхронізацію даних між різними пристроями.

Окрім хмарного сховища, у рамках проєкту передбачається реалізація повноцінної бази даних на основі PostgreSQL із розширенням PostGIS. Така БД необхідна для збереження структурованих метаданих про супутникові знімки, геопросторових координат, параметрів зйомки, а також результатів аналізу та розпізнавання. PostGIS забезпечує підтримку просторових операцій, дозволяє ефективно виконувати запити над геометриями та оптимізує роботу з

координатними системами, що є критично важливим для геоаналітичних застосунків.

Формати даних визначено з урахуванням вимог сумісності: вхідні зображення представлені у форматі GeoTIFF, результати просторового аналізу передаються у GeoJSON, а деякі проміжні маски об'єктів — у PNG/U-Net RLE-форматі. У перспективі система може бути адаптована для роботи зі сторонніми супутниковими сервісами (Sentinel Hub, Copernicus API), що дозволить автоматизувати процес отримання вхідних геоданих.

Висновки до розділу 6

У межах розділу здійснено обґрунтований вибір технологій для реалізації системи геопросторового аналізу супутникових знімків.

Основу програмної реалізації становить мова Python, яка завдяки широкому набору бібліотек та фреймворків дозволяє забезпечити повний цикл обробки. Використання хмарного середовища Google Colab дає можливість застосовувати графічні процесори для прискорення навчання моделей та експериментальних досліджень, що є оптимальним рішенням на етапі розробки. Інструменти GitHub та Visual Studio Code забезпечили зручність розробки, керування версіями та відтворюваність програмних експериментів.

Для реалізації алгоритмів штучного інтелекту обрано сучасні бібліотеки та моделі, орієнтовані на обробку зображень великої роздільної здатності та виконання просторово-часового аналізу. Інструменти для кластеризації та визначення траєкторій дозволяють розширити функціональні можливості системи за межі базового розпізнавання об'єктів.

Таким чином, обраний технологічний комплекс є оптимальним для проєкту, забезпечує необхідний баланс між практичністю, продуктивністю та перспективою подальшого розвитку системи, а також відповідає сучасним вимогам до розробки інтелектуальних рішень у сфері геоаналітики.

7 ПІДГОТОВКА ДАНИХ

7.1 Пошук та відбір вихідних даних

Одним із ключових етапів розроблення системи геопросторового аналізу є пошук і формування якісного набору даних. Ефективність побудови системи геопросторового аналізу значною мірою залежить від якості, різноманітності та репрезентативності вихідних даних. Для розв’язання задач, пов’язаних із виявленням, локалізацією та прогнозуванням руху військових об’єктів на супутникових знімках, було проведено детальний огляд доступних відкритих наборів даних із фокусом на:

- супутникові зображення високої роздільної здатності;
- датасети з готовими анотаціями техніки та інфраструктури;
- мультичасові дані, що дозволяють аналізувати зміни в часі;
- дані, що можуть бути легально використані в наукових цілях.

У процесі попереднього аналізу було розглянуто та оцінено низку відомих відкритих датасетів, які застосовуються у сфері дистанційного зондування Землі, військової аналітики та задач комп’ютерного зору. До переліку включено такі типи джерел: загальні супутникові каталоги (SentinelHub, Landsat, Planet NICFI), тематичні набори для детекції транспортних засобів (VEDAI, DOTA, COWC), спеціалізовані військові набори (Military Vehicle Dataset, VisDrone Military), а також великі мультичасові урбаністичні набори (SpaceNet 4–7).

Під час аналізу були виявлені обмеження більшості доступних військових наборів.

Наприклад, Military Vehicle Dataset та VisDrone Military містять переважно зображення без геопросторової прив’язки, часто знімки з наземних камер або дронів, що не підходить для моделювання руху на супутникових масштабах [47, 48]. Датасети DOTA та VEDAI, хоча й містять транспортні засоби, мають недостатню кількість класів військової техніки або недостатньо великий обсяг даних [49, 50]. Крім того, значна частина доступних наборів не має регулярних

мультитимових знімків одних і тих самих територій, що є критично важливим для реалізації задачі прогнозування руху.

Серед великих супутникових джерел (Landsat, MODIS) дані мають задовільну геопросторову прив'язку, але їх роздільна здатність (10–30 м) є занадто низькою для детектування військових транспортних засобів, що зазвичай мають розміри 2–10 метрів [51]. Тому ці джерела виявилися непридатними для задачі точного виявлення об'єктів.

З огляду на проведений аналіз, було обрано два ключові набори даних, які найбільш повно відповідають вимогам дослідження: xView Dataset та SpaceNet 7 Multi-Temporal Urban Development Dataset.

xView є одним з найбільших наборів супутникових знімків високої роздільної здатності (0.3 м/піксель) із детальними полігональними анотаціями. У ньому представлено 62 класи об'єктів, серед яких численні транспортні засоби, будівлі, промислові об'єкти, кораблі, інженерна техніка та інші елементи інфраструктури. На відміну від більшості альтернативних наборів, xView містить значну кількість об'єктів, схожих за формою та характеристиками на зразки військової техніки (вантажівки, бронетехніка, інженерні машини). Його масштабність (понад 600 тис. анотованих об'єктів) забезпечує належну варіативність, необхідну для навчання моделей. Крім того, доступність точних анотацій дає змогу використовувати xView як основне джерело реальних зразків техніки для подальшої генерації синтетичних даних [52, 53].

SpaceNet 7 є першим масштабним набором високоякісних мультитимових супутникових знімків орієнтованих на дослідження змін міської інфраструктури. Він забезпечує знімки одних і тих самих територій з інтервалом у кілька місяців, що дозволяє досліджувати зміни на місцевості в динаміці. Найважливішим фактором вибору цього набору була його здатність забезпечити реалістичне середовище для моделювання руху. SpaceNet 7 містить цілісні тайли розміром 1024×1024 пікселів, відзняті в однакових умовах і з високою точністю геопросторової прив'язки [54, 55].

Поєднання xView та SpaceNet 7 дозволило сформувати оптимальний набір даних для задачі, що виконується в рамках дослідження:

- xView забезпечує реальні, різноманітні та добре розмічені зразки транспортних засобів, які можна використовувати як еталони для детекції;

- SpaceNet 7 забезпечує якісні реалістичні фонові сцени з часовими змінами, необхідні для моделювання руху та навчання моделей прогнозування траєкторій;

- ці два джерела легко комбінуються у синтетичному середовищі без порушення геопросторової цілісності;

- обидва набори є повністю відкритими й дозволяють побудувати відтворюване наукове дослідження.

Таким чином, xView та SpaceNet 7 були обрані як найбільш придатні для задачі детекції військових об'єктів і прогнозування їх динаміки, забезпечуючи баланс між якістю анотацій, різноманітністю зразків, високою роздільною здатністю та доступністю мультимедійних сцен.

7.2 Попередня обробка та підготовка даних

Попередня обробка даних у рамках розроблення системи геопросторового аналізу супутникових знімків є ключовим етапом, що визначає якість подальшого навчання моделей комп'ютерного зору та точність виявлення і прогнозування. На цьому етапі було здійснено комплексну підготовку двох основних наборів даних — xView та SpaceNet 7, а також сформовано синтетичний набір із моделюванням переміщення об'єктів. Обробка здійснювалася з урахуванням особливостей структури кожного з джерел, формату анотацій та специфіки подальших алгоритмів.

Першим кроком стало завантаження та аналіз структури наборів xView та SpaceNet7, оскільки вони містять різні формати розмітки та різні рівні просторової точності. У вихідному датасеті xView наявні 62 категорії об'єктів, проте значна частина з них не має відношення до задачі військового моніторингу.

Тому на етапі відбору класів було здійснено фільтрацію і вибрано лише ті категорії, що відповідають наземній техніці та спорідненим транспортним об'єктам. Агреговані категорії, відповідні їм type_id, діапазони класів yolo_class та їх текстові назви подано в таблиці 7.1. Таке обмеження дозволило уникнути перенавантаження моделі нерелевантними прикладами та зосередити увагу на класах, які мають практичну цінність для виявлення військових об'єктів.

Таблиця 7.1 — Агреговані категорії вибраних типів об'єктів xView

Категорія	type_id	yolo_class	Class_name	К-ть
Авіація (літаки)	11, 12, 13, 15	0,1,2, 3	Fixed-wing Aircraft, Small Aircraft, Cargo Plane, Helicopter	1231
Морські вантажні судна	40, 51, 52, 49, 45	22, 31, 32, 28, 26	Maritime Vessel, Container Ship, Oil Tanker, Ferry, Barge	1391
Морський малий флот	41, 42, 44, 47, 50	23, 24, 25, 27, 29	Motorboat, Sailboat, Tugboat, Fishing Vessel, Yacht	3642
Залізничний транспорт	33, 34, 35, 36, 37, 38	16, 17, 18, 19, 20, 21	Railway Vehicle, Passenger/ Cargo /Tank Car, Locomotive	3583
Важкі вантажівки	20, 21, 23, 24, 60, 61	7, 8, 9, 10, 38, 39	Pickup Truck, Utility Truck, Truck, Cargo Truck, Dump Truck, Haul Truck	24527
Логістичний спецтранспорт	26, 27, 28, 46	12, 13, 14, 15	Truck Tractor, Trailer, Truck w/Flatbed, Truck w/Liquid	5901
Інженерна техніка	53, 62, 63, 64, 65, 66	33, 40, 41, 42, 43, 44	Engineering Vehicle, Scraper/ Tractor, Front loader/Bulldozer, Excavator, Cement Mixer, Ground Grader	2134
Портове обладнання	54, 55, 56, 57, 59	34, 35, 36, 37	Tower Crane, Container Crane, Reach Stacker, Straddle Carrier, Mobile Crane	722
Ангар	74	45	Aircraft Hangar	209

Подальша підготовка даних для xView включала перетворення розмітки у формат YOLO, нормалізацію координат обмежувальних рамок та уніфікацію структури директорій. Цей етап дозволив створити вибірку даних, де кожний об'єкт цільового класу чітко анотований, як показано на рисунку 7.1



Рисунок 7.1 — Приклад знімка xView з bounding-box'ами обраного класу

Окремої уваги потребувало питання дисбалансу класів: деякі категорії були представлені десятками тисяч прикладів, тоді як інші — лише кількома сотнями. Для усунення цього дисбалансу було застосовано стратегію oversampling: рідкісні класи автоматично дублювалися із контрольованим коефіцієнтом, що дозволило збільшити їх присутність у навчальному наборі без викривлення загальної структури датасету. Проте повністю усунути дисбаланс не вдалося. Це пов'язано з тим, що кількість доступних реальних прикладів у деяких класах критично мала, тому навіть після дублювання їхній внесок залишається обмеженим порівняно з масивними класами. Крім того, oversampling не створює нових варіантів об'єктів, а лише повторює існуючі, що частково знижує різноманітність вибірки.

Незважаючи на ці обмеження, загальний рівень вирівнювання суттєво покращився, а збалансований розподіл став ближчим до бажаного. Остаточне вирівнювання класів буде досягнуто на наступному етапі — під час формування синтетичного набору з розподілом об'єктів по мірках. Вигляд розподілу до балансування та після нього наведено на рисунку 7.2.

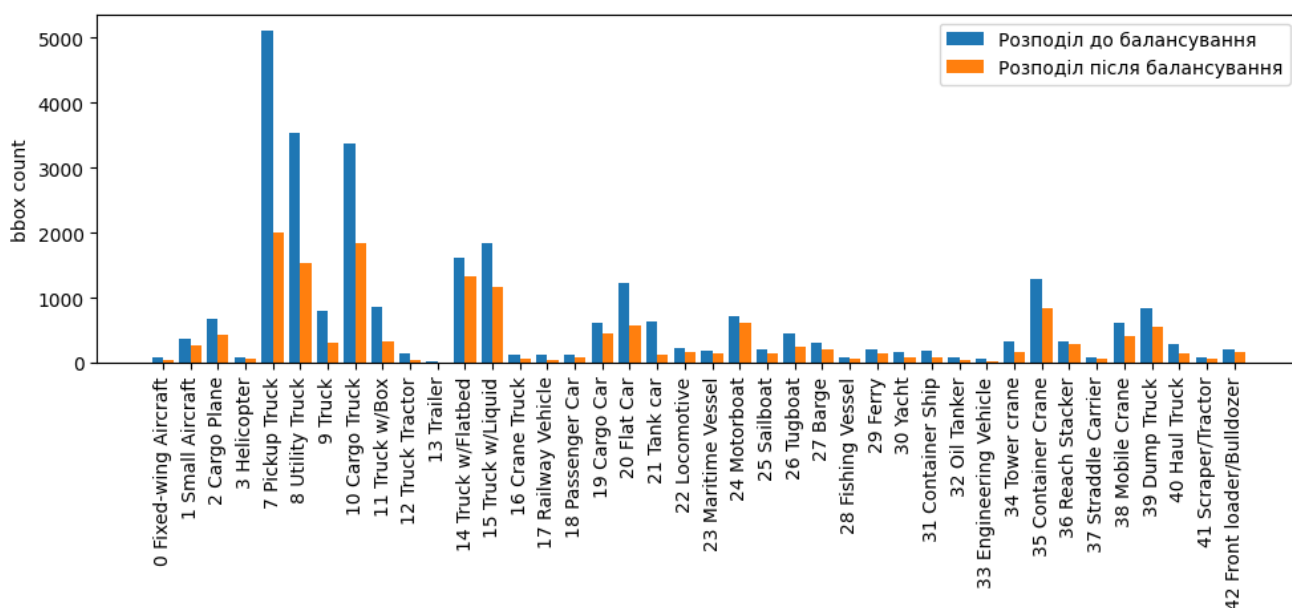


Рисунок 7.2 — Розподіл категорій до та після балансування

На відміну від xView, датасет SpaceNet7 містить високоточні геоприв'язані полігональні маски будівель, доступні у форматах GeoJSON та TIFF. Тому процес підготовки цього набору включав перетворення геометрій у формат піксельних координат, екстракцію центроїдів будівель, приведення CRS до єдиного стандарту EPSG:4326 та перевірку коректності накладання масок на супутникові знімки. Для цього було реалізовано функції трансформації координат із використанням бібліотек rasterio та рургої, що дозволило співставити геопросторові дані із растровими зображеннями (приклад накладання розмітки наведено на рисунку 7.3).

Важливою складовою підготовки даних стала генерація синтетичних зображень. Оскільки реальні супутникові знімки військової техніки з точними

координатами є обмежено доступними, було створено методику вставлення вирізаних із xView об'єктів на сцени SpaceNet 7.



Рисунок 7.3 — SpaceNet7: будівлі, накладені на супутниковий тайл

Після виділення кожної одиниці техніки з вихідних знімків виконувалась її адаптивна сегментація з формуванням маски, яка дозволяла видалити фон та коректно «вписати» об'єкт у нове оточення. Для зменшення візуальних артефактів здійснювалося згладжування контурів, корекція кольору та вирівнювання освітлення відповідно до умов конкретного фрагмента супутникового знімка. Отримані результати забезпечили високу природність вставлених об'єктів, що істотно підвищує придатність синтетичних даних для навчання моделей. Приклад синтетичної сцени на рисунку 7.4.

Для моделювання процесів переміщення техніки було створено синтетичні послідовності руху. На основі кожного комбінованого знімка генерувалося кілька послідовних кадрів, у яких об'єкт зміщувався на малу відстань у випадковому напрямку, іноді з незначною зміною масштабу та орієнтації. Це дозволило сформувати набори, придатні для тренування моделей прогнозування траєкторій.

При цьому анотації автоматично оновлювалися відповідно до нової позиції об'єкта. Приклад сформованої послідовності наведено на рисунку 7.5.



Рисунок 7.4 — Приклад синтетичної сцени



Рисунок 7.5 — Послідовність руху техніки (images_moving)

У результаті виконаних етапів було сформовано узгоджений та уніфікований набір даних, що поєднує реальні зображення з xView, геоприв'язані дані SpaceNet 7 та синтетичні сцени з моделюванням руху військової техніки. Усі дані приведені до єдиного формату YOLO та структуровано за піддиректоріями

для подальшого використання під час формування навчальних, валідаційних і тестових вибірок.

7.3 Формування навчальної та валідаційної вибірок

Після завершення етапів попередньої обробки, нормалізації та відбору релевантних класів було здійснено формування навчальної та валідаційної вибірок, що є обов'язковим кроком для коректного навчання моделей глибокого розпізнавання зображень. Поділ даних на окремі підмножини забезпечує можливість належного контролю процесу навчання, запобігає перенавчанню та дозволяє об'єктивно оцінювати узагальнюючу здатність моделі на прикладах, які не використовувалися під час тренування.

Навчальна вибірка сформована на основі очищених та відфільтрованих даних, що включали орієнтовані на цільові категорії зображення з наборів xView та SpaceNet7. До навчальної вибірки також включено синтетично створені зображення, згенеровані шляхом інтеграції вирізаних об'єктів техніки у нові сцени та моделювання траєкторій переміщення. Використання синтетичних даних було обмежено виключно тренувальною частиною, що дозволило збільшити різноманіття прикладів, проте не вплинуло на об'єктивність подальшої оцінки моделі.

Валідаційна вибірка сформована як незалежний піднабір оригінальних зображень без синтетичних модифікацій. На цьому етапі забезпечено відокремлення сцен таким чином, щоб зображення із суміжними координатними межами або однаковими об'єктами не потрапляли одночасно до різних вибірок. Такий підхід мінімізує кореляцію між підмножинами та виключає можливість витоку інформації, що є критично важливим при роботі із супутниковими тайлами та мультимедійними знімками. Валідаційні дані застосовуються для контролю процесу навчання, оцінювання збіжності моделі, а також для підбору оптимальних гіперпараметрів та визначення моменту завершення навчання.

Розподіл даних між підмножинами наведено у вигляді кругової діаграми на рисунку 7.6, що демонструє співвідношення обсягів даних у двох вибірках.

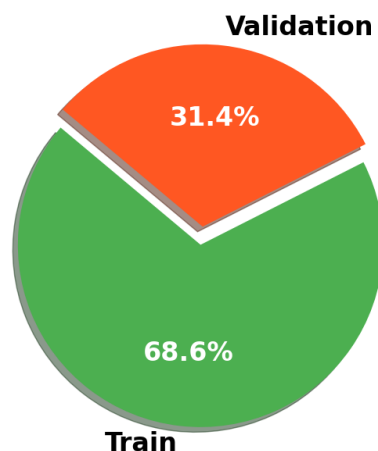


Рисунок 7.6 — Розподіл даних у тренувальній та валідаційній вибірках

Сформована структура каталогів забезпечує зручність інтеграції із середовищами навчання YOLO та PyTorch. Приклад організації цього набору подано на рисунку 7.7.

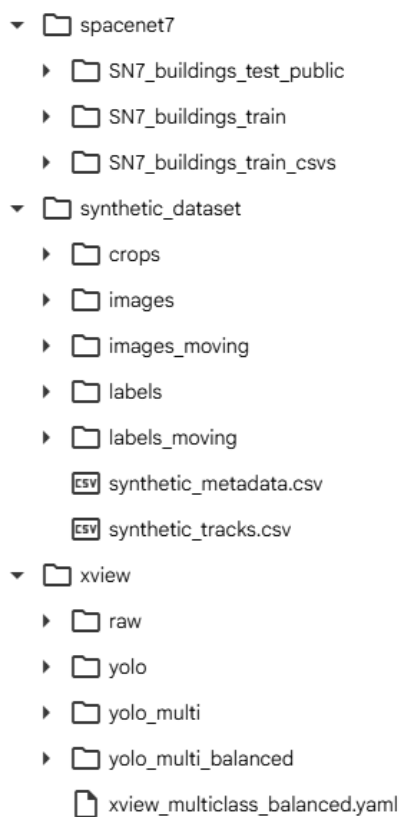


Рисунок 7.7 — Структура каталогів навчальної та валідаційної вибірок

Наведена структура директорій, що використовується для зберігання навчальних і валідаційних даних у рамках розробленої системи. Каталоги містять окремі піддиректорії для тренувальних та валідаційних зображень і відповідних до них анотацій. Завдяки цьому вся подальша робота з генераторами даних відбувається автоматично, без додаткової ручної адаптації структури файлів.

У результаті проведених процедур було сформовано узгоджену, структуровану та збалансовану вибірку, що забезпечує можливість ефективного навчання моделей глибокого розпізнавання військових об'єктів на супутникових зображеннях.

Висновки до розділу 7

У межах даного розділу було проведено комплексну підготовку даних, необхідних для розроблення системи. На основі аналізу існуючих відкритих джерел обґрунтовано обрати два ключові набори даних — xView та SpaceNet 7, які поєднують високу якість зображень, наявність анотацій та можливість використання мультимедійних сцен.

Подальша підготовка даних охоплювала очищення, фільтрацію релевантних класів, нормалізацію, перетворення форматів розмітки та створення синтетичних вибірок. Особливу увагу приділено усуненню дисбалансу класів, приведенню анотацій до єдиного формату YOLO та узгодженню геопросторових систем координат для даних SpaceNet 7. Окремим етапом стала генерація синтетичних зображень та послідовностей руху.

Формування навчальної та валідаційної вибірок відбувалося з дотриманням вимог щодо відсутності перетину сцен, структурної узгодженості та забезпечення репрезентативності для кожного класу.

Отже, результати підготовки даних забезпечили створення якісного, комплексного та узгодженого набору, який є достатнім для вирішення задач детекції та прогнозування руху військових об'єктів.

8 РОЗРОБЛЕННЯ МОДУЛІВ СИСТЕМИ

8.1 Реалізація модуля детекції об'єктів

Модуль детекції об'єктів у розроблюваній системі призначений для автоматизованого виявлення та локалізації військової техніки й інших цільових об'єктів на супутникових та аерофотознімках. З огляду на необхідність високої швидкодії та точності, для реалізації цього компонента було обрано архітектуру YOLOv8 (You Only Look Once), яка належить до одноетапних моделей глибокого навчання та зарекомендувала себе як одна з найефективніших для задач детекції у реальному часі. Її використання дозволяє виконувати аналіз великих обсягів геопросторових даних із мінімальною затримкою, що є важливим у контексті оперативного моніторингу.

Детектор було реалізовано у середовищі Google Colab з інтеграцією Kaggle, що надало доступ до обчислювальних потужностей GPU (Tesla T4) та забезпечило можливість роботи з масштабним навчальним набором. Для навчання використано бібліотеку Ultralytics, яка спрощує підготовку та тренування моделі, надає зручний API та дозволяє гнучко налаштовувати параметри навчання.

На етапі підготовки даних виконано очищення і фільтрацію вихідного супутникового датасету xView, що спочатку містив понад 1 млн анотованих об'єктів. Було видалено пошкоджені зображення, вирізано області інтересу, сформовано навчальний набір у форматі YOLO (зображення + текстові файли з координатами bounding box), а також розподілено дані на підмножини train, validation та test. Для оптимізації навчання сформовано конфігураційний файл xview_yolo_fixed.yaml, у якому вказано шляхи до вибірок та перелік 59 актуальних класів. У рамках підвищення якості виявлення було видалено малозначущі та надто дрібні класи, що зменшують точність моделі.

Навчання моделі проводилося у два етапи: спочатку на малу кількість епох для тестування коректності налаштувань, після чого виконано основне навчання протягом 20 епох, з використанням автоматичної оптимізації гіперпараметрів, масштабування зображень та параметрів аугментації. За результатами тренування

модель досягла значення $mAP@0.5 = 0.068$, що відповідає показникам, характерним для початкових етапів навчання моделей на супутникових зображеннях із високою щільністю об’єктів. Найкращі результати виявлено для об’єктів із чіткими контурами та великим представленням у датасеті (зокрема, Passenger/Cargo Plane, Bus, Cargo/Container Car, Aircraft Hangar), що свідчить про достатній потенціал моделі для подальшої оптимізації.

На рисунку 8.1 наведено приклад виявлення об’єктів на супутниковому зображенні із використанням натренованої моделі YOLOv8.

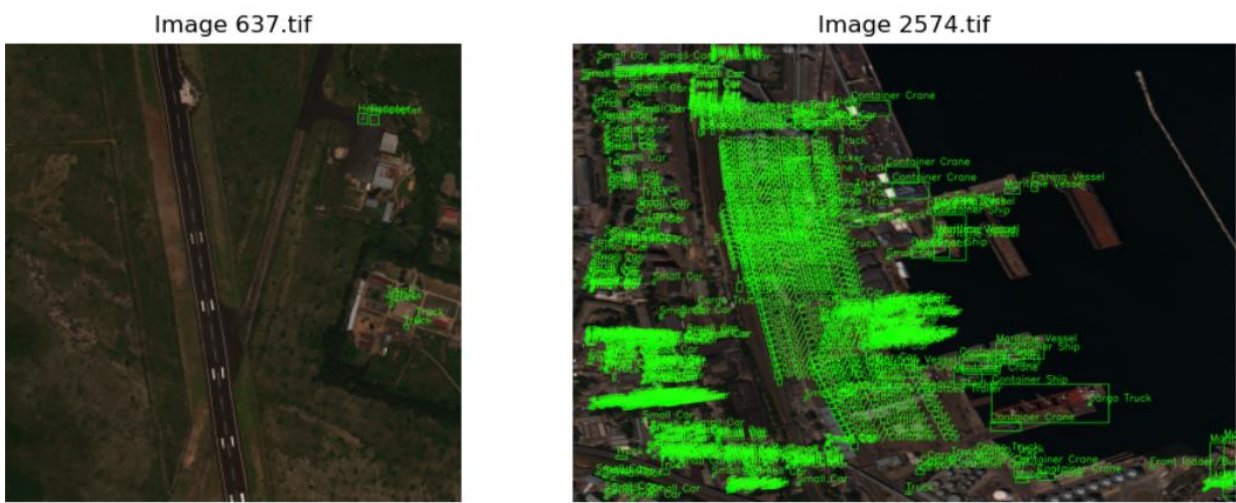


Рисунок 8.1 — Приклад виявлення об’єктів

На рисунку 8.2 демонструється процес тренування моделі (динаміка зміни loss-функцій та показників метрик).

Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
1/20	2.18G	2.402	3.602	1.476	0	512: 100% 4790/4790 14.7it/s 5:27<0.1s
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 299/299 18.7it/s 16.0s0.1s
	all	2385	62935	0.288	0.0134	0.012 0.00498
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
2/20	2.18G	2.261	2.648	1.413	5	512: 100% 4790/4790 16.0it/s 5:00<0.1s
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 299/299 19.1it/s 15.6s0.1s
	all	2385	62935	0.318	0.0279	0.0251 0.0123
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
3/20	2.18G	2.211	2.329	1.395	9	512: 100% 4790/4790 16.2it/s 4:56<0.1s
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 299/299 18.4it/s 16.2s0.1s
	all	2385	62935	0.324	0.0389	0.0308 0.0154
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
4/20	2.64G	2.169	2.173	1.379	0	512: 100% 4790/4790 16.0it/s 4:59<0.1s
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 299/299 18.2it/s 16.4s<0.0s
	all	2385	62935	0.427	0.0514	0.0355 0.0172

Рисунок 8.2 — Процес тренування моделі

Результати навчання підтверджують коректність побудованого пайплайну та можливість застосування моделі для автоматизованого аналізу зображень у рамках системи. На наступних етапах планується донавчання моделі на більший розмір зображень (1024×1024 пікселів), збільшення кількості епох до 100, а також впровадження спеціалізованих схем аугментації та балансування класів. Очікується, що це дозволить підвищити значення mAP до рівня 0.30–0.40, що відповідає статистично значущим результатам для задач військової аналітики з використанням супутникових даних.

Таким чином, модуль детекції об'єктів успішно реалізовано та інтегровано в систему. Він забезпечує автоматичний аналіз зображень, визначення координат виявлених об'єктів та формування результатів для подальшої інтеграції в GIS-системи та модуль прогнозування траєкторій руху техніки.

8.2 Реалізація алгоритмів кластеризації та аналізу концентрації

Модуль кластеризації та аналізу концентрації об'єктів призначений для виявлення зон скупчення військової техніки, визначення потенційних місць базування та виявлення нетипових патернів активності. Після роботи модуля детекції, який генерує координати виявлених об'єктів (у форматі гео-прив'язки або піксельних координат з подальшим трансформуванням у географічну систему CRS), дані передаються до модуля кластерного аналізу.

Оскільки супутникові знімки містять велику кількість дрібних об'єктів, а їхнє розташування нерівномірне, для просторової сегментації було застосовано алгоритм DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise).

Для попередньої нормалізації даних координати об'єктів було трансформовано у відповідну метрику, що забезпечило коректне використання радіусного параметра ϵ (epsilon). У процесі експериментів значення ϵ та мінімальна кількість точок minPts підбиралися емпірично, оскільки різні типи об'єктів мають різні характерні відстані між одиницями техніки.

Результатом роботи DBSCAN є групування техніки у кластери, кожен з яких може інтерпретуватися як: місце базування або стоянки техніки; колона чи логістичний маршрут; зона концентрації сил; промисловий або інфраструктурний об'єкт із підвищеною активністю.

Для подальшого аналізу щільності та ризиків поверхні концентрації було побудовано теплові карти (heatmaps) за допомогою Kernel Density Estimation, що дозволило оцінити інтенсивність руху чи накопичення техніки на масштабних територіях. Також було розраховано ключові геостатистичні показники: центр мас кластерів, радіус охоплення, щільність на квадратний кілометр та ступінь дисперсії.

На рисунку 8.3 представлено приклад кластеризації об'єктів за алгоритмом DBSCAN та формування теплової карти щільності.

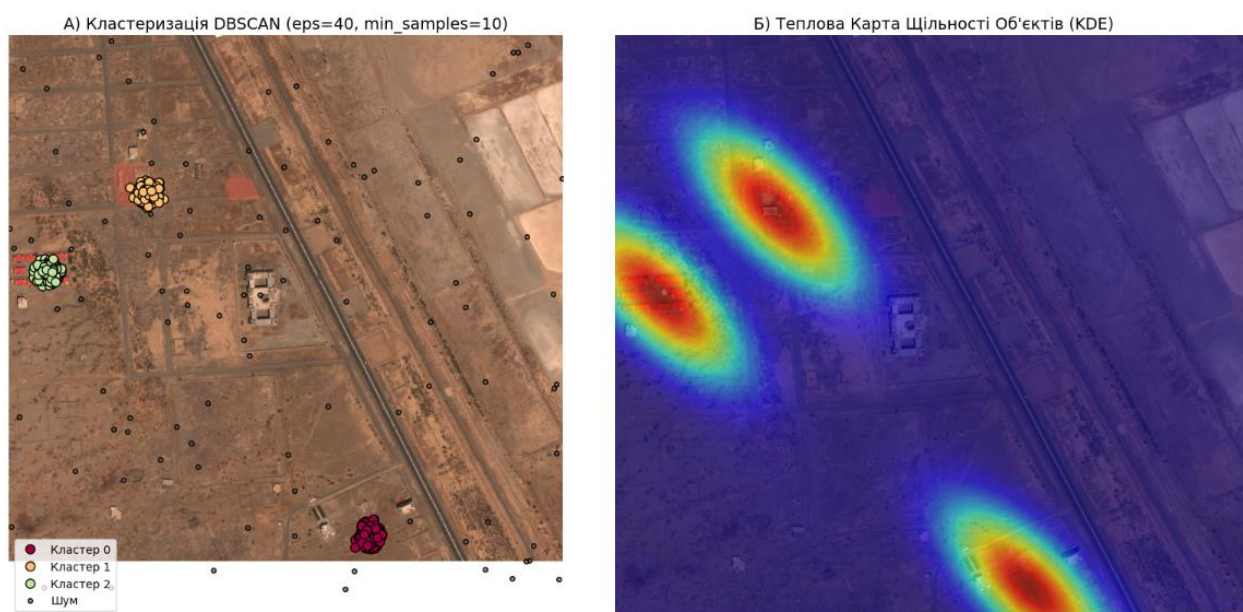


Рисунок 8.3 — Кластеризація виявлених об'єктів на супутниковому знімку.

Застосування кластерного аналізу дозволило значно розширити функціональність системи: від простого виявлення об'єктів до комплексного просторового розуміння військової обстановки. Сформовані кластери надалі використовуються модулем прогнозування траєкторій, аналітичними блоками та GIS-компонентами системи.

8.3 Реалізація модуля відстеження руху об'єктів

Модуль відстеження руху об'єктів відповідає за аналіз часових супутникових або аерофотознімків з метою визначення траєкторій пересування військової техніки чи інших цільових об'єктів. Його робота базується на поєднанні алгоритмів комп'ютерного зору, геоінформаційних перетворень та методів глибинного навчання. Основою для роботи модуля є результати детекції, отримані на попередньому етапі за допомогою моделі YOLO, яка генерує координати об'єктів та їхні класові належності для кожного окремого знімка.

Першим етапом реалізації модуля є попередня обробка вхідних даних. Детекції, отримані з моделі, проходять фільтрацію за порогом достовірності та очищення від дубльованих об'єктів. Координати виявлених bounding boxes приводяться до єдиного масштабу та узгоджуються з геометричними параметрами знімка. За наявності геопросторових метаданих виконується прив'язка об'єктів до координатної системи PostGIS, що дозволяє зберігати подальші траєкторії у вигляді просторових об'єктів у базі даних.

Основу модуля становить алгоритм послідовного відстеження об'єктів між кадрами. Для порівняння об'єктів на сусідніх зображеннях використовується метрика Intersection over Union, яка дозволяє визначити найімовірнішу відповідність між детекціями. У випадках складніших сценаріїв, наприклад при перетинах об'єктів чи їхньому частковому зникненні з кадру, модуль може бути доповнений алгоритмами DeepSORT або ByteTrack, які використовують векторні ознаки для повторної ідентифікації техніки. Кожен об'єкт отримує унікальний ідентифікатор, а його положення послідовно оновлюється до завершення треку.

На основі сформованих треків будуються реальні траєкторії руху. Координати об'єктів аналізуються для обчислення напрямку руху, пройденої дистанції та швидкісних характеристик. Модуль також виконує інтерполяцію траєкторій у випадках, коли об'єкт тимчасово зникає зі сцени через хмарність, артефакти знімка чи інші фактори. Отримані траєкторії можуть бути перетворені

у геопросторовий формат GeoJSON або збережені у таблиці PostgreSQL/PostGIS для подальшої аналітики та візуалізації.

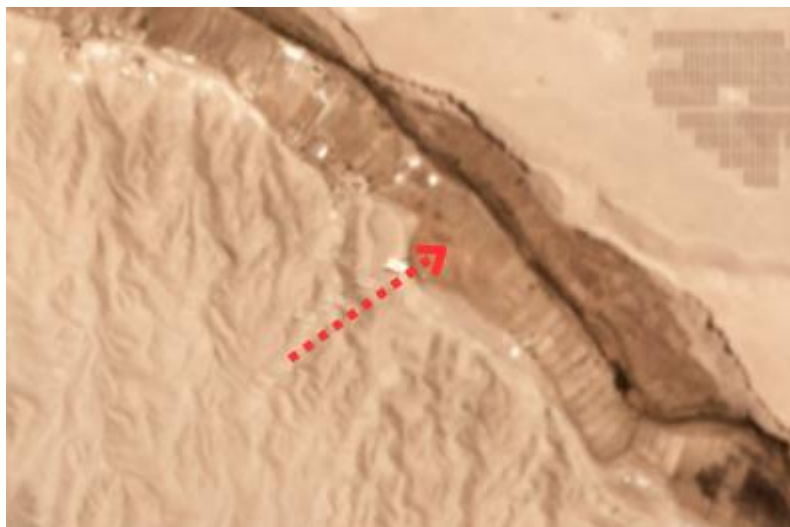


Рисунок 8.4 — Визначення траєкторії руху об'єкта

Результати роботи модуля інтегруються з іншими компонентами системи. Траєкторії передаються в аналітичний модуль для побудови карти активності, визначення зон скупчення техніки та аналізу поведінкових патернів. Крім того, модуль візуалізації відображає маршрути руху на картографічній основі, що дозволяє оператору оперативно оцінювати ситуацію. Таким чином, модуль відстеження руху не лише забезпечує відтворення динаміки об'єктів, але й формує цінний набір даних для подальшого стратегічного аналізу.

8.4 Інтеграція компонентів у єдину систему

Усі реалізовані модулі — детекції, кластеризації та відстеження руху — було інтегровано в єдиний конвеєр обробки зображень, що забезпечує безперервний і логічно узгоджений процес аналізу. Обробка починається з імпорту та підготовки супутникового знімка, після чого модуль YOLOv8 виконує виявлення об'єктів та формує структурований набір даних із координатами, класами та рівнями впевненості детекцій.

Отримані результати передаються в модуль кластеризації, де за допомогою DBSCAN здійснюється групування об'єктів за просторовою близькістю. Це дозволяє визначати скупчення техніки, логістичні точки чи зони підвищеної активності. Якщо доступна серія знімків, модуль відстеження руху будує траєкторії переміщення, визначаючи напрямок руху та зміни положення об'єктів у часі.

Фінальний етап полягає у формуванні результатів для користувача. Система генерує анотовані зображення з нанесеними bounding-box, траєкторіями та кластерами, а також створює структурований звіт у вигляді графічних та табличних даних. Паралельно формується журнал результатів (CSV або JSON), який може використовуватися для подальшої аналітики або інтеграції в GIS-системи.

Висновки до розділу 8

У даному розділі було реалізовано й інтегровано ключові програмні компоненти системи аналізу супутникових зображень. Розроблений модуль детекції на основі моделі YOLOv8 продемонстрував працездатність та здатність виявляти об'єкти на складних супутникових сценах. Алгоритм кластеризації DBSCAN дозволив визначати просторові скупчення техніки та виділяти зони підвищеної активності. Модуль відстеження руху забезпечив можливість аналізу динаміки об'єктів у часових серіях, формуючи траєкторії переміщення та оцінюючи їх напрямок.

Інтеграція цих компонентів у єдиний програмний процес забезпечила повний цикл аналізу. Реалізований конвеєр підтвердив ефективність обраних технологій та показав потенціал до подальшого масштабування, донавчання моделей та впровадження додаткових інструментів аналітики у рамках системи моніторингу.

9 ІНТЕРФЕЙС КОРИСТУВАЧА

На початковому етапі роботи користувач потрапляє на сторінку авторизації, зображену на рисунку 9.1 доступ до якої мають лише зареєстровані користувачі. Самостійна реєстрація неможлива, тому для отримання облікового запису необхідно звернутися до адміністратора системи. Цей підхід забезпечує контрольований доступ до функціоналу платформи та гарантує безпеку даних.

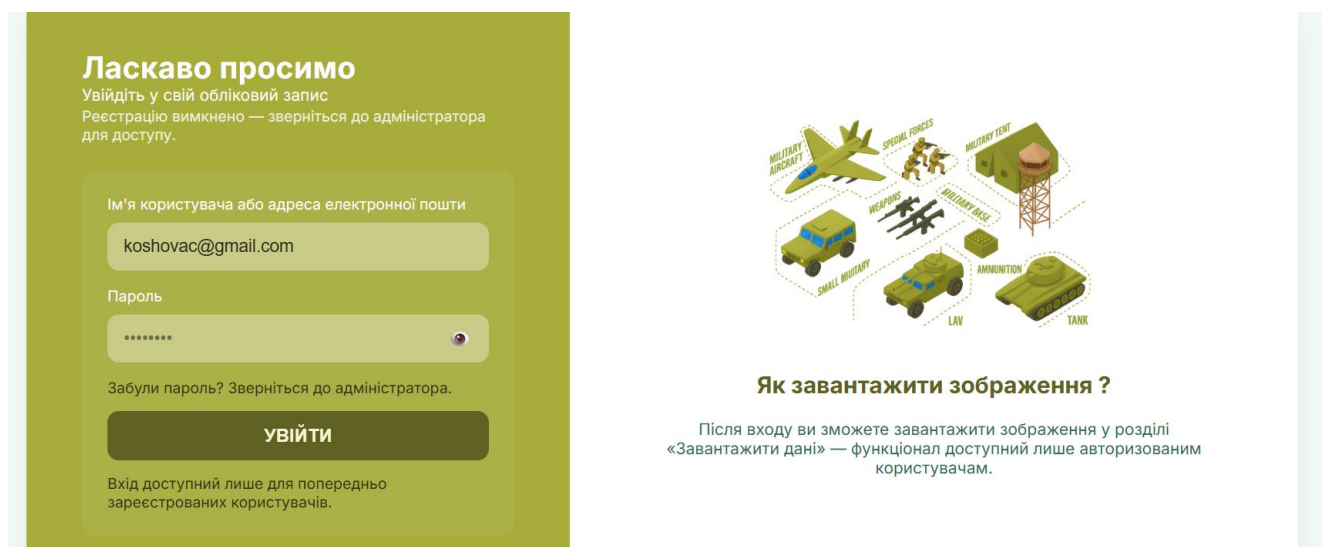


Рисунок 9.1 — Сторінка авторизації

Після успішної авторизації користувач переходить на початкову сторінку системи, вигляд якої представлено на рисунку 9.2.

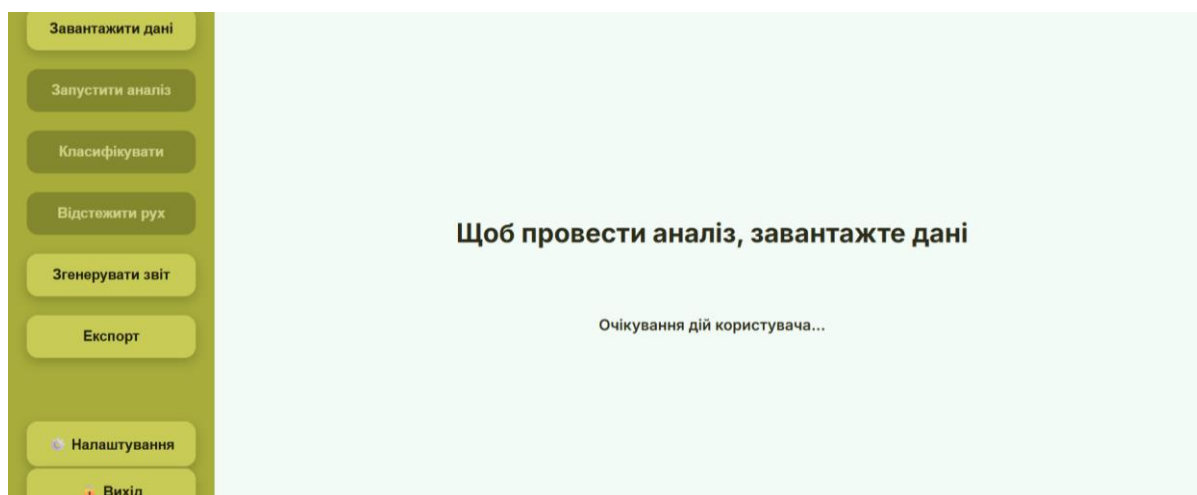


Рисунок 9.2 — Початкова сторінка системи

Основним завданням на цьому етапі є завантаження даних для подальшого аналізу. Користувач може обрати один із двох варіантів: завантажити наявні у нього супутникові знімки та відзначити ті, які необхідно опрацювати, або отримати дані безпосередньо з API відповідно до заданих параметрів, що враховують власну локацію або іншу обрану територію. Вигляд цього екрану зображено на рисунку 9.3.

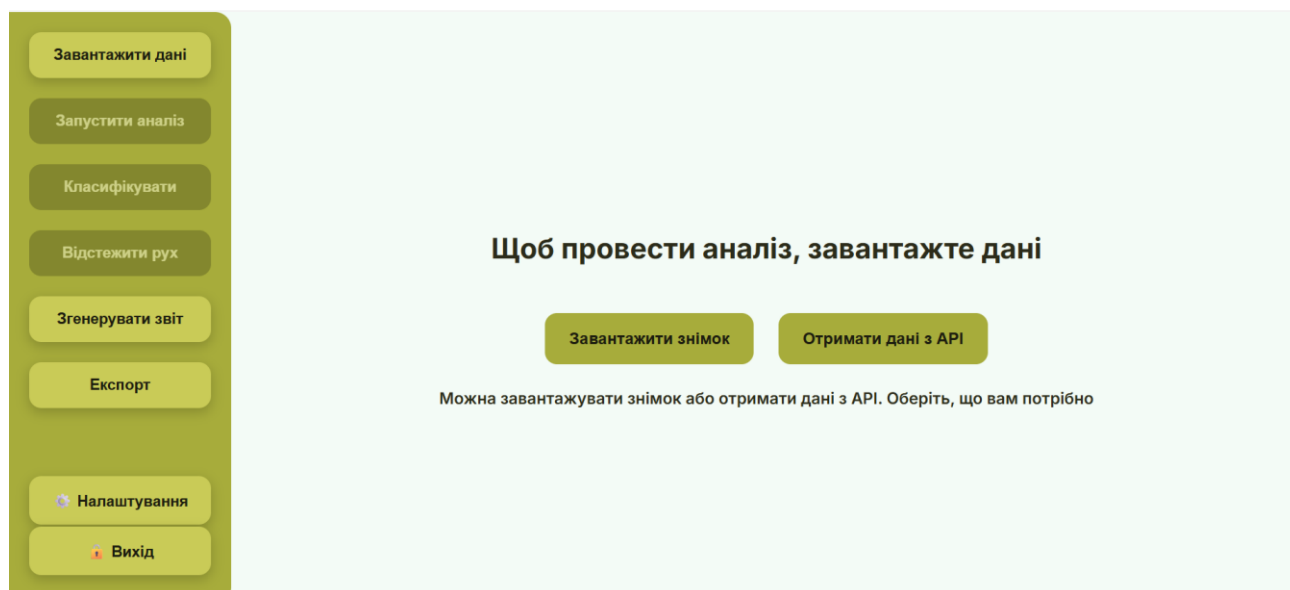


Рисунок 9.3 — Екран «Завантажити дані»

У разі завантаження некоректного знімка — наприклад, не супутникового, пошкодженого файлу або файлу невідповідного формату — система повідомляє користувача про помилку, і перехід до наступного етапу стає неможливим. Приклад такого сценарію на рисунку 9.4. Такий контроль забезпечує коректність вхідних даних та підвищує якість подальшого аналізу.

При завантаженні коректних знімків, включно з можливістю обробки декількох файлів одночасно, користувачу відображається підказка «Перейдіть до кроку запуску аналізу», а відповідна кнопка стає активною, що показано на рисунку 9.5. Параметри аналізу можуть бути налаштовані у відповідному розділі системи (рисунок 9.6), що дозволяє гнучко визначати умови обробки даних.

Після завершення аналізу стають доступними функції класифікації та відстеження руху об'єктів, за умови наявності серії знімків. Наприкінці

користувач може сформувати звіт та, за потреби, експортувати його для подальшого використання у дослідженнях або аналітичних звітах.

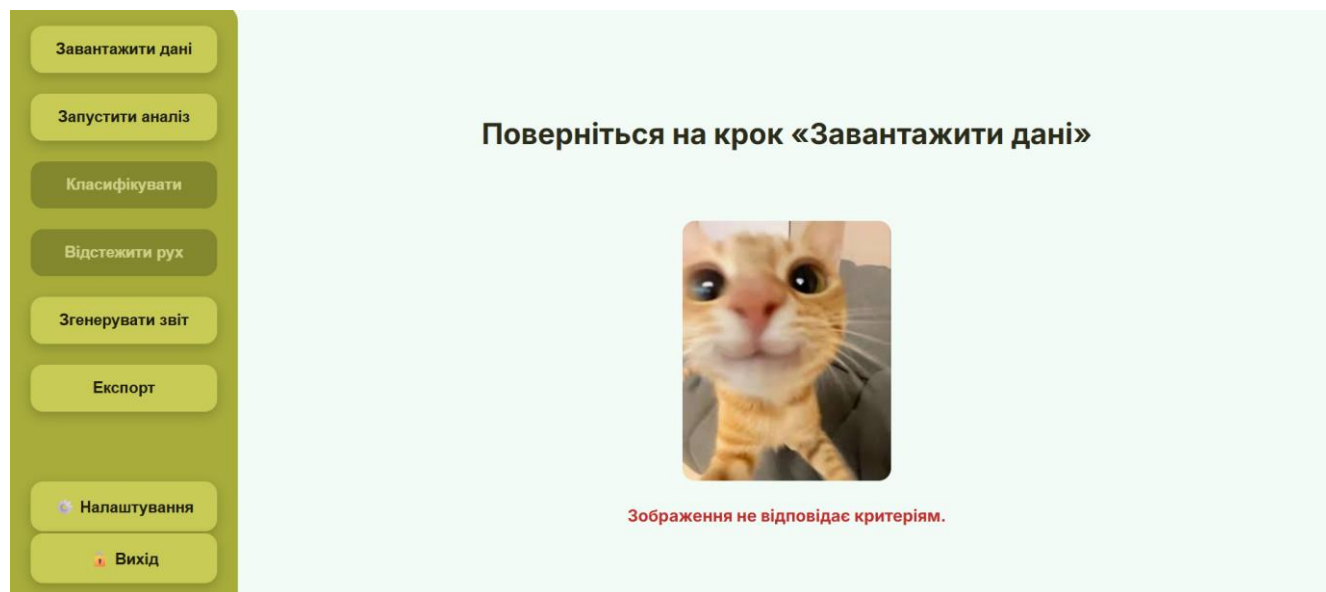


Рисунок 9.4 — Сценарій завантаження не коректних зображень



Рисунок 9.5 — Сценарій завантаження коректних зображень

Вікно налаштувань системи (рисунок 9.6) дозволяє конфігурувати параметри аналізу відповідно до ролі користувача. Оператор має доступ до базових налаштувань, необхідних для виконання стандартних аналітичних задач: визначення координат та області інтересу, вибору масштабу території, типу місцевості, джерела вхідних даних, формату знімків, параметрів мультичасового

аналізу та варіантів візуалізації результатів. Натомість розширені налаштування, які можуть впливати на стабільність роботи системи та якість моделювання, доступні виключно — технічному фахівцю.

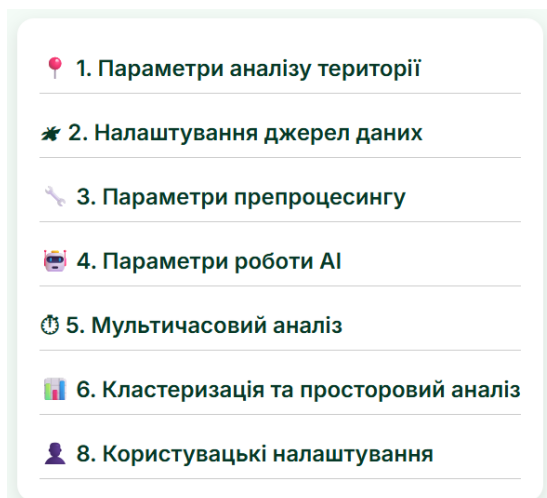


Рисунок 9.6 — Вікно налаштувань

Приклад доступного користувачеві звіту про рух об'єкта, який містить послідовність координат, часові мітки та представлення траєкторії переміщення зображено на рисунку 9.7. Такий звіт дозволяє швидко оцінити характер руху об'єкта, виявити закономірності або аномалії у його пересуванні, а також використовувати ці дані для подальшого моделювання чи планування.

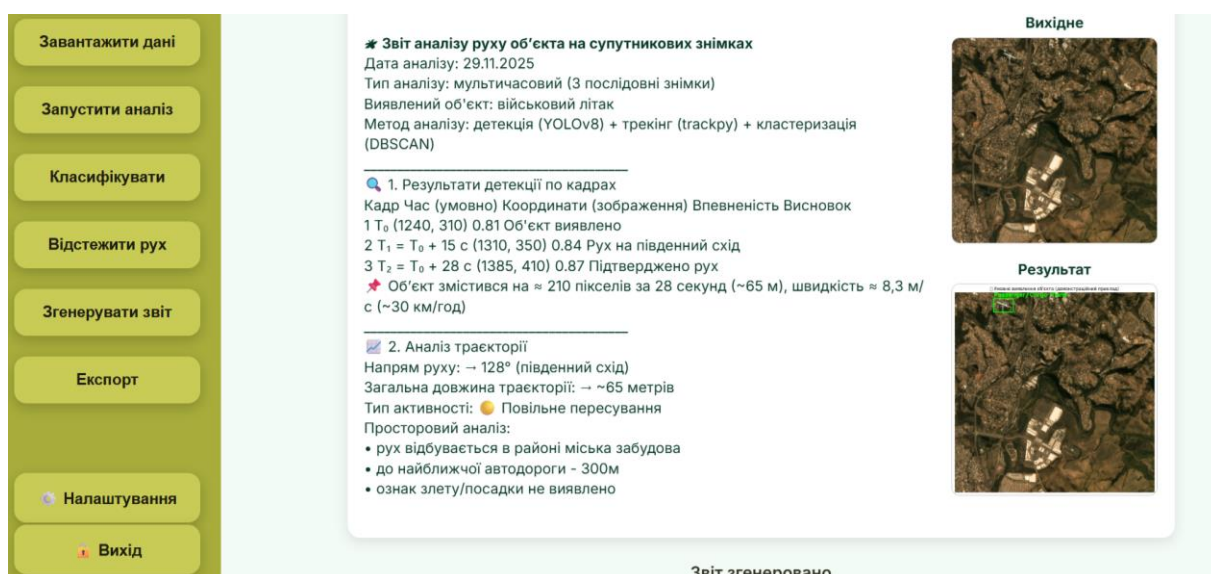


Рисунок 9.7 — Приклад звіту аналізу руху об'єкта

Висновки до розділу 9

У даному розділі було описано послідовність дій користувача при роботі з системою аналізу супутникових знімків та відстеження руху об'єктів. Основними етапами є авторизація, завантаження даних, налаштування параметрів аналізу, проведення аналізу, класифікація та відстеження руху, а також формування та експорт звітів. Така структура забезпечує логічну та контрольовану обробку даних, що підвищує точність результатів і зменшує ймовірність помилок.

Контроль за коректністю завантажених знімків дозволяє гарантувати, що подальший аналіз базується на якісних даних. Це особливо важливо при обробці супутникових знімків, де наявність пошкоджених або некоректних файлів може значно вплинути на результати класифікації та просторового аналізу.

Наявність прикладів звітів — як для аналізу одиночного знімка, так і для відстеження руху об'єктів — забезпечує наочність результатів та дозволяє користувачу швидко оцінити стан об'єктів на території. Це також сприяє ефективному прийняттю рішень на основі отриманих даних і може бути використано як для дослідницьких, так і для практичних цілей.

10 ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ

Після завершення навчання було проведено тестування модуля детекції об'єктів з метою оцінки точності роботи алгоритму та визначення здатності моделі виділяти цільові об'єкти на супутникових знімках. На рисунку 10.1 видно, що протягом перших епох спостерігається стрімке зменшення втрат, після чого криві стабілізуються, що підтверджує правильний перебіг навчання та відсутність дивергенції. Паралельно на рисунку 10.2 простежується поступове зростання значень mAP, що вказує на вдосконалення якості розпізнавання.

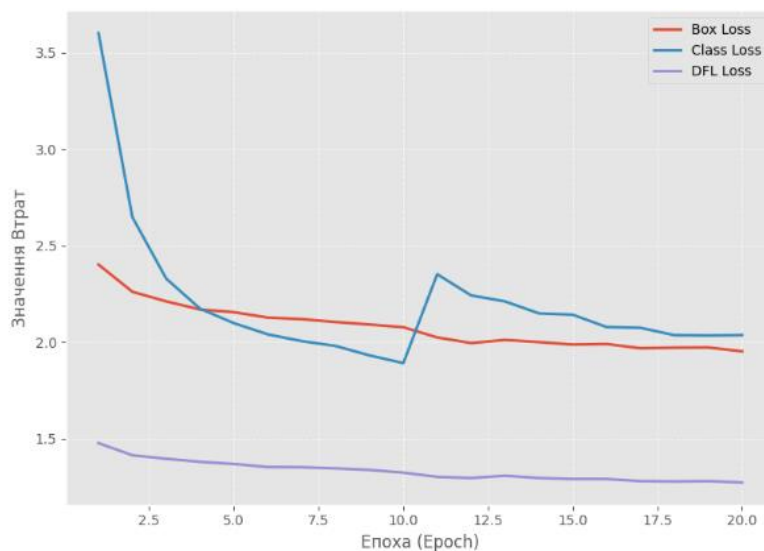


Рисунок 10.1 — Графік зменшення втрат

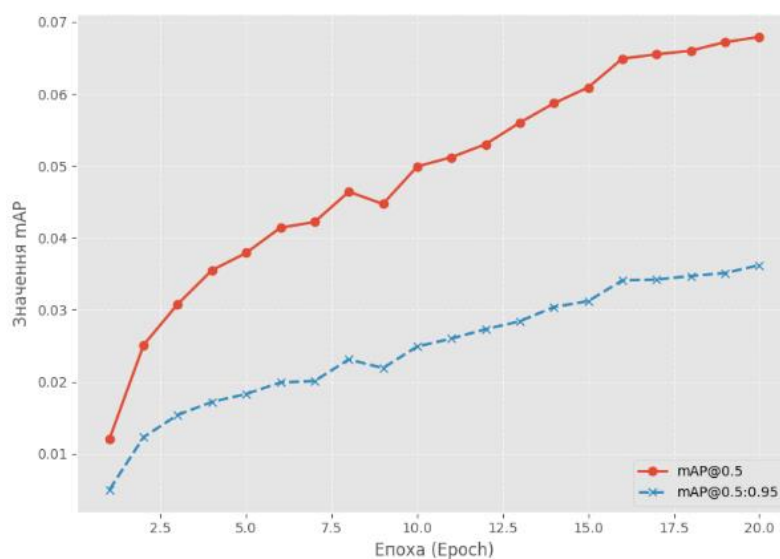


Рисунок 10.2 — Графік зростання метрик ефективності

Результати оцінювання на валідаційному наборі (~2390 зображень, понад 63 тис. об'єктів) продемонстрували працездатність моделі щодо виявлення основних категорій. На рисунку 10.3 представлено, що найкращі результати досягнуто для класів Passenger/Cargo Plane ($mAP@0.5 \approx 0.642$), Aircraft Hangar (≈ 0.506), Bus (≈ 0.320), Cargo/Container Car (≈ 0.294) та Oil Tanker (≈ 0.234).

Ефективність моделі на валідаційному наборі за класами

	Class	Box_P	R	mAP50	mAP50_95
3	Passenger/Cargo Plane	0.313	0.738	0.642	0.364
45	Aircraft Hangar	0.348	0.648	0.506	0.250
5	Bus	0.340	0.456	0.320	0.101
18	Cargo/Container Car	0.676	0.209	0.294	0.150
31	Oil Tanker	0.038	0.769	0.234	0.135
2	Small Aircraft	1.000	—	0.172	0.107
40	Scraper/Tractor	0.591	0.062	0.162	0.099
1	Fixed-wing Aircraft	1.000	—	0.150	0.105

Рисунок 10.3 — Ефективність моделі на валідаційному наборі за класами

Це пояснюється чітко вираженою формою цих об'єктів та значною кількістю прикладів у тренувальних вибірках. У свою чергу, дрібні або малопредставлені об'єкти виявляються менш точно, що зокрема видно з рисунку 10.4.

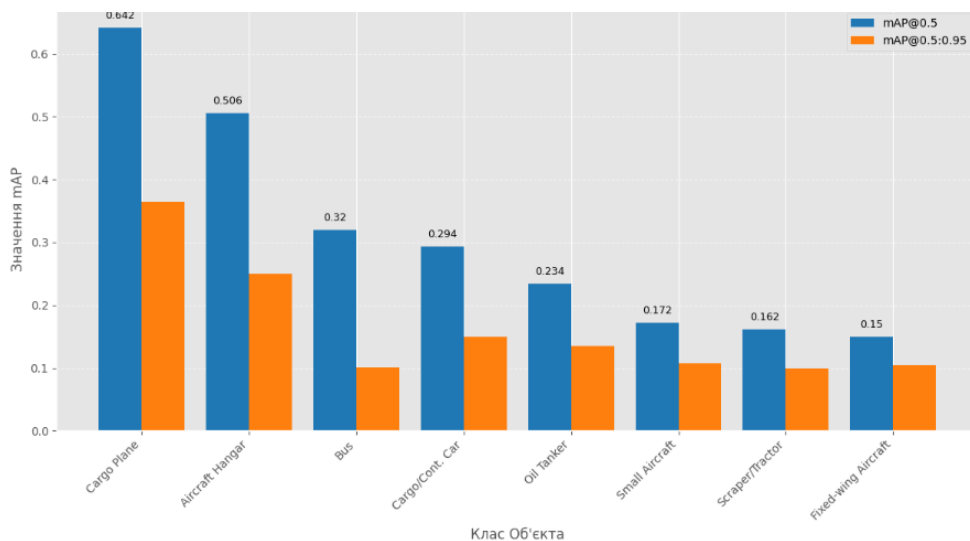


Рисунок 10.4 — Порівняння ефективності (mAP) ключових класів

Загалом, модель демонструє стабільну динаміку навчання та потенціал для подальшого вдосконалення. Незважаючи на невисокі загальні показники $mAP@0.5:0.95$ (≈ 0.036 на останній епосі), тренд їх зростання свідчить про перспективність подальшого донавчання. Візуальна перевірка на тестових зображеннях із нанесеними рамками підтвердила здатність моделі точно виділяти великі об'єкти інфраструктури, такі як літаки, ангари, портові споруди та нафтотанкери.

Висновки до розділу 10

У результаті проведення тестування розроблених модулів системи геопросторового аналізу супутникових зображень було підтверджено їх працездатність, коректність функціонування та відповідність поставленим вимогам.

Під час тестування було перевірено правильність структури датасета, відповідність форматів зображень та анотацій вимогам моделей, а також цілісність навчальної та валідаційної вибірок. Виявлені були усунені шляхом перебудови структури набору даних та уточнення параметрів тренування. Тестування процесу навчання продемонструвало поступове зменшення функції втрат та покращення показників, що підтверджує стабільність навчання.

Окрему увагу приділено аналізу ефективності роботи моделі за окремими класами, що дозволило визначити категорії, для яких доцільно виконати подальше донавчання.

Таким чином, результати тестування демонструють, що реалізовані модулі функціонують стабільно, забезпечують коректне опрацювання супутникових даних та можуть бути використані як базова складова подальших аналітичних процесів у системі. Виявлені недоліки не є критичними та можуть бути усунені шляхом оптимізації параметрів навчання, розширення датасета та впровадження додаткових механізмів постобробки результатів.

11 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЄКТУ

11.1 Опис ідеї проєкту

Ідея стартап-проєкту полягає у створенні програмної системи для автоматизованого геопросторового аналізу супутникових знімків із використанням технологій штучного інтелекту. Розроблення передбачає застосування методів комп'ютерного зору (Computer Vision), алгоритмів глибокого навчання (Deep Learning) та просторового аналізу (Geospatial Intelligence, GEOINT) для виявлення, класифікації та відстеження об'єктів військового призначення на великих масивах супутникових даних. Система здатна в автоматичному режимі ідентифікувати техніку різних типів (танки, артилерійські системи, авіація, морські судна), визначати їх координати на карті, оцінювати щільність розміщення та виявляти зміни в динаміці шляхом аналізу часових рядів знімків.

Актуальність проєкту зумовлена стрімким зростанням обсягів супутникових даних та необхідністю їх оперативної обробки на фоні військових загроз, геополітичної нестабільності та збільшення потреби в точній розвідувальній інформації. Нині аналіз супутникових зображень здебільшого здійснюється вручну, що потребує високої кваліфікації персоналу, значного часу та не виключає людських помилок. Запропонована система дозволяє повністю або частково автоматизувати процес аналітики, суттєво скорочуючи час прийняття рішень та підвищуючи рівень ситуаційної обізнаності.

Продукт може використовуватися у військовому та цивільному секторі — від планування оборонних операцій і моніторингу критичної інфраструктури до гуманітарних місій, державного управління та наукових досліджень у сфері геоінформаційних систем. Детальніше напрямки застосування та вигоди для користувача описані в таблиці 11.1.

Запропонована ідея є конкурентною, оскільки поєднує автоматизацію аналізу з високою точністю розпізнавання, модульністю архітектури та

можливістю масштабування під різні типи знімків і сенсорів, що дозволяє сформуванню продукт з широкими перспективами комерціалізації.

Таблиця 11.1 — Опис ідеї стартап-проєкту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розроблення системи автоматизованої обробки супутникових знімків для виявлення військових об'єктів, кластеризації техніки, визначення координат та відстеження руху за допомогою технологій штучного інтелекту.	1. Оборонний сектор та військова розвідка	Швидке отримання аналітичної інформації без необхідності вручну аналізувати тисячі знімків; оперативне виявлення загроз; підвищення ефективності планування операцій; раннє виявлення небезпечних об'єктів, запобігання диверсіям і атакам.
	2. Моніторинг гуманітарних та евакуаційних зон (ООН, Червоний Хрест, волонтерські організації)	Безпечне планування гуманітарних місій з уникненням зон концентрації техніки.
	3. Аналітика для державних установ та органів цивільної безпеки	Дані для прийняття управлінських рішень щодо оборони та безпеки.
	4. Комерційні аналітичні компанії та медіа-розслідувачі (OSINT)	Автоматизація аналізу супутникових знімків, зменшення людського фактора, економія часу та ресурсів.
	5. Академічні дослідження та розробки у сфері геоінформаційних технологій	Доступ до готового програмного рішення для експериментів та навчання.

Для проведення аналізу потенційних техніко-економічних переваг ідеї було визначено перелік ключових характеристик, що мають істотне значення для порівняння запропонованої системи з існуючими продуктами на ринку.

Для оцінювання конкурентоспроможності було обрано коло найбільш релевантних конкурентів, що вже працюють у сфері автоматизованої супутникової аналітики: Maxar Technologies, Planet Labs, а також український спеціалізований проєкт Farsight Vision.

Порівняння проводилося за визначеним переліком характеристик із визначенням сильних (S), слабких (W) та нейтральних (N) позицій [56].

На основі отриманих даних було зроблено висновки щодо конкурентних переваг та потенційних областей удосконалення запропонованої системи. Результат представлено у таблиці 11.2.

Таблиця 11.2 — Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проєкту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W/ S/N
		Розроблюваний проєкт	Maxar	Planet Labs	Farsight Vision	
1	Автоматизація аналізу	Повна	Часткова	Часткова	Часткова	S
2	Військова аналітика	Так (спеціалізо- вана)	Так	Обмежено	Частково	S
3	Кастомізація моделей	Висока	Низька	Низька	Середня	S
4	Доступність для науковців	Висока (можлива адаптація)	Низька	Середня	Середня	S
5	Вартість використання	Низька/ середня	Дуже висока	Висока	Середня	S
6	Наявність реальних VHR даних	Використовує відкриті або контрактні джерела	Так (від 30 см)	Так	Обмежено (дрони)	W
7	Швидкість опрацювання	Автоматизована, швидка	Висока	Висока	Середня	N
8	Change detection	Вбудовано	Обмежено	Обмежено	Немає	S
9	Відстеження руху	Так	Частково	Немає	Немає	S
10	Автономність / безпека	Може бути локально	Хмарно	Хмарно	Хмарно	N

На основі проведеного порівняльного аналізу встановлено, що розроблювана система має значний потенціал конкурентоспроможності на ринку геопросторової аналітики.

До ключових сильних сторін відносяться високий рівень автоматизації аналізу супутникових знімків на основі технологій штучного інтелекту, адаптованість до військових задач, можливість кастомізації моделей під конкретні умови застосування, а також відносна економічна доступність та перспективи використання в науково-дослідницькій та експериментальній діяльності.

Нейтральними характеристиками є швидкість формування аналітичних результатів та автономність системи, які залежать від конфігурації обладнання та обраної архітектури розгортання.

Основною слабкою стороною є відсутність власної супутникової інфраструктури та залежність від зовнішніх джерел даних, що може впливати на якість аналізу при роботі з надвисокою просторовою роздільністю.

11.2 Технологічний аудит ідеї проєкту

Технологічний аудит передбачає оцінку доступності та можливості застосування технологій, необхідних для створення системи геопросторового аналізу супутникових знімків з використанням алгоритмів штучного інтелекту.

Оскільки проєкт пов'язаний з розпізнаванням військової техніки та аналізом її переміщень у просторі та часі, ключовим обмеженням є доступ до повноцінних військових супутникових знімків та анотованих наборів даних, які зазвичай класифіковані або доступні лише урядовим структурам.

Водночас існують відкриті та частково релевантні датасети (наприклад, xView, SpaceNet), які можуть бути використані для попереднього навчання моделей та розробки демонстраційного прототипу.

Додатково можливе створення синтетичних наборів даних, що дозволяє вирішити проблему браку реальних даних. Технологічна здійсненність проаналізована в таблиці 11.3.

Таблиця 11.3 — Технологічна здійсненність ідеї проєкту

№ п/п	Ідея проєкту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Розпізнавання військової техніки на супутникових знімках	YOLOv8, Faster R-CNN	Технології існують	Навчальні дані частково доступні, військові — обмежені
2	Навчання моделі на супутникових знімках	xView, SpaceNet (як навчальні аналоги)	Існують, але більшість військових датасетів закриті	Частково доступні, потребують адаптації
3	Визначення координат та прив'язка об'єктів	GIS: GeoPandas, QGIS, Rasterio, SpaceNet-7	Технології доступні	Повністю доступні
4	Відстеження руху техніки у часі	DeepSORT, ByteTrack, алгоритми MOT	Існують	Доступні
5	Кластеризація та виявлення скупчень	DBSCAN, HDBSCAN, K-means	Існують	Доступні
6	Хмарне навчання моделей	Google Colab, Kaggle GPU, PyTorch	Існують	Доступні
Обрана технологія реалізації ідеї проєкту: для реалізації проєкту обрано комбінований підхід, що включає використання відкритих датасетів xView та SpaceNet-7 як базових наборів зображень і координат; застосування моделей глибокого навчання YOLOv8 + DeepSORT для детекції та відстеження; генерацію синтетичного датасету для відтворення сценаріїв руху військової техніки та для вирішення проблеми нестачі реальних даних; використання Google Colab з GPU для обробки великих масивів даних; застосування GIS-бібліотек та картографічних платформ для візуалізації результатів.				

Проведений аналіз підтверджує, що технологічна реалізація проєкту є можливою, оскільки існують усі ключові технології для створення системи (AI,

GIS, хмарні обчислення); наявні відкриті аналоги датасетів дозволяють навчити базові моделі; створення синтетичних даних може компенсувати нестачу військових супутникових зображень; більшість обраних технологій є доступними авторам проєкту й не потребують ліцензійних витрат.

Таким чином, реалізація ідеї можлива на доступних інструментах із подальшим масштабуванням при появі розширених наборів даних.

11.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту

Ринок супутникових знімків та технологій геопросторової аналітики в Україні активно розвивається, особливо у контексті воєнних подій. Зростає потреба у високоточній інформації для моніторингу бойових дій, відстеження переміщення військової техніки, оцінки руйнувань інфраструктури та планування заходів відновлення. Додатково, попит формується серед державних структур, аналітичних центрів та міжнародних організацій, які працюють над безпекою і відновленням територій.

Незважаючи на стратегічну важливість, ринок обмежений через закритий характер військових даних, необхідність ліцензування супутникових знімків високої роздільної здатності та специфічні вимоги до захисту інформації. Попередня характеристика потенційного ринку представлена в таблиці 11.4.

Таблиця 11.4 — Попередня характеристика потенційного ринку

№п/п	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	В Україні працює близько 10 ключових компаній, що займаються супутниковим моніторингом та геоаналітикою (EOS Data Analytics, EarthObserving, закриті військові проєкти).
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	Ринок формується і демонструє активне зростання, основне фінансування надходить від державних структур, оборонних замовлень та міжнародних грантів. Орієнтовний обсяг ринку — сотні мільйонів гривень із потенціалом зростання.

№п/п	Показники стану ринку	Характеристика
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Стабільно зростає. Попит різко зріс після 2022 року у зв'язку з потребою у швидкому моніторингу бойових дій та оцінці руйнувань.
4	Наявність обмежень для входу	Обмежений доступ до військових супутникових даних; необхідність ліцензій та дозволів.
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Стандарти OGC/ISO для геопросторових даних, вимоги до кібербезпеки, державні норми для роботи з військовою інформацією.
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	20–40%, що перевищує банківські ставки (~12–16%), роблячи інвестиції у стартап фінансово привабливими

Ринок України є стратегічно важливим і перспективним для впровадження стартапу, оскільки попит на технології аналізу супутникових знімків та розпізнавання військових об'єктів зростає. Основні драйвери ринку:

- потреба державних структур у військовій та аналітичній інформації;
- відстеження переміщень техніки та зон концентрації об'єктів;
- потреба у безпеці та стратегічному моніторингу територій.

Хоча є обмеження, пов'язані з доступом до секретних даних та стартовими витратами, наявність відкритих і доступних супутникових наборів даних дозволяє запуснути MVP та поступово масштабувати рішення. Таким чином, український ринок є привабливим для входження, із високим потенціалом комерціалізації за умови роботи з державними та міжнародними партнерами.

Для ефективного впровадження стартап-проєкту необхідно визначити потенційні групи клієнтів, що можуть зацікавитися системою геопросторового аналізу супутникових знімків. Характеристики потенційних клієнтів стартап-проєкту описано в таблиці 11.5. Основними сегментами ринку в Україні є державні та оборонні структури, аналітичні центри, міжнародні організації та відомства, що займаються стратегічним плануванням та безпекою. Аналіз потреб і особливостей поведінки цих груп дозволяє сформувати орієнтовний перелік

вимог до системи, що забезпечить її практичну цінність і конкурентоспроможність.

Таблиця 11.5 — Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Виявлення та класифікація військових об'єктів на території	Міністерство оборони України, СБУ, розвідувальні підрозділи	Висока чутливість до точності та безпеки даних; обмежений доступ до зовнішніх платформ; пріоритет на швидку обробку та інтеграцію з існуючими системами	Висока точність розпізнавання об'єктів, шифрування даних, захист інформації, інтеграція з існуючими GIS та аналітичними платформами
2	Моніторинг переміщення військової техніки та зон концентрації	Аналітичні центри, волонтерські ініціативи, міжнародні організації (ООН, НАТО)	Часті запити на актуальні дані; пріоритет на інтерфейс користувача та легкий доступ до результатів; потреба у візуалізації та аналітичних звітах	Інтерактивні карти та графіки, експорт аналітики у стандартні формати, зручний вебінтерфейс для швидкого доступу до результатів
3	Оцінка змін та руйнувань інфраструктури	Міністерства та відомства з відновлення та цивільної безпеки	Потреба у мультичасовому аналізі та прогнозуванні змін; пріоритет на масштабованість даних	Можливість аналізу серій знімків у часі, прогнозування потенційних змін, інтеграція з внутрішніми базами даних
4	Підтримка стратегічного планування та прийняття рішень	Державні органи стратегічного управління, оборонні аналітики	Орієнтація на комплексну аналітику та точність моделей; важливість підтримки прийняття рішень на основі даних	Генерація аналітичних звітів

Розглянуті групи клієнтів демонструють різноманітні потреби, від точного виявлення військових об'єктів до аналітичного прогнозування змін у часі. Вимоги до продукту включають високу точність алгоритмів, інтеграцію з існуючими платформами, безпеку даних та зручність візуалізації результатів. Такий підхід забезпечує можливість цілеспрямованого розвитку стартап-проекту та формування ринкової стратегії для успішного впровадження системи на території України.

Аналіз ринкового середовища є важливим етапом розробки стартап-проекту, оскільки дозволяє визначити фактори, що сприятимуть або заважатимуть його впровадженню на ринку. Для системи геопросторового аналізу супутникових знімків в Україні основними загрозами є обмежений доступ до високоякісних даних військової тематики, високий рівень конкуренції, регуляторні обмеження та потреба у значному фінансуванні. Водночас існують суттєві можливості, зокрема зростаючий попит на аналітичні системи державними та оборонними структурами, доступність відкритих та синтетичних даних, потенційні міжнародні партнерства та застосування сучасних технологій штучного інтелекту. Фактори загроз та фактори можливостей детальніше описано у таблицях 11.6 та 11.7 відповідно.

Таблиця 11.6 — Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Обмежений доступ до високоякісних військових знімків	Дані про реальні військові об'єкти часто засекречені, що обмежує можливості тренування моделей	Використання відкритих датасетів-аналогів, синтетичних даних, генерація моделей на основі умовних сценаріїв
2	Високий рівень конкуренції	Міжнародні та українські компанії вже пропонують рішення для супутникового аналізу	Визначити унікальні конкурентні переваги (точність розпізнавання, локалізація, інтеграція з українськими системами)
3	Регуляторні	Законодавство щодо обробки	Забезпечити відповідність

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
	обмеження	геопросторових даних та персональної інформації може обмежувати функціонал	законодавству, сертифікацію, шифрування та обмежений доступ до даних
4	Високі вимоги до фінансування	Розроблення і підтримка системи потребує значних коштів на обчислювальні ресурси та ліцензії	Залучення державних грантів, інвестицій або партнерств із аналітичними центрами

Таблиця 11.7 — Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зростаючий попит на геопросторовий аналіз	Українські державні та оборонні структури зацікавлені у сучасних рішеннях для моніторингу	Пропонувати інтегровану систему з точним прогнозуванням та аналітичними звітами
2	Доступність відкритих та синтетичних даних	Є декілька відкритих датасетів, які дозволяють тренувати моделі для військових об'єктів	Використання таких датасетів для навчання та тестування моделей
3	Можливість партнерства з міжнародними організаціями	НАТО, ООН та аналітичні центри можуть бути зацікавлені у спільних проєктах	Створення програмних рішень для експорту та інтеграції даних у міжнародні платформи
4	Використання технологій ШІ та глибокого навчання	Можливість створити інноваційний продукт із високою точністю розпізнавання та прогнозування	Постійне вдосконалення моделей, масштабування алгоритмів на серії знімків та часові послідовності

Аналіз загроз і можливостей дозволяє виокремити стратегічні напрями розвитку стартапу: мінімізацію ризиків шляхом використання відкритих і синтетичних даних, відповідність законодавству та пошук фінансової підтримки, а також максимізацію ринкових можливостей за рахунок інтеграції з державними та міжнародними платформами та вдосконалення алгоритмів глибокого навчання.

Такий підхід забезпечує комплексне оцінювання ринкового середовища і формує основу для розробки ефективної маркетингової стратегії проєкту.

Аналіз пропозиції на ринку дозволяє оцінити характер конкуренції, визначити ключові гравці та зрозуміти фактори, що впливають на конкурентоспроможність стартапу. Для систем геопросторового аналізу супутникових знімків основними конкурентами є як міжнародні компанії, що пропонують універсальні аналітичні платформи, так і локальні стартапи та розробники спеціалізованих рішень для державних та оборонних структур.

Аналіз особливостей конкурентного середовища наведено в таблиці 11.8.

Таблиця 11.8 — Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства
1. Тип конкуренції	Монополістична на глобальному ринку, частково олігополія на локальному українському ринку	Вихід на локальний ринок через нішеві рішення для державних структур; диференціація продукту
2. Рівень конкурентної боротьби	Національний	Розроблення конкурентних переваг через технології ШІ, інтеграцію з українськими системами
3. Галузева ознака	Внутрішньогалузева (геоаналітика, оборонні та розвідувальні технології)	Високий рівень спеціалізації, постійне вдосконалення алгоритмів та функцій продукту
4. Конкуренція за видами товарів	Товарно-видова (аналітичні програми для геопросторового моніторингу)	Орієнтація на унікальні функції: виявлення військових об'єктів, прогнозування переміщень, інтеграція з мультичасовими знімками
5. За характером конкурентних переваг	Переважно нецінова (технологічна, функціональна)	Інвестування у точність моделей, швидкість обробки даних, якість аналітичних візуалізацій
6. За інтенсивністю	Наявність брендових платформ, але високий попит на кастомізовані рішення	Розроблення бренду через демонстраційні проєкти та пілотні впровадження для державних організацій

Проведений ступеневий аналіз конкуренції показує, що ринок систем геопросторового аналізу є високотехнологічним і спеціалізованим, із значним попитом на локалізовані та інтегровані рішення. Для успішного входження на ринок стартапу необхідно робити акцент на унікальність функціоналу, технологічну перевагу та адаптацію продукту під потреби українських державних і оборонних структур. Також важливим є використання нішевих стратегій та пілотних проєктів для демонстрації ефективності системи.

Для більш глибокого розуміння конкурентного середовища та оцінки перспектив входження на ринок стартап-проєкту проведено аналіз за моделлю п'яти сил М. Портера, яка дозволяє визначити рівень конкурентного тиску та фактори, що впливають на стратегічну позицію підприємства. Аналіз включає оцінювання впливу: прямих конкурентів, потенційних конкурентів, сил постачальників, сил споживачів, загроз із боку товарів-замінників [57].

Результати дослідження представлені у таблиці 11.9.

Таблиця 11.9 — Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу		Висновки:
Прямі конкуренти в галузі	Maxar Technologies, Planet Labs, BlackSky, Farsight Vision	Інтенсивність конкуренції висока, особливо серед глобальних платформ та локальних рішень оборонного сектору.
Потенційні конкуренти	Нові AI-рішення у сфері GEOINT; стартапи на основі БПЛА; українські R&D-команди; оборонні розробки на замовлення держави Високі інвестиції, потреба в доступі до VHR-даних, сертифікація, кібербезпека, обмеження роботи з військовими даними	Вхід на ринок можливий через нішеву спеціалізацію (військова аналітика, локалізація, робота офлайн). Потенційні конкуренти можуть вийти протягом 2–3 років із урахуванням розвитку AI-рішень.
Постачальники	Висока сила впливу — диктують умови доступу та ліцензування	Постачальники диктують умови (вартість ліцензій, обмеження

Складові аналізу		Висновки:
		використання, доступ до даних високої роздільності). Необхідна стратегія диверсифікації джерел (відкриті датасети, синтетичні дані).
Клієнти	Висока сила впливу — диктують вимоги до точності, безпеки, швидкості, інтеграції	Клієнти мають високий вплив, очікують точних алгоритмів, інтеграції з системами управління обороною, безпеки даних, генерації звітів.
Товари-замінники	Середня загроза — швидші локальні рішення, але обмежені масштабами й обробкою великих масивів даних	Заміники не можуть повністю повторити функціонал, однак можуть частково зменшити попит (дрони, польова аналітика). Потрібна перевага в масштабності та прогностному аналізі.

За результатами аналізу моделі п'яти сил М. Портера встановлено, що ринок систем геопросторової аналітики супутникових знімків характеризується високим рівнем конкуренції, насамперед з боку міжнародних компаній. Однак більшість їхніх рішень не повністю адаптовані до локальних умов, що у поєднанні з високою вартістю використання створює конкурентну нішу для запропонованого проєкту. Вхід на ринок є можливим за умови акценту на технологічну спеціалізацію, зокрема поєднання штучного інтелекту з аналізом військових об'єктів та можливістю локального розгортання системи. Постачальники супутникових даних мають значний вплив на формування цінової політики та технічних обмежень, що зумовлює необхідність використання альтернативних джерел інформації. Високий вплив клієнтів на ринок обумовлює потребу у кастомізації системи, забезпеченні точності алгоритмів, надійності аналітичних результатів та інтеграції з існуючими платформами. Загроза товарів-замінників оцінюється як середня, проте унікальний набір функцій проєкту, орієнтація на масштабну автоматизовану обробку даних та прогнозування

забезпечують технологічну конкурентну перевагу та підвищують перспективи його впровадження на ринку.

На основі проведеного аналізу конкуренції, в таблиці 11.10 визначено перелік факторів конкурентоспроможності.

Таблиця 11.10 — Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Точність розпізнавання об'єктів та прогнозування	Забезпечує конкурентну перевагу у військовій аналітиці, відповідає потребам ключових клієнтів у надійності результатів, є критичним для прийняття стратегічних рішень
2	Автоматизація процесу аналізу супутникових даних	Дає змогу значно скоротити час обробки, зменшує вплив людського фактора, підвищує оперативність реагування особливо важливо для оборонного та аналітичного секторів
3	Можливість локального розгортання системи	Забезпечує безпеку даних у військовому секторі, долає регуляторні обмеження щодо хмарних технологій
4	Адаптація під військові задачі та локальні умови України	Міжнародні аналоги менш адаптовані, висока релевантність для цільових клієнтів, підтримка українських стандартів і інтеграція з локальними платформами
5	Гнучкість та кастомізація моделей аналізу	Відповідає вимогам клієнтів, є однією з ключових сильних сторін, важливо для мінімізації загроз конкуренції
6	Вартісна ефективність у порівнянні з міжнародними системами	Міжнародні рішення мають високу вартість, система може бути доступною завдяки використанню відкритих даних та оптимізації, сприяє розширенню ринку
7	Інтеграція з GIS-системами та аналітичними платформами	Вимога ключових користувачів, забезпечує аналітичну цінність продукту, підсилює позиції на ринку
8	Можливість оперативного формування аналітичних звітів та попереджень	Відповідає запиту органів стратегічного управління та аналітичних структур, зменшує час прийняття рішень, підсилює аналітичну цінність продукту.

За визначеними факторами конкурентоспроможності проведено аналіз сильних та слабких сторін стартап-проєкту (Таблиця 11.11).

Таблиця 11.11 — Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін стартап-проєкту

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1–20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні зі стартап-проєктом						
			–3	–2	–1	0	+1	+2	+3
1	Точність розпізнавання об'єктів та прогнозування	10							+
2	Автоматизація процесу аналізу супутникових даних	17			+				
3	Можливість локального розгортання системи	18	+						
4	Адаптація під військові задачі та локальні умови України	19	+						
5	Гнучкість та кастомізація моделей аналізу	17		+					
6	Вартісна ефективність у порівнянні з міжнародними системами	19	+						
7	Інтеграція з GIS-системами та аналітичними платформами	15				+			
8	Можливість оперативного формування аналітичних звітів та попереджень	17			+				

Для комплексної оцінки стратегічного потенціалу стартап-проєкту та визначення факторів, що впливають на його успішну реалізацію, також було проведено SWOT-аналіз, який охоплює сильні та слабкі сторони системи, а також зовнішні можливості та загрози (таблиця 11.12).

Таблиця 11.12 — SWOT-аналіз стартап-проєкту

Сильні сторони:	Слабкі сторони:
1) високий рівень автоматизації аналізу супутникових знімків	1) відсутність власної супутникової інфраструктури та залежність від зовнішніх

Сильні сторони:	Слабкі сторони:
2) спеціалізація на військових задачах, адаптація під потреби українських структур 3) точність розпізнавання та прогнозування 4) можливість локального розгортання 5) висока кастомізація моделей та адаптація під завдання клієнта 6) вартісна ефективність у порівнянні з міжнародними аналогами	джерел даних 2) обмежений доступ до анотованих військових датасетів 3) необхідність масштабних обчислювальних ресурсів та програмної підтримки 4) відсутність впізнаваності бренду та обмежені маркетингові ресурси 5) потенційна складність інтеграції з системами закритого типу
Можливості:	Загрози:
1) попит на системи супутникової аналітики 2) використання відкритих датасетів як альтернатива військовим даним 3) партнерство з державними структурами 4) залучення інвестицій, державних грантів, взаємодія з оборонним сектором 5) використання тенденції до цифрової трансформації та автоматизації аналізу даних	1) висока конкуренція з боку міжнародних платформ 2) регуляторні та ліцензійні обмеження доступу до інформації у сфері оборони 3) ризики витоку або несанкціонованого доступу до чутливих даних 4) технологічні зміни та поява інноваційних рішень конкурентів

Проведений SWOT-аналіз демонструє, що стартап-проект має значний стратегічний потенціал завдяки високому рівню автоматизації аналізу супутникових даних, точності моделей, адаптації до військових умов та можливості локального використання.

Слабкі сторони пов'язані переважно з доступом до даних та ресурсами, що може бути компенсовано використанням синтетичних та відкритих датасетів, партнерствами та залученням інвестицій. На ринку існують суттєві загрози конкуренції, регулювання та безпеки, проте реалізація можливостей в умовах високого попиту, цифрової трансформації та актуальності оборонних систем створює основу для успішного впровадження проекту.

На основі SWOT-аналізу було розроблено альтернативи ринкової поведінки для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх

ринкової реалізації з огляду на потенційні проєкти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок. Визначені альтернативи описані в таблиці 11.13.

Таблиця 11.13 — Альтернативи ринкового впровадження стартап-проєкту

№ п/п	Альтернатива ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Розроблення MVP та проведення пілотних впроваджень у державних структурах (МОУ, СБУ): включає створення прототипу, тестування в умовах обмеженого доступу до даних, демонстрація можливостей системи, адаптація під військові вимоги	Висока (державні гранти, оборонні програми, партнерство з аналітичними центрами)	6–12 місяців
2	Співпраця з міжнародними організаціями (ООН, НАТО) та участь у програмах безпекової аналітики: технологічне партнерство, можлива часткова інтеграція в існуючі системи моніторингу	Середня (потрібна сертифікація та попередні результати)	12–18 місяців
3	Комерціалізація для аналітичних компаній та OSINT-проєктів: надання SaaS-рішення або API, адаптація інтерфейсу для цивільного використання, позиціонування як інструмент аналітики	Середня	9–15 місяців
4	Повномасштабний вихід на ринок через венчурне фінансування та масштабування продукту	Низька (високий ризик, конкуренція)	18–24 місяців

З аналізу запропонованих альтернатив найбільш доцільною для початкового ринкового впровадження є Альтернатива 1 — «Розроблення MVP та пілотне впровадження в державних оборонних структурах», оскільки:

- має найвищу ймовірність отримання ресурсів, зокрема за рахунок цільового фінансування від державних структур, міжнародної технічної допомоги та спеціалізованих інноваційних програм;

- забезпечує короткі строки реалізації (6–12 місяців), що дозволяє сформуванню конкурентну перевагу до появи потенційних конкурентів;

- відповідає стратегічним потребам ринку, зокрема вимогам Міністерства оборони України та сектору національної безпеки;

— реалізація через пілотні впровадження дозволить отримати реальні тестові дані, необхідні для вдосконалення технологій AI та підготовки до масштабування.

Таким чином, обраною альтернативою впровадження стартап-проєкту є Альтернатива 1, це дозволить забезпечити швидкий вихід на ринок, мінімізувати ризики та закріпити конкурентні позиції.

11.4 Розроблення ринкової стратегії проєкту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (таблиця 11.14).

Таблиця 11.14 — 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	Міністерство оборони України, СБУ, військові структури	Висока (потреба у ситуаційній обізнаності)	Високий, стратегічний	Висока (закриті рішення міжнародних компаній)	Складна
2	Аналітичні центри, міжнародні оборонні організації	Середньо-висока	Середній	Середня (обмежена кількість рішень)	Середня
3	Державні органи відновлення територій та безпеки	Середня	Середній	Середня	Середня
4	Волонтерські ініціативи,	Середня	Середній	Низька	Відносно проста

№ 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
	гуманітарні організації				
5	Наукові та освітні установи	Висока	Середній (переважно у формі досліджень)	Низька	Проста

За результатами проведеного аналізу цільових сегментів ринку встановлено, що найбільшу готовність до впровадження запропонованої системи проявляють військові та державні структури, а також аналітичні центри та міжнародні організації, які потребують інструментів автоматизованого геопросторового аналізу та моніторингу ситуаційної обстановки. Додатковим перспективним сегментом визначено науково-дослідні установи, які можуть бути залучені на початковому етапі реалізації ідеї (MVP) для тестування системи та апробації алгоритмів.

З огляду на те, що запропонований продукт передбачає різні сценарії використання для різних груп клієнтів, рекомендується стратегія диференційованого маркетингу, яка передбачає розробку окремих програм ринкового впливу для кожного сегменту:

— для військових та оборонних структур — адаптація системи під вимоги інформаційної безпеки, локальне розгортання, інтеграція з існуючими платформами та забезпечення високої точності аналізу;

— для аналітичних центрів та міжнародних організацій — надання функціоналу автоматизованого аналізу з можливістю генерації звітів та візуалізації результатів;

— для наукових установ (на етапі демонстраційного прототипу) — надання навчальної або дослідницької версії для тестування та оцінювання ефективності моделей.

Таким чином, обрано стратегію диференційованого маркетингу, що забезпечує можливість адаптації продукту під особливості різних ринкових сегментів та сприяє поступовому розширенню присутності стартапу на ринку.

Для роботи в обраних сегментах ринку необхідно визначити базову стратегію розвитку стартапу. На основі аналізу ринкових можливостей конкурентоспроможності, цільових груп та результатів SWOT-аналізу, сформовано таблицю 11.15.

Таблиця 11.15 — Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проєкту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1	Розроблення MVP для військових структур та запуск пілотного проєкту	Диференційований маркетинг (орієнтація на пріоритетний сегмент — оборонний сектор)	Висока точність розпізнавання; автоматизація аналізу; локальне розгортання; адаптація під національні стандарти	Стратегія спеціалізації (фокус на військовий сегмент)
2	Подальша адаптація під міжнародні організації та аналітичні центри	Диференційований маркетинг	Гнучкість, інтеграція з GIS-системами, генерація звітів, візуалізація результатів	Стратегія диференціації
3	Розширення функціоналу для комерційного та наукового використання	Обмежений перехід до масового маркетингу	Модульність системи; використання відкритих даних; відносно низька вартість	Стратегія лідерства по витратах

На початковому етапі доцільно застосувати стратегію спеціалізації, оскільки найбільш перспективним і ресурсно виправданим є фокусування на сегменті військового та державного застосування, де продукт має найвищу цінність і попит. Після успішного впровадження MVP та підтвердження ефективності рішення можливий перехід до стратегії диференціації через адаптацію продукту для міжнародних організацій, аналітичних центрів та OSINT-спільнот. На довгостроковій перспективі, після накопичення досвіду та оптимізації витрат, можливий розвиток елементів стратегії лідерства по витратах, що дозволить розширити ринок і вийти на освітні та комерційні сегменти. Таким чином, стартап доцільно розвивати поетапно, що відповідає стратегії поступової експансії.

На основі попереднього аналізу ринку, конкурентного середовища та стратегічного позиціонування проєкту, сформовано таблицю 11.16 для визначення базової стратегії конкурентної поведінки, з урахуванням особливостей стартапу на етапі виходу на ринок.

Таблиця 11.16 — Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Критерій оцінки	Оцінка
Чи є проєкт «першопрохідцем» на ринку?	Частково. На локальному українському ринку — так, оскільки відсутні рішення, адаптовані під військову специфіку з використанням ІІІ та можливістю локального розгортання. На глобальному ринку — ні.
Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Основний акцент на залученні нових споживачів (державні та оборонні структури), з частковим переманюванням клієнтів у конкурентів за рахунок нижчої вартості та адаптації до локальних умов.
Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Копіювання загальних функцій конкурентів (виявлення та класифікація об'єктів), але із додаванням покращень: локалізація, модульність, можливість кастомізації моделей, інтеграція з українськими стандартами та безпекою даних.
Стратегія конкурентної поведінки	Стратегія зайняття конкурентної ніші з елементами наступальної стратегії виклику лідеру.

Стартап не є абсолютним першопрохідцем на глобальному ринку геоаналітики, однак займає нову нішу на українському ринку, де відсутні локалізовані рішення з військовим фокусом та використанням технологій ШІ для автоматизованої обробки супутникових знімків. На етапі впровадження система орієнтується переважно на залучення нових клієнтів у державному та оборонному секторі, пропонуючи спеціалізований функціонал, який не пропонують міжнародні конкуренти.

Ключовою конкурентною поведінкою обрано стратегію зайняття конкурентної ніші, що дозволяє сфокусуватися на вузькому, але стратегічно важливому сегменті (військовий аналіз супутникових знімків), забезпечуючи технологічну перевагу та високу цінність рішення для споживача. Додатково передбачається поступове застосування елементів наступальної стратегії виклику лідеру через інноваційність, кастомізацію та локалізацію, що дає змогу конкурувати з глобальними платформами.

Таким чином, стратегія конкурентної поведінки стартапу полягає у поетапному виході на ринок через нішеве позиціонування з перспективою розширення та зміцнення позицій за рахунок інновацій та технологічного випередження конкурентів.

На основі вимог споживачів, обраної базової стратегії розвитку (стратегія диференціації через інноваційність та технологічну перевагу) та стратегії конкурентної поведінки (стратегія зайняття конкурентної ніші з елементами наступальної поведінки), сформовано стратегію позиціонування стартап-проєкту

Комплексна ринкова позиція: «Інноваційна система високоточного та безпечного геопросторового аналізу, адаптована під потреби сил оборони України та здатна до гнучкої кастомізації під конкретні задачі користувачів».

Три основні асоціації, які має викликати проєкт у споживачів:

- високоточна аналітика на основі штучного інтелекту;
- безпечне рішення, адаптоване до умов національної оборони;
- гнучкість і кастомізація під специфічні потреби кожного замовника.

Сформована стратегія позиціонування дозволяє стартап-проекту зайняти конкурентну нішу на ринку оборонної аналітики супутникових даних, підкреслюючи інноваційність, точність, безпеку та адаптивність рішення.

11.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Для формування маркетингової концепції товару, у таблиці 11.17 підсумовано результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 11.17 — Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Швидке та точне виявлення військових об'єктів	Автоматичне визначення та класифікація техніки на основі AI в реальному часі	Значно вища точність розпізнавання завдяки кастомізованим моделям; адаптація до українських умов
2	Моніторинг переміщення техніки та прогнозування	Відстеження руху, аналіз змін і аналіз часових рядів	Повноцінна інтеграція трекінгу та change detection (у конкурентів — часткова або відсутня)
3	Надійність та безпека даних	Можливість локального розгортання системи без передачі у хмару	Відповідність вимогам держбезпеки; автономність (конкуренти — переважно хмарні рішення)
4	Гнучкість щодо умов застосування	Кастомізація алгоритмів під конкретні сценарії та типи знімків	Модульна архітектура, можливість адаптації під військові потреби (у конкурентів — обмежена)
5	Швидкий доступ до аналітичної інформації	Інтерактивні карти, візуалізація, генерація звітів	Автоматизований аналіз та експорт; скорочення часу прийняття рішень
6	Економічна доцільність	Можливість запуску MVP на відкритих та	Нижча вартість запуску порівняно з Maxar/Planet;

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
		синтетичних даних	можливість масштабування
7	Інтеграція з існуючими системами	Сумісність із GIS-платформами, стандартами OGC/ISO	Швидке впровадження, мінімальна потреба в додатковій інфраструктурі
8	Підтримка стратегічного планування	Формування аналітичних звітів і прогнозів	Можливість використання в органах управління та аналітики (у конкурентів — переважно комерційне застосування)

Сформована маркетингова концепція товару підкреслює його унікальність за рахунок поєднання високоточної автоматизації, кастомізованих алгоритмів для військових цілей, локальної безпеки даних та економічної ефективності запуску. На відміну від конкурентів, стартап-проект пропонує рішення, спеціально адаптоване до українського ринку та реальних потреб сил оборони, із перспективою подальшого масштабування на міжнародний рівень.

На основі сформованої маркетингової концепції продукту та відповідно до вимог споживачів, обраної базової стратегії розвитку і стратегії конкурентної поведінки, розроблено трирівневу маркетингову модель товару для стартап-проекту (таблиця 11.18) [56].

Таблиця 11.18 — Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
I. Товар за задумом	Базова потреба: отримання оперативної, точної та автоматизованої аналітичної інформації щодо військової ситуації на основі супутникових знімків. Основна вигода: швидке виявлення та класифікація загроз, моніторинг переміщень техніки та прогнозування змін у просторі й часі; оптимізація процесу прийняття рішень.
II. Товар у реальному	Властивості/характеристики: 1. Автоматизоване виявлення та класифікація об'єктів (М, Тх).

Рівні товару	Сутність та складові
виконанні	2. Відстеження руху та аналіз змін на часових рядах (М, Тх). 3. Інтерактивна GIS-візуалізація результатів (Нм, Вр). 4. Генерація аналітичних звітів (Нм, Вр). 5. Локальне розгортання із захистом даних (М, Тл). 6. Кастомізація моделей під потреби клієнта (М, Тх). 7. Інтеграція з існуючими платформами (GIS, геоаналітика) (Нм, Е).
	Якість: відповідність стандартам OGC/ISO, державним вимогам інформаційної безпеки; тестування моделей на відкритих та синтетичних наборах даних; контроль точності розпізнавання та стабільності алгоритмів.
	Пакування: вебплатформа / десктоп-додаток або модуль для інтеграції
III. Товар із підкріпленням	До продажу: демонстраційний прототип (MVP), презентації, консультації з експертами, технічне обґрунтування, пілотні проекти з оборонними структурами.
	Після продажу: технічна підтримка, регулярне оновлення моделей III, адаптація алгоритмів під зміну ситуації, навчання персоналу, розширення функціоналу.
Захист від копіювання: локальне розгортання з високим рівнем захисту даних; поєднання автоматизації, change detection та tracking (відсутнє у конкурентів в комплексному вигляді); можливість патентування алгоритмів; захист інтелектуальної власності (моделі, архітектура, спеціалізовані сценарії).	

Примітка. Скорочення, використані у характеристиках товару: М — матеріальні характеристики; Тх — технічні характеристики; Нм — нематеріальні характеристики; Вр — вартісні характеристики; Тл — телекомунікаційні характеристики; Е — експлуатаційні характеристики.

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар. Аналіз проводиться експертним методом, що дозволяє врахувати професійні оцінки фахівців та сформулювати обґрунтований діапазон вартості.

Результат аналізу наведено в таблиці 11.9

Таблиця 11.19 — Визначення меж встановлення ціни

Рівень цін на товари-замінники	Базовий супутниковий моніторинг, OSINT-сервіси: від 42 000 до 210 000 грн/місяць
Рівень цін на товари-аналоги	Maxar SecureWatch: 420 000–2 100 000 грн/міс Planet Labs: 210 000–840 000 грн/міс Farsight Vision: 126 000–294 000 грн/міс
Рівень доходів цільової групи споживачів	Державні структури (МОУ, СБУ) — високий бюджет, часто через держфінансування. Міжнародні організації, аналітичні центри — середній / високий рівень, здебільшого проєктне фінансування.
Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу	Нижня межа: $\approx 168\,000$ грн/міс (для MVP або базової конфігурації) Верхня межа: $\approx 1\,050\,000$ грн/міс (для повноцінної системи з кастомізацією та локальним розгортанням)

Цей діапазон є конкурентоспроможним порівняно з міжнародними аналогами (Maxar, Planet Labs), пропонуючи адаптованість до українських умов та нижчу вартість володіння.

Для визначення ефективного механізму виходу продукту на ринок та забезпечення його доступності для цільових споживачів необхідно сформувати також оптимальну систему збуту, яка враховує специфіку закупівельної поведінки клієнтів, вимоги до постачальника та характер продукту.

Таблиця 11.20 — Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Закупівлі здійснюються через тендерні процедури, державні контракти або грантове фінансування. Високі вимоги до кібербезпеки.	Проведення презентацій/демонстрацій системи, підготовка технічної документації, супровід на етапі тендеру, технічна підтримка.	Прямий	Власна система збуту через прямі контракти з державними органами та міжнародними організаціями.
2	Закупівлі аналітичними центрами та	Продаж ліцензій або доступу до платформи	1 рівень	Комбінована система: прямий збут +

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
	організаціями, що працюють з відкритими джерелами (OSINT). Перевага готових SaaS-рішень.	(SaaS), онбординг користувачів, консалтинг.		співпраця з IT-інтеграторами та оборонними технологічними посередниками.
3	Представники інноваційних або наукових установ здійснюють закупівлі за грантовим або проєктним фінансуванням.	Інтеграція з існуючими дослідницькими платформами, навчання користувачів.	Прямий	Власна реалізація через демонстраційні проєкти та пілотні впровадження.

Оптимальною системою збуту для стартап-проєкту є пряма система продажу з можливим залученням партнерів у вигляді IT-інтеграторів або технологічних посередників. Залучення посередників доцільно лише у сегментах, де потрібна часткова інтеграція або SaaS-модель, наприклад для аналітичних центрів чи міжнародних партнерів.

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (таблиця 11.21).

Таблиця 11.21 — 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	Високий рівень вимог до точності,	Прямі ділові переговори, закриті	«Точність та безпека», «Інтеграція з	Довести надійність продукту та	«Високоточна аналітика супутникових

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціону- вання	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
	безпеки та оперативності при роботі з даними (державні структури, оборонні відомства)	презентації, захищена документація, участь у профільних державних тендерах	військовими системами»	його відповідність стандартам	знімків для стратегічного ухвалення рішень»
2	Орієнтація на швидкий доступ до візуалізованих результатів та зручність використання (аналітичні центри, міжнародні організації)	Конференції, вебінари, електронні каталоги, галузеві медіа, LinkedIn	«Швидкість отримання аналітики», «Зручний доступ до даних»	Пояснити ефективність та простоту використання	«Побачити зміни на полі бою за хвилини — системи моніторингу на основі AI»
3	Наукова спрямованість, інтерес до інновацій та технологічного експериментування (академічні заклади)	Наукові форуми, публікації, GitHub, технічні блог-платформи	«Можливість адаптації та кастомізації»	Позиціонувати продукт як базу для досліджень	«Від відкритих датасетів до власних моделей — гнучка AI-платформа для геоаналізу»

Розроблена концепція маркетингових комунікацій спрямована на ефективне позиціонування стартап-проекту відповідно до специфіки поведінки окремих цільових груп.

Запропонований комплекс інформаційних каналів забезпечує адресність повідомлень та дозволяє донести ключові конкурентні переваги продукту до споживачів у найбільш прийнятній для них формі.

Основний акцент у комунікаційній стратегії зроблено на технологічну інноваційність, точність аналітичних моделей та здатність до інтеграції з існуючими інформаційними системами.

Висновки до розділу 11

Проведений аналіз стартап-проекту підтверджує високу можливість його ринкової комерціалізації, оскільки існує стійкий попит на сучасні системи супутникової аналітики з боку державних, оборонних та аналітичних структур, а ринок демонструє тенденцію до зростання.

Результати оцінювання потенційних клієнтів та ринкового середовища засвідчили, що впровадження проекту є перспективним за умови орієнтації на сегменти з високою готовністю до сприйняття технологічних рішень, насамперед оборонний сектор та аналітичні центри. Виявлено, що попри існування бар'єрів входження конкурентоспроможність проекту забезпечується його основними перевагами: високою точністю аналізу, повною автоматизацією процесів, можливістю локального розгортання, адаптацією під українські реалії та відносною економічною ефективністю.

Найбільш доцільною альтернативою ринкового впровадження визначено розроблення MVP з подальшим пілотним впровадженням у державних оборонних структурах, що забезпечує швидкий вихід на ринок, підтвердження ефективності рішення та формування конкурентної позиції до появи потенційних конкурентів.

З огляду на стратегічну важливість продукту, реалізація стартап-проекту є доцільною та має значні перспективи.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання магістерської роботи було розроблено систему геопросторового аналізу знімків місцевості з використанням технологій штучного інтелекту, яка забезпечує автоматизоване виявлення військових об'єктів, визначення зон їх скупчення та відстеження руху техніки у часових рядах аерокосмічних зображень. У роботі проведено комплексне дослідження предметної області, виконано аналіз сучасних наукових підходів, існуючих комерційних рішень та відкритих платформ, спроектовано архітектуру системи, реалізовано основні програмні модулі та проведено оцінку ефективності розробленого рішення.

Отримані результати відповідають поставленим завданням магістерського проектування, що включали: аналіз предметної області та існуючих систем, формування вимог та архітектури, підготовку даних, розроблення модулів детекції, кластеризації та відстеження руху об'єктів, інтеграцію компонентів, виконання тестування та опис перспектив впровадження. Система демонструє здатність обробляти великі супутникові зображення, забезпечує коректну роботу з часовими серіями та дає аналітичну інформацію щодо переміщення техніки та динаміки просторових патернів. Це підтвердило доцільність обраного підходу та валідність запропонованої методики.

Під час дослідження визначено як позитивні, так і негативні аспекти отриманих результатів. До сильних сторін системи належать використання сучасних алгоритмів глибинного навчання, модульна структура, можливість адаптації до різних типів знімків та розширення за рахунок інтеграції додаткових джерел даних. Запропонована методика генерації синтетичних зображень показала ефективність у підвищенні здатності моделей до узагальнення та частково компенсувала дефіцит реальних розмічених даних військового характеру.

Серед обмежень слід відзначити потребу в значних обчислювальних ресурсах для навчання моделей, складність доступу до високоякісних VHR-

зображень із військовою технікою, наявність обмежень у точності трекінгових алгоритмів за умов нерівномірного часового кроку супутникової зйомки та різних умов освітлення. Окремим викликом залишається забезпечення автоматизованої часової нормалізації та адаптації моделей до різних умов зйомки. Незважаючи на означені обмеження, результати тестування підтвердили працездатність розробленої системи та доцільність її практичного застосування.

Інженерна новизна полягає у використанні адаптивних модулів, здатних працювати з обмеженими даними, та у методиці синтетичного доповнення наборів зображень для підвищення точності прогнозів. Робота містить елементи прикладної цінності, оскільки створене рішення може бути використане у сфері військової аналітики, безпекового моніторингу, управління інфраструктурою, екологічного нагляду та геоінформаційних технологій.

Розроблена система може бути впроваджена у формі аналітичного модуля для існуючих платформ моніторингу, зокрема у військовому та цивільному секторі. Завдяки модульній архітектурі рішення може бути інтегроване з GIS-системами, платформами супутникової аналітики або інструментами прийняття рішень.

Доцільність продовження досліджень полягає у розвитку моделей відстеження з використанням методів *advanced time-series learning*, застосуванні *attention*-механізмів та трансформерів, використанні мультисенсорних даних та вдосконаленні механізмів прогнозування напрямків руху об'єктів. Перспективним є також автоматизоване масштабування обробки зображень з використанням хмарної інфраструктури та застосування розподіленого навчання.

Таким чином, виконана магістерська робота досягла поставленої мети, підтвердила актуальність обраної тематики та продемонструвала можливість практичної реалізації системи геопросторового аналізу супутникових знімків з використанням технологій штучного інтелекту. Отримані результати мають стратегічну цінність, а запропонований підхід може слугувати основою для подальших досліджень та створення високопродуктивних систем моніторингу в реальному часі.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Основи дистанційного зондування Землі : історія та практичне застосування : навч. посіб. / С. О. Довгий, В. І. Лялько, С. М. Бабійчук, Т. Л. Кучма, О. В. Томченко, Л. Я. Юрків. — К. : Інститут обдарованої дитини НАПН України, 2019. — 316 с.
2. Когут П. Види дистанційного зондування Землі та їх застосування. Eos Data Analytics. 11.11.2025. URL: <https://eos.com/uk/blog/vydy-dystantsiinohozonduvannia/> (дата звернення: 11.11.2025).
3. Lottering R., Peerbhay K., Adelabu S. Remote sensing applications in agricultural, earth and environmental sciences. Applied Sciences. 2025. Т. 15, № 8. — с. 4537.
4. Odongo R. Remote sensing applications in environmental monitoring. European Journal of Natural Sciences. 2023. Т. 1, № 1. — с. 1—12.
5. Novikarany R. Geoint as a driver of national security. — International Journal of Scientific Multidisciplinary Research. 2025. Т. 3, № 2. — с. 237—250.
6. Kumar S., Bhagat V. S. Remote sensing satellites for land applications. 2018.
7. Cheng G., Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2016. № 117.
8. Розумовський М., Крошній І. Пошук об'єктів на супутникових знімках за допомогою штучних нейронних мереж. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences. 2024. № 341.5. — с. 386—398.
9. Гусак О. М. Ways to improve objects recognition and classification in satellite images. Technology Audit and Production Reserves. 2024. Т. 4, № 1. — С. 9—11.
10. Gui, S., Song, S., Qin, R., Tang, Y. Remote sensing object detection in the deep learning era: a review. Remote Sensing. 2024. Т.16, №2 — с. 327.
11. Adegun A., Viriri S., Tapamo J.-R. Review of deep learning methods for remote sensing satellite images classification: experimental survey and comparative analysis. Journal of Big Data. 2023. Т.10, №1 — с.93.

12. Nife N. I., Chtourou M. A comprehensive study of deep learning and performance comparison of deep neural network models (YOLO, RetinaNet). *International Journal of Online & Biomedical Engineering*. 2023. T. 19, № 12.

13. J. Redmon. You only look once: unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.

14. A. K. Gupta. Comparative Analysis of YOLO, Faster-RCNN and RetinaNet Object Detection Models for Satellite Imagery Analysis. *2nd International Conference on Cyber Physical Systems, Power Electronics and Electric Vehicles (ICPEEV)*. IEEE, 2024.

15. Dymo, V. V., O. P. Gozhy, and I. O. Kalinina. Application of convolutional neural networks to detect damaged buildings. *Системні технології*. 2024. №3(152). — с. 107—114.

16. Sherrah J. Fully convolutional networks for dense semantic labelling of high-resolution aerial imagery. *arXiv:1606.02585*. 2016.

17. X. Yang. An attention-fused network for semantic segmentation of very-high-resolution remote sensing imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2021. №177. — с. 238—262

18. Oleksii M. Використовуємо CNN для обробки зображень. Частина перша. *DOU*. 16.04.2024. URL: <https://dou.ua/forums/topic/48368/> (дата звернення: 26.11.2025).

19. Q. Zhu. A review of multi-class change detection for satellite remote sensing imagery. *Geo-spatial Information Science*. 2024. T.27, №1. с. — 1—15.

20. G. Cheng. Change detection methods for remote sensing in the last decade: A comprehensive review. *Remote Sensing*. 2024. T.16, №13.

21. Afaq Y., Manocha A. Analysis on change detection techniques for remote sensing applications : a review. *Ecological Informatics*. 2021. № 63.

22. E. Vincent. Satellite image time series semantic change detection: Novel architecture and analysis of domain shift. *arXiv preprint arXiv:2407.07616*. 2024.

23. BlackSky vs Planet vs Maxar — 10 Differences in Technology. *GISGeography*. URL: <https://gisgeography.com/blacksky-planet-maxar/> (дата звернення: 26.11.2025).
24. Commercial Platforms. Satelites in Global Development. URL: <https://landscape.satsummit.io/data-access-platforms/commercial-platforms.html> (дата звернення: 26.11.2025).
25. BlackSky's newest satellite delivers first insights within 24 hours. BlackSky. 25.03.2021. URL: <https://blacksky.com/press-releases/blackskys-newest-satellite-delivers-first-insights-within-24-hours> (дата звернення: 26.11.2025).
26. Farsight Vision. URL: <https://farsightvision.com/> (дата звернення: 08.10.2025).
27. UADAMAGE. URL: <https://web.uadamage.com/> (дата звернення: 26.11.2025).
28. Бабій, Л., І. Заяць, Ю. Степа. Аналіз використання Google Earth Engine для визначення змін агроландшафтів за даними Sentinel-2.
29. SentinelHub. URL: <https://www.sentinel-hub.com/> (дата звернення: 26.11.2025).
30. A. Van Eten. The multi-temporal urban development spacenet dataset. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021.
31. J. Shermeyer. SpaceNet 6: Multi-Sensor All Weather Mapping Dataset. arXiv:2004.06500. 2020.
32. Bellingcat. URL: <https://www.bellingcat.com/> (дата звернення: 26.11.2025).
33. Geoconfirmed. URL: <https://geoconfirmed.org/> (дата звернення: 26.11.2025).
34. Molfar Intelligence Firm. URL: <https://molfar.com/> (дата звернення: 26.11.2025).
35. M. Fowler. Patterns of enterprise application architecture. Addison-Wesley, 2012.

36. Paul J. TIOBE Index for November 2025. TIOBE. URL: <https://www.tiobe.com/tiobe-index/> (дата звернення: 29.11.2025).
37. Google Colaboratory. Overview of Colab features. Google. URL: <https://research.google.com/colaboratory/faq.html> (дата звернення: 29.11.2025).
38. GitHub Documentation. Working with GitHub and Google Colab. GitHub. URL: <https://docs.github.com> (дата звернення: 29.11.2025).
39. Microsoft. Visual Studio Code Documentation: Python and Jupyter Extensions. URL: <https://code.visualstudio.com/docs> (дата звернення: 29.11.2025).
40. A. Paszke, S. Gross, F. Massa. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. Advances in Neural Information Processing Systems. 2019.
41. Jocher G. YOLO by Ultralytics. Ultralytics Documentation. URL: <https://docs.ultralytics.com> (дата звернення: 29.11.2025).
42. Fuchs M., Höpken W. Clustering : hierarchical, k-means, DBSCAN. Applied Data Science in Tourism. Cham : Springer, 2022. — С. 129—149.
43. OpenCV Documentation. OpenCV Library Overview. OpenCV.org. URL: <https://docs.opencv.org> (дата звернення: 29.11.2025).
44. Van der Walt S., Colbert S.C., Varoquaux G. The NumPy Array: A Structure for Efficient Numerical Computation. Computing in Science & Engineering, 2011.
45. Rasterio Documentation. Rasterio: Access to Raster Data. URL: <https://rasterio.readthedocs.io> (дата звернення: 29.11.2025).
46. GeoPandas Documentation. GeoPandas 0.14. URL: <https://geopandas.org> (дата звернення: 29.11.2025).
47. Bai D. MVRSD_dataset. Science Data Bank. 07.04.2025. URL: <https://doi.org/10.57760/sciencedb.j00240.00036> (дата звернення: 23.11.2025).
48. P. Zhu. VisDrone: A Large-scale Benchmark for Object Detection and Tracking in Aerial Videos. arXiv. 20.04.2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1804.07437> (дата звернення: 23.11.2025).

49. G.-S. Xia. DOTA: A Large-scale Dataset for Object Detection in Aerial Images. arXiv. 28.11.2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1711.10398> (дата звернення: 23.11.2025).

50. S.Razakarivony, F.Jurie. Vehicle Detection in Aerial Imagery: A Small Target Detection Benchmark. Journal of Visual Communication and Image Representation. 2016. № 34. с. 187—203.

51. P. Jacob, P. Kommuru, R. Ruchitha, H. Kuracha, T. Taruni. Comparative study of MODIS, Landsat-8, Sentinel-2B and LISS-4 images for precision farming using NDVI approach E3S Web of Conferences. 2023. № 405.

52. xView Dataset Official Website. xviewdataset.org. URL: <https://xviewdataset.org/>(дата звернення: 23.11.2025).

53. M. H. Mojab. xView Dataset. Kaggle. 30.08.2021. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/hassanmojab/xview-dataset/data> (дата звернення: 23.11.2025).

54. A. Van Etten, D. Hogan, J. M. Manso, J. Shermeyer, N. Weir, R. Lewis. The multi-temporal urban development spacenet dataset. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021.

55. A Merii. Spacenet 7 Multi-Temporal Urban Development. Kaggle. 15.11.2020. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/amerii/spacenet-7-multitemporal-urban-development/discussion/199350> (дата звернення: 23.11.2025).

56. Розроблення стартап-проекту: Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. — Київ : НТУУ «КПІ», 2016. — 28 с.

57. Н. І. Костецька. Модель п'яти сил М. Портера як інструмент аналізу галузових ринків. Інноваційна економіка. 2022. №4. — с. 131—135.