

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Роботизована система для виявлення мінних полів,
на основі технологій машинного навчання та комп'ютерного
зору»

на здобуття освітнього ступеня бакалавра
зі спеціальності 126 Інформаційні системи та технології
освітньо-професійної програми Інформаційні системи та технології

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на
відповідне джерело*

(підпис)

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача

Виконав:	здобувачка вищої освіти гр. ІСД-41 Анна РЕМЕНЮК _____ Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: науковий ступінь, вчене звання	Андрій СОЛОМАХА, к. е. н. _____ Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Рецензент: науковий ступінь, вчене звання	_____ Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Київ 2025

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій

Кафедра Інформаційних систем та технологій

Ступінь вищої освіти бакалавр

Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології

Освітньо-професійна програма Інформаційні системи та технології

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедрою ІСТ

_____ Каміла СТОРЧАК

«____» _____ 20__ р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Ременюк Анна Олексіївна

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Роботизована система для виявлення мінних полів на основі технологій машинного навчання та комп'ютерного зору

керівник кваліфікаційної роботи Сергій СОЛОМАХА, к. е. н.,

(Ім'я, ПРИЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій
від «24» лютого 2025 р. № 56

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «30» травня 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: офіційна технічна документація програмних інструментів та моделей машинного навчання, відкриті результати наукових досліджень та практичні кейси застосування машинного навчання для автоматизованого розмінування.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналіз існуючих рішень та технологій з автоматичного виявлення мінних полів

2. Технічний огляд моделей машинного навчання, які доцільно застосовувати у системах розмінування

3. Реалізація концепції та програмної структури системи детекції мінних полів

5. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання «24»лютого 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір науково-технічної літератури	01.03.2025 р.	
2	Дослідження існуючих систем автоматизованого розмінування з використанням технологій машинного навчання	15.03.2025 р.	
3	Формулювання технічного завдання, функціональних та нефункціональних вимог на розробку роботизованої системи виявленні мінних полів	17.03.2025 р.	
4	Аналіз технологій та вибір оптимальної моделі машинного навчання, реалізація роботи системи на відкритому датасеті	4.04.2025 р.	
5	Реалізація детекції мін та кратерів від мін, побудова концепції інтеграції моделі у роботизовані системи	16.05.2025 р.	
6	Розробка демонстраційних матеріалів	26.05.2025 р.	
7	Попередній захист дипломної роботи	27.05.2025 р.	
8	Подання роботи в деканат	30.05.2025 р.	

Здобувач(ка) вищої освіти

(підпис)

Анна РЕМЕНЮК

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник

кваліфікаційної роботи

(підпис)

Сергій СОЛОМАХА

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня бакалавра: 65 стор., 33 рис., 4 табл., 33 джерел.

Мета роботи – автоматизація процесу виявлення мін для зменшення ризику для життя людей, що займаються розмінуванням, що включає розробку та теоретичне обґрунтування концепції роботизованої системи для виявлення мінних полів, а також практичну реалізацію її ключових компонентів на основі сучасних технологій машинного навчання та комп'ютерного зору для детекції мін та аналізу ознак мінних полів на супутникових знімках.

Об'єкт дослідження – процес виявлення мінних полів за допомогою роботизованих систем.

Предмет дослідження – технології машинного навчання та комп'ютерного зору, зокрема моделі, такі як YOLOv8 для детекції мін та U-Net для виявлення кратерів, їхні алгоритми для аналізу зображень з метою виявлення вибухонебезпечних предметів та ознак мінування, а також методи інтеграції цих розроблених моделей у роботизовані системи для підвищення їх автономності та ефективності.

Короткий зміст роботи:

У першому розділі детально проаналізовано гуманітарне розмінування, акцентуючи на застосуванні різноманітних цифрових технологій, таких як супутникові знімки, БПЛА, комп'ютерний зір, LiDAR, ГІС, та інтеграції штучного інтелекту і машинного навчання для підвищення безпеки та ефективності виявлення вибухонебезпечних предметів і мінних полів.

У другому розділі представлено огляд моделей машинного навчання для детекції мін, детально розглянуто архітектури SSD та YOLOv8 (з вибором YOLOv8 для реалізації) та моделі FPN і U-Net для виявлення кратерів від мін на супутникових знімках (з вибором U-Net), а також описано специфічні набори даних, що використовуються для їх навчання та тестування.

У третьому розділі описано практичну реалізацію систем детекції мін за допомогою моделі YOLOv8, яка досягла ~97% точності, та виявлення кратерів від мін на супутникових знімках моделлю U-Net з використанням Dice Loss, а також обговорено інтеграцію цих моделей у роботизовані системи для підвищення їхньої автономності та ефективності в задачах розмінування.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: РОЗМІНУВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ РОБОТИЗОВАНІ СИСТЕМИ, YOLO, СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ

ABSTRACT

Textual part of the qualification work for obtaining a bachelor's degree: 65pages, 33 figs., 4 tables, 33 sources.

The purpose of the work is automation of the mine detection process to reduce the risk to the lives of people involved in demining, which includes the development and theoretical substantiation of the concept of a robotic system for detecting minefields, as well as the practical implementation of its key components based on modern machine learning and computer vision technologies for mine detection and analysis of minefield signs on satellite images.

The object of research is the process of detecting minefields using robotic systems.

The subject of research is machine learning and computer vision technologies, particularly models such as YOLOv8 for mine detection and U-Net for crater detection, their algorithms for image analysis to identify explosive objects and signs of mining, as well as methods for integrating these developed models into robotic systems to enhance their autonomy and efficiency.

Summary of the work:

The first section provides a detailed analysis of humanitarian demining, emphasizing the application of various digital technologies such as satellite imagery, UAVs, computer vision, LiDAR, GIS, and the integration of artificial intelligence and machine learning to enhance the safety and efficiency of detecting explosive objects and minefields.

The second section presents an overview of machine learning models for mine detection, details the architectures of SSD and YOLOv8 (with YOLOv8 chosen for implementation), and the FPN and U-Net models for detecting mine craters from satellite images (with U-Net selected), and also describes the specific datasets used for their training and testing.

The third section describes the practical implementation of mine detection systems using the YOLOv8 model, which achieved ~97% accuracy, and the detection of mine craters in satellite images using the U-Net model with Dice Loss, and also discusses the integration of these models into robotic systems to increase their autonomy and efficiency in demining tasks.

KEYWORDS: DEMINING, MACHINE LEARNING, ROBOTIC SYSTEMS, YOLO, MONITORING SYSTEM

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
1.АНАЛІЗ ТЕОРЕТИЧНИХ ТА ПРАКТИЧНИХ АСПЕКТІВ ГУМАНІТАРНОГО РОЗМІНУВАННЯ	11
1.1. Особливості застосування цифрових технологій в гуманітарному розмінуванні.....	11
1.2. Класифікація та ознаки мін, що розпізнаються автоматизованими системами	20
1.3 Переваги роботизованих систем та аналізу супутникових знімків для виявлення мінних полів	28
2. ОГЛЯД МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ	35
2.1. Моделі для детекції мін	35
2.2 Моделі для виявлення кратерів від мін на основі супутникових знімків	44
2.3. Опис набору даних та технологій.....	50
3.РЕАЛІЗАЦІЯ ДЕТЕКЦІЇ МІННИХ ПОЛІВ ТА ІНТЕГРАЦІЯ В РОБОТИЗОВАНІ СИСТЕМИ	53
3.1 Реалізація детекції мін за допомогою моделі YOLO.....	53
3.2 Реалізація детекції кратерів від мін на основі супутникових знімків	56
3.3 Інтеграція в роботизовані системи	59
ВИСНОВКИ.....	63
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	65
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація).....	68

ВСТУП

На сьогоднішній день Україна має проблеми з безпекою та захистом своїх громадян. Однією з найактуальніших проблем є мінні поля, котрі загрожують життю та безпеці місцевого населення, а також військовим. Крім того, потрібно не забувати про залишки Другої світової війни. Після війни знаходять багато нерозірваних снарядів, мін та інших вибухонебезпечних речей, що не тільки створює серйозну загрозу для життя людей, але призводить до недоступності великих площ плідних земель, котрі могли б використовуватися місцевим населенням.

Розвиток робототехнічних систем дає нові перспективи застосування цих технологій для безпеки та ефективності в областях пошуку та виявлення вибухонебезпечних предметів. Сучасні виклики вимагають не тільки поліпшення програмного забезпечення, а й автоматизації виявлення мінних полів за допомогою поєднання методів комп'ютерного зору, машинного навчання та сенсорних технологій.

Автоматичне розпізнавання об'єктів на знімках значно прискорює процес виявлення розташування мін на місцевості. Такі системи використовуються для швидкого розмінування територій.

Використання технологій штучного інтелекту в розмінуванні не можна недооцінювати. Їх впровадження відкриває нові можливості для досягнення високої ефективності та точності у виявленні мінних полів.

Важливо розуміти, що технології штучного інтелекту дають численні переваги. По-перше, це швидкість та автоматизація. Алгоритми машинного навчання дозволяють швидко виявляти ознаки, що вказують на наявність мін, навіть за участю найменших деталей. По-друге, необхідно зазначити точність виявлення за допомогою штучного інтелекту. Штучний інтелект може навчитися на наборі даних, щоб оптимізувати процес розмінування.

Додатково, слід зазначити гнучкість. Системи штучного інтелекту можна адаптувати до різних умов і типів мінних полів. Систему можна налаштувати під зміни у місцевості, погодні умов та інші фактори, що можуть негативно впливати на розмінування.

Найголовніше, такі системи допомагають знизити ризики для цивільних осіб і людей, що займаються розмінуванням. Це сприяє зменшенню відсотка травм та нещасних випадків під час операцій з розмінування.

Дана проблема потребує інноваційних рішень. У дипломній роботі розглядається використання роботизованої системи для виявлення мінних полів.

Метою цієї роботизованої системи є автоматизація процесу виявлення мін, що зменшить ризик для життя людей, що займаються розмінуванням. Особливість даної роботи у створенні системи, яка дозволяє виявляти мінні поля.

Тому було вирішено створити роботизовану систему для виявлення мінних полів, зменшуючи ризики для життя та безпеки людей.

Апробація дослідження здійснювалась у формі участі в фахових конференціях:

1. II всеукраїнська науково-технічна конференція «Технологічні горизонти: дослідження та застосування інформаційних технологій для технологічного прогресу України і світу» з поданням тез на тему «Застосування штучного інтелекту для вивчення адаптаційних властивостей сільськогосподарських культур».

2. VII міжнародна науково-технічна конференція «Сучасний стан та перспективи розвитку IoT» з поданням тез на тему «Використання технологій машинного навчання та комп'ютерного зору в інтелектуальних системах моніторингу безпеки».

1.АНАЛІЗ ТЕОРЕТИЧНИХ ТА ПРАКТИЧНИХ АСПЕКТІВ ГУМАНІТАРНОГО РОЗМІНУВАННЯ

1.1. Особливості застосування цифрових технологій в гуманітарному розмінуванні

Розмінування – це очищення місцевості та об'єктів від вибухонебезпечних предметів, яке здійснюється з метою забезпечення безпеки життя населення. Сюди входить очищення від наземних мін, бомб, що не розірвалися, та нейтралізація токсичних зон [1].



Рис. 1.1 Типи вибухонебезпечних предметів

Гуманітарне розмінування є важливим етапом у процесі створення безпечних умов для проживання цивільного населення на відповідних територіях. Цей процес передбачає не лише видалення мін, мін-пасток та інших вибухонебезпечних об'єктів, але й оцінку та зниження ризику їхньої присутності до прийняттого рівня безпеки. Гуманітарне розмінування включає в себе: ретельний огляд та аналіз усієї території, виявлення можливих джерел небезпеки, а також ефективне очищення та

дезактивацію вибухонебезпечних предметів. Головне завдання полягає в тому, щоб запобігти певним загрозам та сприяти захисту життя і здоров'я громадян, а також створення умов для подальшого розвитку та використання території з мінімальними ризиками для населення.

Для забезпечення безпеки на постраждалих територіях використовуються цифрові технології в розмінуванні.

Знімки з супутника можуть значно полегшити пошук підозрілих зон, які можуть бути мінами. У сучасному світі є можливість отримувати знімки з орбіти з високою роздільною здатністю. Аналіз таких знімків може допомогти виявити підозрілі зони, де можна провести подальшу перевірку.

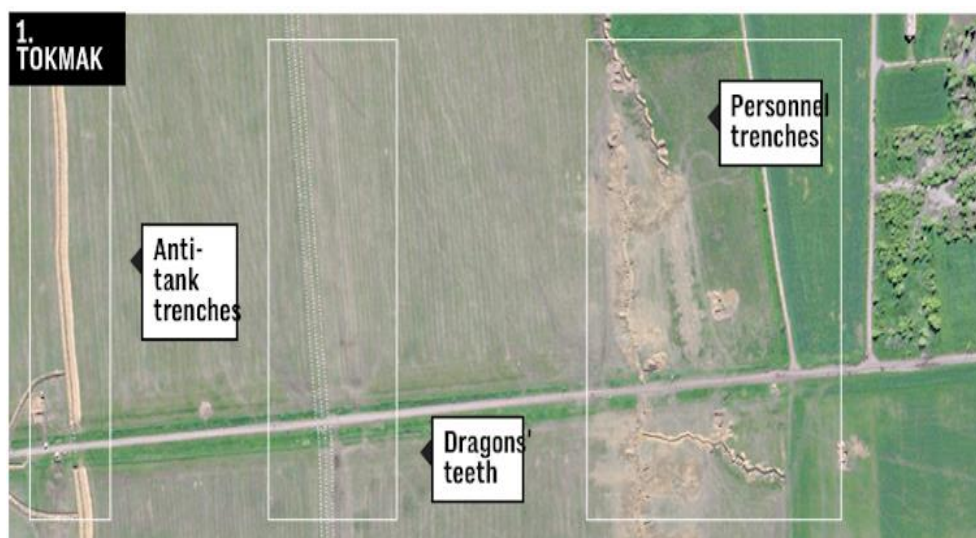


Рис.1.2 Супутниковий знімок місць з потенційним мінуванням

До ефективних методів також можна віднести літальні апарати, зокрема безпілотні літальні апарати. Деякі з них використовують спеціальні пристрої, за допомогою яких програмне забезпечення, або оператор може визначити місце знаходження вибухонебезпечного об'єкту. Перевагою таких роботизованих систем є безпека для оператора. Також можна відзначити швидкість та точність пошуку. Результати пошуку роботів потребують перевірки оператором-сапером, щоб виконати подальші дії для розмінування.



Рис. 1.3 Приклад робота для розмінування

Щоб скорегувати недоліки аерознімків, можна використовувати комп'ютерний зір для аналізу всієї отриманої інформації та автоматизації процесу. Алгоритми можуть виявляти аномалії, або ознаки, які вказують на присутність мін. Такий підхід допоможе прискорити процес виявлення.

Літальні апарати можна обладнати інфрачервоними камерами, які реєструють теплове випромінювання від наземних і підземних структур, що можуть містити міни. Більшість мін мають відмінність у тепловіддачі від навколишнього середовища, що дозволяє виявити їх за допомогою інфрачервоних знімків. Цей метод є дуже корисним у випадку, коли неможливо провести наземні обстеження.

Також комп'ютерний зір та технології обробки зображень допоможуть автоматизувати процес виявлення мін на теплових зображеннях. Автоматизована система може розпізнавати аномальні підвищення температури, що буде свідчити про наявність мін.

Інфрачервоні камери працюють в реальному часі, що робить їх особливо ефективними і дає можливість негайно виявляти та реагувати на можливі міни. Для збільшення ефективності інфрачервоне зображення можна поєднувати з іншими технологіями, такими як супутникові знімки або лідар, щоб здійснити повний аналіз території. Це дозволяє підвищити точність визначення об'єктів.

Лазерне випромінювання застосовується для вимірювання відстаней та формування точних тривимірних зображень поверхні, відомого як лазерне зондування або лідар. Маючи інформацію про поверхню, можна провести дослідження на наявність нерівностей, які потребують додаткового вивчення на предмет наявності мін.

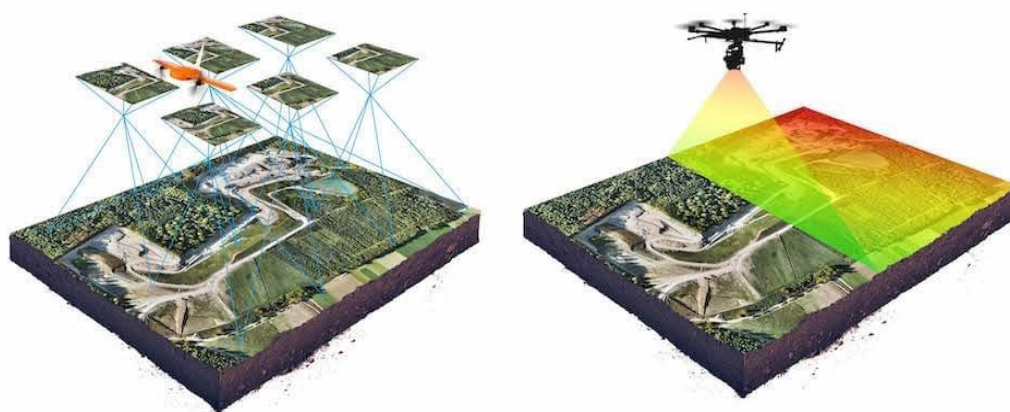


Рис. 1.4 Приклад зондування за допомогою LIDAR

Лазерне зондування точно визначає глибину об'єктів під землею. Ця інформація допомагає визначити місця розташування мін.

Як і у випадку інфрачервоних камер, інформація від лідару надходить у реальному часі, що дозволяє операторам виявляти підозрілі об'єкти без затримок. Крім того, цю інформацію можна аналізувати за допомогою комп'ютерного зору, що автоматизує процес виявлення.

Лідар також підпадає під можливу інтеграцію з іншими джерелами, з них інфрачервоні камери, супутникові знімки, для більш детальної та точної інформації.

У системах для пошуку мін, які встановлені на транспортних засобах, використовується різноманіття сенсорних пристроїв для охоплення максимальної зони виявлення. Такі системи зазвичай від 2 до 4 м завширшки. Деякі з цих систем застосовують більше одного типу сенсорної технології. Використання

робототехнічних систем може значно підвищити безпеку та ефективність процесу розмінування, що робить їх перспективними інструментами у цій сфері.

Швидкість не буде першочерговою, оскільки основне завдання полягає у пошуку мінного поля. В більшості, передбачається операція з оператором, який знаходиться на безпечній відстані. Важливо вказати цю безпечну відстань, а також методи забезпечення правильного встановлення захисних обмежень. Сучасні методи дистанційного керування, які зазвичай використовують телеоперацію, дозволяють здійснювати керування на відстані від 1 до 2 кілометрів. Переваги дистанційного керування включають можливість виконання завдання одним оператором та легкість вибору положення камери.

Система керування та зв'язку сприятиме розширенню функціональних можливостей вищого рівня, такі як об'єднання навігації та датчиків, що збільшить ефективність роботи системи. Для функціонування повноцінної системи необхідно інтегрувати системи керування маніпулятором і навігації з системою обробки та об'єднання даних. Це дозволить з високою точністю розрізняти умови, пов'язані з мінуванням, від ситуацій, де міни відсутні.

Маючи різні географічні дані, такі як рельєф, тип ґрунту та інші, можна проаналізувати та інтегрувати їх за допомогою геоінформаційних систем. Дана система дозволить створити модель картографічної інформації про територію, придатну для розмінування.

Існують різні можливості використання геоінформаційних систем, такі як: визначення небезпечних зон. Система враховує різні параметри і розраховує ймовірність знаходження мін. Також можна прокладати маршрути, які будуть безпечними для військових, мінімізуючи ризик натраплення на міну.

Ще одна можлива функція - система моніторингу, яка в реальному часі надає інформацію операторам, які керують процесом розмінування.

Геоінформаційні системи можуть бути використані для створення візуалізацій результатів виявлення та розмінування, що сприяє кращому розумінню стану та прогресу операцій. Також ці системи можуть генерувати звіти та надавати

аналітичну інформацію, що є корисним для прийняття рішень на вищих рівнях керівництва [2].

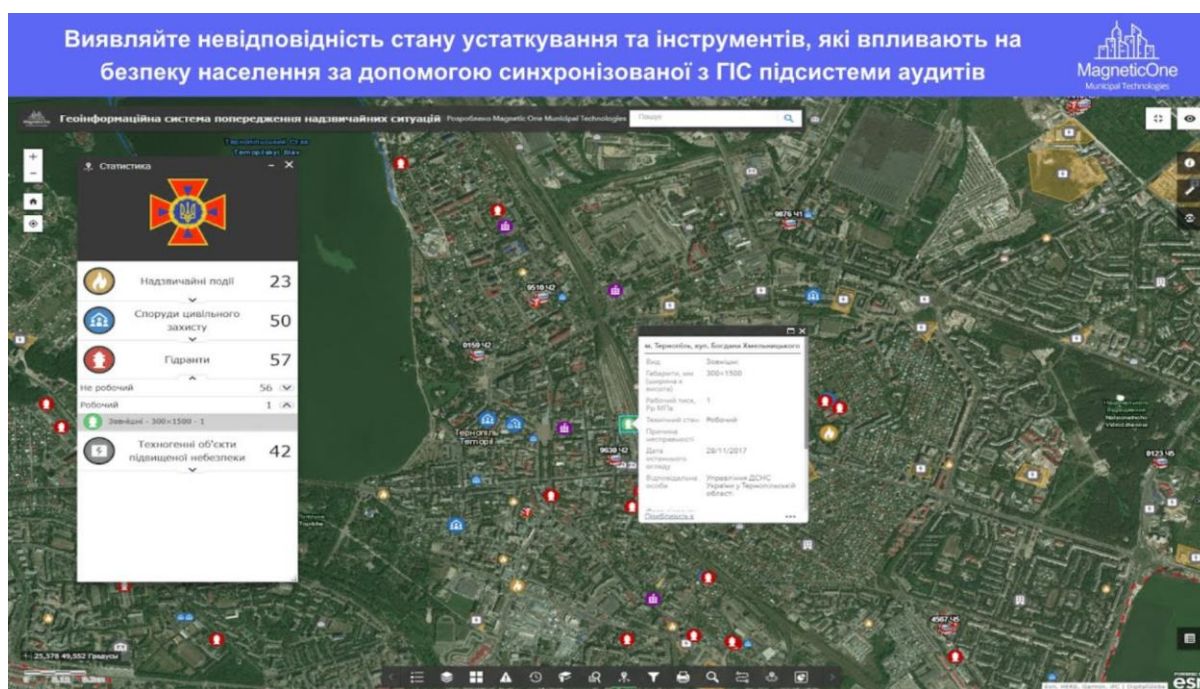


Рис. 1.5 Геоінформаційна система попередження надзвичайних ситуацій

Інтеграція штучного інтелекту та технологій машинного навчання в процеси виявлення мін відкриває нові перспективи для досліджень. За допомогою цих технологій можна автоматично обробляти зображення, щоб виявляти характеристики, притаманні мінам або підозрілим об'єктам. Алгоритми ефективно виявляють мінні поля за допомогою розпізнавання шаблонів на зображеннях.

Машинне навчання здатне інтегрувати дані з різноманітних джерел, таких як теплові зображення, лідар, супутникові знімки та інші сенсори, що дозволяє отримувати комплексну інформацію про потенційні загрози та створювати точніші моделі. Воно також може виявляти міни, за зміною ландшафту або інших параметрів.

Використання штучного інтелекту дозволяє оптимізувати алгоритми виявлення шляхом навчання на великих обсягах даних. Це сприяє покращенню точності та швидкості процесу виявлення мінних полів. Враховуючи актуальність проблеми розмінування, впровадження таких технологій може значно підвищити ефективність та безпеку дій у цій сфері.

Використання методів машинного навчання може значно полегшити розробку моделей прогнозування розташування мін на основі різноманітних факторів. Це сприяє ефективному плануванню та виконанню операцій з розмінування. Розроблені моделі можуть аналізувати широкий спектр даних, включаючи географічні характеристики території, історичні дані про конфлікти та інші релевантні параметри. Це допомагає здійснювати інформоване прийняття рішень та спрямовувати ресурси на найбільш критичні області з погляду ризику мін [3].

Зростає зацікавленість у розробці систем виявлення потенційно вибухонебезпечних об'єктів за допомогою БПЛА. Вони використовують сенсори, маніпулятори або носії вибухівки для усунення об'єктів на місці їх знаходження. Зазвичай такі системи призначені для пошуку або нейтралізації вибухонебезпечних об'єктів на відкритих ділянках, поза тісно розташованими будівлями.

Геодезичний комплект можна використовувати для зйомки загального призначення, наукових досліджень, магнітної картографії, розвідки шахт та для забезпечення безпеки, наприклад, сканування територій на предмет наявності бомб і боєприпасів, як на суші, так і в акваторіях, а також для профілактичного моніторингу та спостереження за територіями.

Системи виявлення обмежуються лише пошуком вибухонебезпечних об'єктів на поверхні та під землею. Датчики виявлення включають метало детектор для виявлення металу в землі, теплову камеру для виявлення аномалій температури, таку як інфрачервоні камери, та датчик для виявлення порушень у землі, наприклад, наземний радар. Зібрані дані можуть зберігатися або передаватися на наземну станцію для подальшої обробки.

Отримані сигнали обробляються за допомогою нейронних мереж для виявлення присутності вибухонебезпечного об'єкту в певній зоні. Оператор за допомогою отриманих даних та системи допомоги прийняття рішень визначатиме можливі області присутності вибухонебезпечного об'єкту під землею.

Системи для виявлення вибухонебезпечних об'єктів поділяються на кілька типів, які використовують різні методи зазначені на рис. 1.6

Сучасні методи виявлення наземних мін (za Hustul et al., 2024)		
Методи виявлення наземних мін	Методи дистанційного зондування Землі	
 Біологічні • тварини: собаки, свині, гризуни • комахи: мураки, бджоли та ін.	• тварини: собаки, свині, гризуни та ін. • металлогенетично модифіковані	☐
 Електромагнітні • металодетектори • георадари • прилади ядерного радіометрії	• індукован електромагнітне випромінювання • лазери	☒
 Оптичні • тепловізори • хеміломінісценція • ІЧ абсорбційна спектроскопія	• газові сенсори • хеміломінісценція • ІЧ абсорбційна спектроскопія	☒
 Аудіологічні • сейсмічні • акустичні	• НП котри та нанокотри • сейсмічні • акустичні	☐
 Механічні • шнекове обладнання	• шнекове обладнання	☐
 Штучний інтелект • навчання із підкріпленням • машинне навчання	• каткита грейдери • навчання із підкріпленням • машинне навчання	☐

Рис. 1.6 Методи виявлення мін

Фізичний вибух виникає внаслідок переходу потенційної енергії стисненого газу в кінетичну. Це трапляється, коли властивості оболонки виявляються недостатніми для утримання газу під тиском у початковому об'ємі [4].

Хімічний вибух характеризується швидкою екзотермічною реакцією, результатом якої є утворення сильно стиснених газоподібних або пароподібних продуктів. Таку хімічну реакцію, що супроводжується вибухом, називають «вибуховим перетворенням» [4].

Вибухонебезпечний предмет визначається як такий, що містить небезпечні речовини або їх суміші, які можуть призвести до вибуху через необережне використання [5].

Аналіз об'єкту виявлення є критичним етапом у розробці системи виявлення мінних полів. Цей аналіз передбачає дослідження різних аспектів об'єктів, зокрема їх фізичних, теплових і конструктивних характеристик. Це дозволяє зрозуміти

унікальні властивості мін та інших вибухонебезпечних об'єктів, що в свою чергу сприяє ефективній розробці та вдосконаленню системи виявлення мінних полів.

На початку потрібно провести фізичний аналіз типів мін, їх конструкцію, матеріалів виготовлення. Цей аналіз дозволить визначити унікальні характеристики, що допоможе виявити об'єкт на зображеннях.

Також важливо враховувати зовнішній вплив, такий як температурні зміни, вологість, атмосферний тиск та освітлення, відносно цих об'єктів. Це дозволить уникнути пропуску похибок, які можуть виникнути в реальних умовах.

Також важливо враховувати геологічні умови для виявлення мін, такі як: різні типи ґрунтів, глибина, на якій знаходяться міни, або можливі перешкоди, які можуть ускладнити виявлення об'єктів.

Наземні протипіхотні міни є поширеними збройними засобами, які використовуються через свою ефективність та низьку вартість. Вони встановлюються швидко та можуть працювати пасивно, не потребуючи постійного обслуговування. Такі міни можуть наносити значні шкоди як військовим, так і цивільним особам, а також перешкоджати використанню земельних ділянок для різних цілей.

Відомо, що кількість наземних мін постійно зростає і точна їх кількість залишається невідомою [6]. При цьому кожен день збільшується загроза від цих небезпечних об'єктів. Одним із ключових аспектів є те, що наземні міни щорічно призводять до сотень жертв серед цивільного населення та ускладнюють використання територій для сільського господарства.

Наземні міни мають різні види та будову, а також призначені для різних цілей. Наприклад: протитанкові міни спрямовані на військову техніку, тоді як протипіхотні міни використовуються проти цивільних і військових осіб. Крім того, їх можна класифікувати за матеріалами, з яких вони виготовлені, наприклад, металеві чи пластикові.

Дистанційні системи вибуху дозволяють мінам активуватися на певній відстані від цілі, що рухається поблизу. Це робить цей тип мін особливо

ефективним у протистоянні проти рухомого військового транспорту або колон техніки, які пересуваються по території під час воєнних операцій.

Дистанційні системи вибуху можуть бути оснащені різними видами сенсорів, такими як радіочастотні, інфрачервоні або акустичні сенсори. Коли ці сенсори реєструють рух або присутність потенційної цілі в заданому радіусі, вони активують систему вибуху, спричиняючи вибух та наносячи шкоду цілі.

Такий підхід до застосування мін робить їх ефективними засобами проти рухомого військового обладнання, так як вони можуть активуватися у відповідь на зміну відстані між міною та ціллю, навіть якщо вона рухається з високою швидкістю або маневрує.

Міни часто використовуються на території бойових дій для обмеження руху противника та ускладнення маневрів техніки. Їх виявлення та нейтралізація має важливе значення для гарантування безпеки військових.

Ефективне виявлення мін є ключовим для зменшення ризику поранень та загибелі, а також для відновлення нормального функціонування території після завершення бойових дій. Аналіз об'єкту виявлення є важливим кроком у боротьбі з протитанковими та іншими типами мін, оскільки дозволяє розуміти їх конструкцію та робочі механізми, що сприяє розробці та вдосконаленню систем виявлення і нейтралізації. Постійний розвиток і впровадження нових технологій є необхідним для покращення ефективності виявлення мін.

1.2. Класифікація та ознаки мін, що розпізнаються автоматизованими системами

Міни, а також нездетоновані боєприпаси, які є наслідком бойових дій, становлять значний ризик через складність їх виявлення та очищення територій. Це проблема, яка стосується безпеки саперів і важко вирішується з наукової та технічної точок зору. Для подолання цієї проблеми потрібні значні ресурси, які використовуються не лише на саме розмінування, а й на вдосконалення обладнання та технологій для досягнення цієї мети.

У світі існують два найпоширеніших типи мін: протитанкові і протипіхотні. Міни, спрямовані проти піхоти, зазвичай мають невелику вагу і можуть бути розміщені на поверхні, закопані на малій глибині або приховані під листям. Вони призводять до трагічних наслідків, вбиваючи або роблячи людей каліками. Активація таких мін відбувається при невисокому тиску, достатньому для того, щоб спрацювати під вагою людської ноги або розтяжки. Починаючи з лютого 2022 року, російські збройні сили використовували принаймні сім типів протипіхотних мін в Україні:

- МОВ;
- MON-50;
- MON-100;
- OZM-72;
- PMN-4;
- POM-2/POM-2R;
- POM-3.

Таблиця 1.1

Основні типи мін та їх характеристики

Тип міни	Призначення	Механізм активації (тиск, кгс / спосіб)	Вага ВР (кг, приблизно)	Глибина встановлення (см) / Особливості маскування
Протипіхотна	Враження піхоти	2-20 (натиск) / розтяжка	0.03 - 0.5	0-5 (поверхня/мала глибина) / Приховані під травою, листям
Протитанкова	Ураження бронетехніки	120-400 (натиск)	2 - 10	до 25 / Закопані
Мінні пастки	Враження особового складу/техніки	Налаштовані на реакцію на рух/зміну стану	залежить від типу	Штучне маскування з використанням спец. покриттів, маскування під побутові предмети

Продовження таблиці 1.1

Тип міни	Призначення	Механізм активації (тиск, кгс / спосіб)	Вага ВР (кг, приблизно)	Глибина встановлення (см) / Особливості маскування
Саморобні вибухові пристрої	Для створення пасток	Різні способи активації	залежить від конструкції	Можуть використовувати природні матеріали, побутові предмети для маскування

Також є підтверджені докази використання російськими військами жертво залежних капканів та саморобних вибухових пристроїв в Україні з лютого 2022 року на багатьох позиціях перед відступом і залишенням своїх позицій [7]. Ці міни можуть бути вибуховими, осколковими, направленими або стрибкоподібними. Вони можуть бути як простими, так і високотехнологічними. Протипіхотні міни часто встановлюються поруч з протитанковими, щоб ускладнити їх розмінування за допомогою важкої техніки.

Протитанкові міни спрямовані на більш масивні цілі, тому вони потребують більшого тиску для активації. Їх зазвичай закопують на глибину, приблизно 25 сантиметрів, і призначені для ураження броньованих транспортних засобів. Високий тиск потрібний, щоб уникнути активації під навантаженням піхоти. Сучасні протитанкові міни стали більш технічними, вони оснащені кумулятивними зарядами для пробивання броні та можуть детонувати навіть на відстані за допомогою датчиків. Протитанкові міни змішуються з протипіхотними, щоб ускладнити ручне розмінування. Також існують типи мін подвійного призначення, які можуть активуватися під навантаженням піхоти, хоча вони залишаються в основному протитанковими.

Міни зазвичай використовуються як засоби формування мінних полів на певних територіях для ускладнення їх очищення. На таких полях присутні як протипіхотні, так і протитанкові міни, а також міни-пастки, міни з розтяжками та міни з розривними дротами. Деякі міни також можуть мати механізми самознищення або хімічно стати неактивними через певний період. Проте багато з

найпоширеніших мін не мають таких механізмів і залишаються активними протягом тривалого часу. Технології розмінування постійно вдосконалюються з кожним роком, і разом з ними розвиваються й самі міни. Розробляються нові міни, які можуть активуватися та деактивуватися, визначати напрямок та тип загрози, а також уникати розмінування. Виготовлення нових мін, які менші та легші, дозволяє швидше створювати змішані смертоносні поля за допомогою різних методів розміщення. Існують різні способи розстановки мін. Один з них - це мінування вручну відповідним персоналом, що є найбільш трудомістким. Також існують спеціальні установки на транспортних засобах для мінування. Крім того, міни можуть бути випущені з артилерійських установок на великі відстані або скинуті з літаків або крилатих ракет. Управління ООН з гуманітарних питань оцінює, що понад 100 мільйонів мін по всьому світу представляють серйозну загрозу у більш ніж 68 країнах, які потребують розмінування. Наразі щороку видаляється від 2 до 5 мільйонів мін. Темпи розвитку технологій розмінування повільніші.

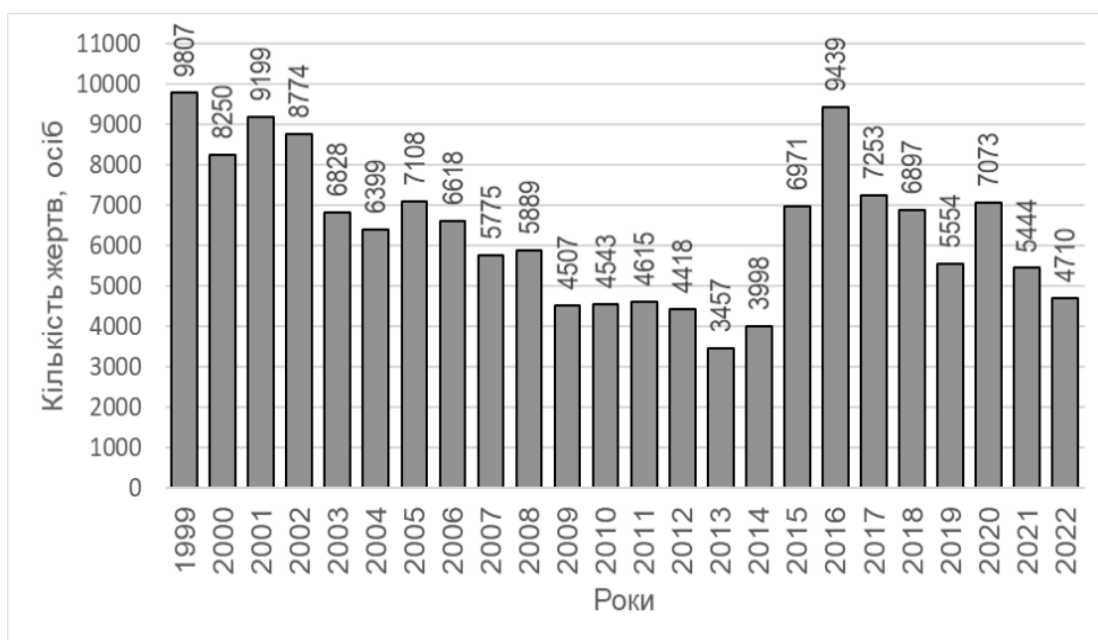


Рис. 1.7 Щорічна кількість постраждалих від наземних мін та вибухонебезпечних пережитків війни у період з 1999 по 2022 рр

Проблема боєприпасів які не здетонували, у тому числі мін, в Україні, особливо в регіонах, де відбувалися активні бойові дії, залишається нагальною[8].

Нападники, які пересувалися по території країни, часто використовували тактику розміщення мін на відстані, не формуючи чітких мінних полів або детальних карт. Це значно ускладнює завдання розмінування, оскільки точне розташування мін залишається невідомим навіть після завершення бойових дій.

Робота з розмінування на полях та в лісових масивах є особливо складною. Вибухонебезпечні предмети можуть бути приховані під шарами трав'яної рослинності або лісової підстилки, що створює додаткові ризики для життя та здоров'я спеціалістів з розмінування. Засоби індивідуального захисту, які мають сапери, не завжди забезпечують повний захист від усіх видів мін та боєприпасів.

Вибухонебезпечні предмети можна класифікувати за такими ознаками:

- призначенням;
- типом датчика цілі;
- способом установки;
- способом приведення в дію (активації);
- можливістю зняття і знешкодження;
- способом ураження.

Протипіхотні міни призначені для застосування проти людей. Вони активуються при контакті з людиною. В залежності від типу міни, вони можуть призводити до смертельних наслідків для однієї чи більше осіб.

Основні ознаки протипіхотних мін включають їх невеликі розміри, різноманітну форму та різні кольори. Колір (коричневий, світло- або темно-коричневий, зелений) залежить від місцевості для кращого маскування під час встановлення, задля покращення відповідності оточуючому середовищу. Ці міни добре маскують, тому вони стають майже непомітними, і вони найчастіше встановлюються з розтяжками без терміну придатності, що означає, можливість активації через багато років.

За типом ураження протипіхотні міни поділяються на дві основні групи:

фугасні міни, основний фактор вибухова хвиля, яка руйнує все на своєму шляху;

осколкові міни, які розлітаються в різні сторони при детонації.

За типом активації протипіхотні міни можуть бути:

мінами, що активуються коли на них наступають або зачіпають їх;



Рис 1.8 Протипіхотна та протитанкова міна натискної дії

- мінами, які активуються, коли датчик міни виявляє ціль, не потребуючи прямого контакту.

—



Рис 1.9 Протипіхотна міна з сейсмічним датчиком

В залежності від способу ураження міни можуть бути:

- мінами кругового ураження, які вражають в усіх напрямках від епіцентру вибуху;

- мінами спрямованої дії, що вражають в певному секторі.

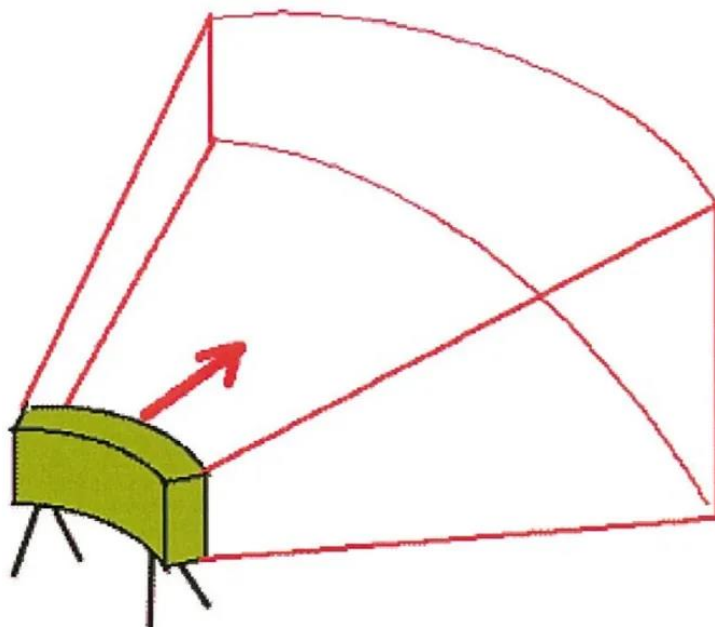


Рис. 1.10 Сектор розкиду осколків міни МОН-50

Міни складаються з заряду детонатора (замикача), вибухової речовини, датчика цілі, корпусу і підричника. Деякі типи мін мають пристрої, що забезпечують безпеку при установці, які ускладнюють зняття і знешкодження.

За способом приведення в дію протитанкові міни поділяються на керовані і некеровані. Керовані міни переводяться в бойове положення або спрацьовують по команді, переданій по радіо або по дротовому зв'язку. Некеровані міни вибухають від танку, автомашини, що наїхали на детонатор, або після закінчення заданого часу.

Протитанкові міни поділяються на контактні та неконтактні, залежно від конструкції детонатору. Контактні міни спрацьовують безпосередньо при наїзді танку на їх детонатор, тоді як неконтактні активуються від дії фізичного поля цілі (акустичного, магнітного, вібрацій).

В залежності від типу датчика цілі протитанкові міни бувають [8]:

- магнітні міни;
- сейсмічні міни;
- натискні міни;
- теплові міни;
- інфрачервоні міни.

За способами установки протитанкові міни діляться на: витягуванні, що можна витягати з місця установки, та не витягуванні, що вибухають при будь-якій спробі витягнути їх [9].

Міни за способом приведення в дію [9]:

міни з датчиками: оснащені датчиками, які реагують на рух або інші зміни в навколишньому середовищі;

запалювальні міни: такі міни мають вибуховий заряд, який може бути активований за допомогою дистанційного пристрою, запалювання або іншого механізму.

Міни за способом установки [9]:

міни, які встановлюються автоматично: розміщуються за допомогою спеціалізованих механізмів або транспортних засобів;

міни, які встановлюються вручну.

Серед різноманіття типів мін можна відзначити декілька важливих варіацій:

міни-пастки, приховані та призначені для активації під час виконання певних дій або активування специфічного механізму. Вони можуть бути спрямовані як проти пішоходів, так і проти транспорту;

морські міни, розташовані в воді або на морському дні. Вони активуються під час наближення суден або підводних човнів, завдаючи значних пошкоджень;

кластерні міни - це ще один тип, які розкидають декілька підричних елементів на велику площу. Кожен з них може діяти як окрема міна, спрацювуючи при контакті з метою або неподалік від неї;

міни-клеї для протидії танкам і бронетехніці містять клей, щоб прилипати до цільової техніки, ускладнюючи її рух та знижуючи ефективність. Це дозволяє ворогові затримати або виявити техніку, готуючись до наступних атак;

міни з системами попередження мають вбудовані системи попередження, що сигналізують про наближення до них. Наприклад, деякі міни можуть активувати звукові або світлові сигнали, коли людина або транспорт наближаються.

Способи установки та маскування мін залежать від конкретного середовища і умов, що суттєво ускладнює завдання їх виявлення та розмінування на території.

Щоб виявити підозрілі, або ризиковані зони, військовим і спеціальним службам потрібно ретельно вивчити та зрозуміти принципи природного і штучного маскування мін. Ці знання допомагають уникнути потенційно небезпечних ситуацій та забезпечити безпечне пересування.

Щоб уникнути розмінування, ворог постійно вдосконалює стратегії маскування. В ці методи входять як природні, так і штучні матеріали, що надають мінам «невидимість» навіть для засобів виявлення.

Найпоширеніший і найефективніший спосіб маскування залишається природним. Він використовує рослини, землю та інші природні матеріали, щоб забезпечити мінам маскування у навколишньому середовищі. Міни приховуються під шаром ґрунту або маскуються серед кущів. Цей підхід робить міни важкими для виявлення людським оком.

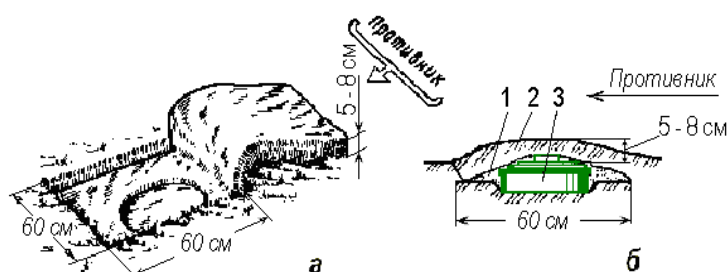


Рис. 1.11 Схема маскування мін

На природних методах маскування не закінчується. Вони доповнюються штучними методами, до яких належать спеціальні фарби або покриття, що дозволяють мінам злитися з оточенням. Такий підхід може навіть ускладнити виявлення за допомогою теплових знімків. Крім того, важливо пам'ятати про камуфляжні матеріали, які виготовляються для імітації потрібного середовища, що додатково ускладнює процес розмінування.

1.3 Переваги роботизованих систем та аналізу супутникових знімків для виявлення мінних полів

Проблема мінних полів залишається гострою та смертельно небезпечною у багатьох куточках світу, становлячи загрозу для мирного населення та перешкоджаючи відновленню територій. Традиційні методи розмінування часто є

повільними, дорогими та, найголовніше, надзвичайно ризикованими для саперів. Однак, сучасні технології пропонують інноваційні рішення, що кардинально змінюють підходи до цієї складної задачі. Інтеграція роботизованих систем та аналізу супутникових знімків відкриває нові горизонти у швидкому, безпечному та ефективному виявленні мінних загроз.

Таблиця 1.2

Методи розмінування

Вручну(сапери)	За допомогою роботів
Переваги: -точність -контроль Недоліки: -високий ризик для життя	Переваги: -безпека -дистанційна робота Недоліки: висока вартість -обмеження в умовах
За допомогою хімічних методів	За допомогою техніки(косильні машини)
Переваги: -ефективність на великих територіях Недоліки: -може залишати шкідливі залишки	Переваги: -висока швидкість Недоліки: -невідповідність для деяких умов

Використання роботизованих систем, оснащених комп'ютерним зором, у виявленні мінних полів пропонує низку суттєвих переваг, які кардинально змінюють підхід до цієї небезпечної та критично важливої задачі.[10] Ці технології не лише підвищують ефективність розмінування, але й, що найголовніше, рятують людські життя. Безперечно, головною перевагою є значне зниження ризику для життя та здоров'я саперів. Роботизовані платформи можуть працювати в небезпечних зонах, де присутність людини є вкрай небажаною. У випадку детонації міни, втрачається лише техніка, а не людське життя. Це дозволяє проводити розмінування на територіях з високою щільністю мін або там, де тип та стан мін невідомі, мінімізуючи людські втрати. Системи комп'ютерного зору, інтегровані в роботів, здатні аналізувати величезні обсяги візуальної інформації значно швидше та точніше, ніж людина. Алгоритми машинного навчання можуть бути натреновані

на розпізнавання широкого спектру мін, включаючи замасковані або частково занурені в ґрунт об'єкти, які людське око може пропустити. Камери, що працюють у різних діапазонах спектру (видимому, інфрачервоному, тепловому), дозволяють виявляти міни за їхніми тепловими слідами, відмінностями у відбитті світла від навколишнього середовища або за контурами, непомітними у видимому світлі. Сучасні нейронні мережі здатні ідентифікувати специфічні форми, розміри та текстури мін, навіть якщо вони частково приховані рослинністю або сміттям. Комп'ютерний зір може виявляти аномалії в ландшафті, такі як порушення ґрунту, нехарактерні об'єкти або сліди встановлення мін, що є важливими індикаторами потенційної небезпеки. Роботизовані системи можуть працювати цілодобово та в складних погодних умовах (дощ, туман, темрява), де людські можливості обмежені. Вони здатні обстежувати значно більші території за короткий проміжок часу порівняно з традиційними методами ручного розмінування. Це особливо важливо для швидкого очищення великих ділянок, таких як сільськогосподарські угіддя, дороги та інфраструктурні об'єкти. Людська увага та концентрація знижуються з часом, особливо при виконанні монотонної та небезпечної роботи. Втома може призвести до помилок, які в умовах мінного поля є фатальними. Роботи позбавлені цього недоліку. Вони виконують завдання з однаковою точністю та увагою протягом усього періоду роботи, забезпечуючи стабільно високу якість виявлення. Роботизовані системи з комп'ютерним зором не лише виявляють міни, але й збирають важливі дані про їхнє розташування, тип (за можливості ідентифікації) та щільність. Ця інформація може бути використана для створення детальних карт мінних полів, що є критично важливим для планування подальших операцій з розмінування та для інформування цивільного населення про небезпечні зони. Зібрані дані можуть допомогти зрозуміти принципи та методи, які використовувалися для встановлення мін, що може бути корисним для прогнозування та виявлення інших мінних полів. Інформація про щільність та типи мін дозволяє більш точно оцінювати рівень загрози на конкретній території. Роботизовані платформи можуть бути розроблені з урахуванням специфіки місцевості. Вони можуть бути компактними, маневреними та мати високу

прохідність, що дозволяє їм працювати на складних рельєфах, у густій рослинності або в зруйнованих забудовах, куди доступ для людей або важкої техніки обмежений. Комп'ютерний зір часто використовується в комплексі з іншими технологіями виявлення, такими як металодетектори, георадари (GPR) або датчики хімічних випарів. Синергія цих технологій значно підвищує надійність та ймовірність виявлення мін, оскільки дані з різних джерел доповнюють одне одного, дозволяючи системі приймати більш обґрунтовані рішення. Наприклад, комп'ютерний [11] зір може візуально підтвердити сигнал, отриманий від металодетектора, або допомогти відрізнити міну від безпечного металевго уламка. Хоча початкові інвестиції в роботизовані системи можуть бути значними, у довгостроковій перспективі вони часто виявляються економічно вигіднішими. Зменшення витрат на підготовку та утримання великої кількості саперів, скорочення часу на розмінування, а головне – запобігання людським трагедіям та пов'язаним з ними витратам – все це робить застосування роботів обґрунтованим з економічної точки зору. Впровадження роботизованих систем з комп'ютерним зором у процес виявлення мінних полів є революційним кроком, що дозволяє значно підвищити безпеку, швидкість, точність та ефективність операцій з розмінування. Це технологія, яка рятує життя, повертає землі до безпечного використання та сприяє відновленню мирного життя на територіях, що постраждали від конфліктів.

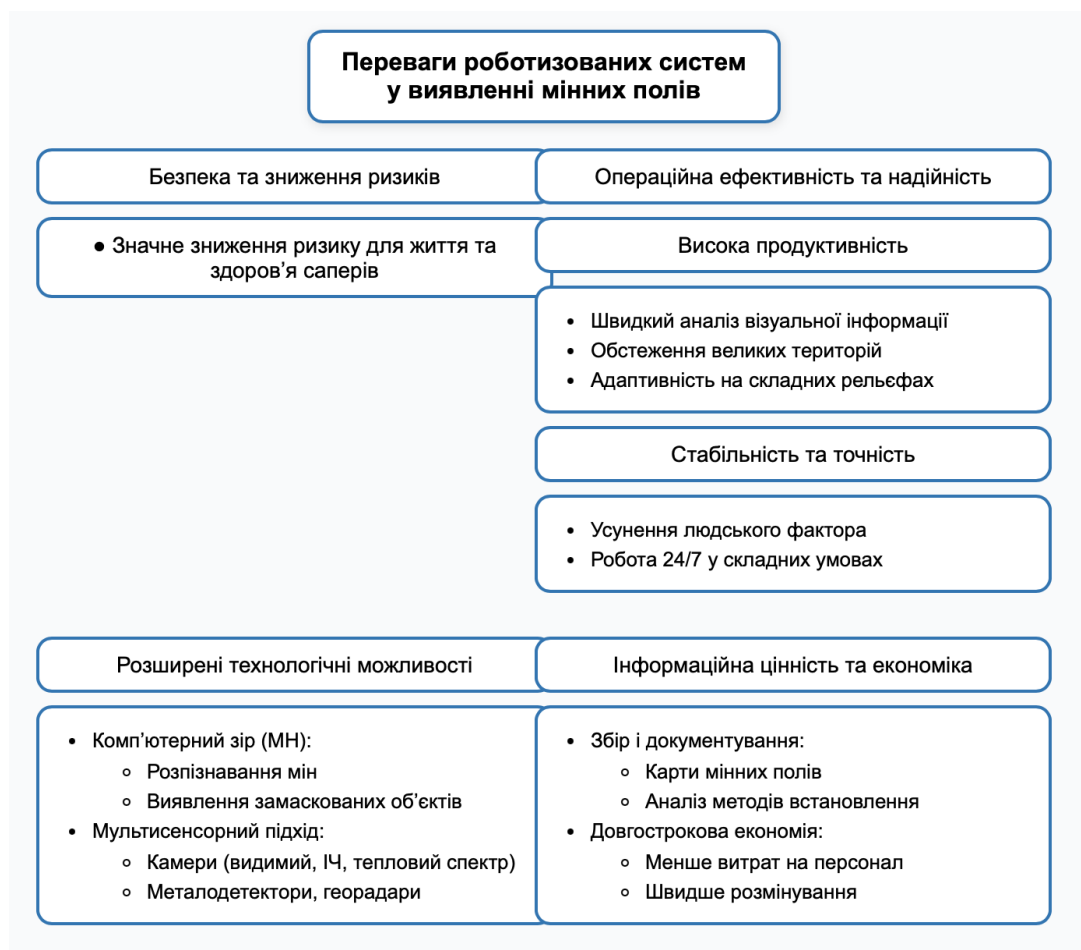


Рис. 1.12 Переваги роботизованих систем у виявленні мінних полів

Поряд із наземними роботизованими системами, значний внесок у боротьбу з мінною небезпекою робить аналіз супутникових знімків, який пропонує унікальні переваги, особливо на етапах попередньої оцінки та планування операцій з розмінування[12]. По-перше, супутники здатні за короткий час обстежити величезні площі, що є недосяжним для наземних методів. Це дозволяє швидко ідентифікувати потенційно небезпечні райони (ПНР) та визначати пріоритетні зони для більш детального обстеження наземними засобами, включно з роботами, що особливо цінно для країн з великими замінованими територіями. По-друге, аналіз супутникових даних проводиться дистанційно, без необхідності фізичної присутності людей у небезпечних зонах, що дозволяє зібрати первинну інформацію про можливе розташування мінних полів, не піддаючи ризику життя саперів на ранніх етапах розвідки. По-третє, супутникові знімки, особливо при використанні мультиспектрального та гіперспектрального аналізу, можуть виявляти непрямі ознаки мінування, такі як зміни у рослинному покриві (аномалії росту, кольору,

щільності), характерні зміни ландшафту та ґрунту (сліди встановлення мін, порушення поверхні, нетипові контури, лінії оборонних споруд), а також певні теплові аномалії. По-четверте,[13] порівнюючи супутникові знімки однієї й тієї ж території, зроблені в різний час (часовий аналіз), можна виявити появу нових мінних полів або зміни в уже існуючих, що критично важливо для оновлення карт та адаптації планів розмінування. По-п'яте, для попередньої оцінки великих територій використання супутникових даних може бути більш економічно вигідним, дозволяючи сконцентрувати дорожчі ресурси на вже ідентифікованих ПНР. До того ж супутники можуть отримувати зображення територій, куди фізичний доступ обмежений. Дані супутникового аналізу легко інтегруються в геоінформаційні системи (ГІС), дозволяючи створювати багатосарові карти небезпечних територій для комплексного аналізу. Нарешті, виявлення та картографування мінних полів за допомогою супутників допомагає планувати безпечні маршрути для гуманітарної допомоги, повернення населення та визначати пріоритетність очищення земель.



Рис. 1.13 Переваги аналізу супутникових знімків для виявлення мінних полів

Впровадження як роботизованих систем з комп'ютерним зором, так і аналізу супутникових знімків у процес виявлення мінних полів є революційним кроком. Ці технології, кожна зі своїми унікальними перевагами та часто діючи в синергії, дозволяють значно підвищити безпеку, швидкість, точність та ефективність операцій з розмінування. Супутниковий аналіз надає цінну інформацію "зверху" для широкомасштабної оцінки та планування, тоді як роботизовані системи забезпечують детальне обстеження та виявлення "на землі". Разом вони рятують життя, повертають землі до безпечного використання та сприяють відновленню мирного життя на територіях, що постраждали від конфліктів. Подальший розвиток та вдосконалення цих комплексних підходів обіцяє ще більш вражаючі результати у боротьбі з цією глобальною загрозою.

2. ОГЛЯД МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

2.1. Моделі для детекції мін

Машинне навчання представляє собою сферу штучного інтелекту та інформатики, яка активно використовує дані та алгоритми для наслідування процесу навчання людей і поступового поліпшення його точності. Ця галузь стає важливою складовою наукового напрямку, спрямованого на аналіз даних. Застосовуючи статистичні методи, алгоритми можуть навчатися класифікувати дані або робити прогнози, виявляючи ключові відмінності та закономірності у проектах з обробки інформації.

Глибоке машинне навчання може використовувати контрольовані дані для навчання своїх алгоритмів, але також може працювати з неструктурованими даними, такими як текст чи зображення. Це дозволяє розвивати навчання без значного втручання людини та розширювати його можливості в різних сферах, наприклад обробка природної мови або комп'ютерний зір.

Штучні нейронні мережі складаються з різних шарів вузлів, включаючи вхідний та вихідний рівні, а також одного або кількох прихованих шарів. Кожен вузол, або штучний нейрон, з'єднується з іншими і має свої власні ваги та пороги. Якщо вихід будь-якого вузла перевищує встановлене порогове значення, цей вузол активується, передаючи дані на наступний рівень мережі. У протилежному випадку дані не переходять на наступний рівень мережі. «Глибина» у глибокому навчанні просто вказує на кількість шарів у нейронній мережі. Нейронну мережу з більш ніж трьома шарами, включаючи вхідні та вихідні дані, можна вважати глибокою нейронною мережею або алгоритмом глибокого навчання. У той час як нейронна мережа з двома або трьома шарами вважається базовою нейронною мережею.

Роботу алгоритму машинного навчання можна розглядати як послідовність трьох основних кроків: прийняття рішень, де аналізуються вхідні дані для класифікації або прогнозування закономірностей; функція помилки, яка оцінює точність роботи моделі через порівняння передбачень із реальними даними; та

оптимізація, на етапі якої ваги моделі коригуються для мінімізації помилок, і процес повторюється до досягнення необхідної точності.

Зростання актуальності машинного навчання має своє пояснення у ряді факторів, серед яких варто відзначити майже необмежений доступ до даних, зростання доступності засобів для зберігання і обробки даних за більш доступні ціни. Сьогодні в багатьох галузях працюють над створенням надійних моделей машинного навчання, здатних аналізувати великі об'єми та складні набори даних, що призводить до отримання швидких і більш точних результатів у широкому спектрі завдань. Інструменти машинного навчання надають організаціям можливість швидше виявляти вигідні можливості та потенційні ризики.

На практиці використання машинного навчання може значно змінити результати діяльності компаній, підприємств і навіть покращити життя звичайних людей. Нові методи в цій області стрімко розвиваються і розширюють можливості машинного навчання майже безмежно. Галузі, що оперують великими обсягами даних, використовують машинне навчання як ефективний інструмент для створення моделей, розробки стратегій та планування, що дозволяє їм аналізувати величезний обсяг інформації ефективно та точно.

Машинне навчання вже широко застосовується у різних галузях, включаючи маркетинг. Багато компаній успішно використовують його для підвищення клієнтського задоволення. Наприклад: сайти електронної комерції та соціальних мереж застосовують машинне навчання для аналізу історії покупок та пошукових запитів користувачів, щоб надавати їм персоналізовані рекомендації.

Прогнозується, що майбутнє роздрібної торгівлі значною мірою буде визначатися штучним інтелектом та машинним навчанням. Бізнес-програми глибокого навчання набувають все більшого значення в аналізі, обробці та використанні даних для індивідуалізації досвіду покупок і створення персоналізованих маркетингових кампаній.

Використання алгоритмів машинного навчання для аналізу поведінки споживачів дійсно може допомогти виявити тенденції даних та розробити ефективні стратегії перехресних продажів. Це стає особливо корисним в інтернет-

магазинах, де можна надати клієнтам рекомендації щодо додаткових товарів під час оформлення замовлення.

Машинне навчання може аналізувати тисячі точок даних та застосовувати алгоритми швидше, ніж люди, що дозволяє вирішувати проблеми, які ще не були визначені. Ці технології, завдяки здатності адаптуватися до нових даних і змінювати стратегії залежно від результатів, постійно розвиваються, стаючи все більш потужними і надійними інструментами для вирішення складних завдань у різних галузях, включаючи маркетинг і транспорт.

Single Shot MultiBox Detector (SSD)[14] – архітектура одноетапної мережі виявлення об'єктів. Була запропонована у 2016 році .

Задача класифікації об'єкта на зображенні зазвичай вирішується за допомогою згорткової нейронної мережі. Однак існують задачі, де потрібно не тільки виявити об'єкт, але й визначити його місцезнаходження. Для локалізації об'єктів на зображенні існують такі методи, як SSD, YOLO.

YOLOv8 (You Only Look Once, версія 8) є сучасною та високопродуктивною моделлю для задач комп'ютерного зору, яка належить до родини одноетапних детекторів об'єктів. Модель була офіційно представлена компанією Ultralytics у січні 2023 року [15] і є наступним етапом еволюції після YOLOv5, хоча архітектурно вона є повністю незалежною реалізацією. YOLOv8 була розроблена з урахуванням потреб у високій швидкості інференсу, точності виявлення об'єктів, простоті інтеграції та універсальності застосування. На відміну від попередніх версій, YOLOv8 не є прямим спадкоємцем оригінальної лінії моделей, розроблених спочатку Джозефом Редмоном [16], а натомість представляє сучасний підхід до розв'язання задач детекції за допомогою повністю перепроєктованої архітектури.

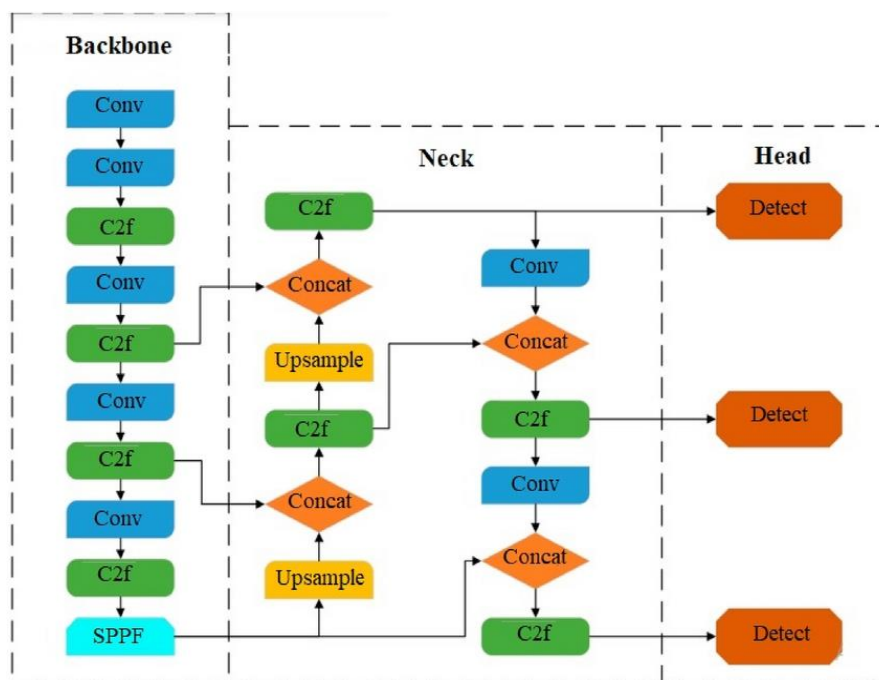


Рис. 2.1. Архітектура моделі YOLOv8

YOLOv8 розроблено як універсальну платформу для кількох задач комп'ютерного зору, таких як об'єктна детекція, сегментація інстанцій, класифікація зображень і відстеження об'єктів. Однією з ключових особливостей моделі є anchor-free підхід до передбачення bounding box'ів, що дозволяє позбутися необхідності налаштовувати сітку anchor-ів — процес, що був обов'язковим у попередніх версіях YOLO (наприклад, у YOLOv3 та YOLOv5). Anchor-free підхід зменшує кількість гіперпараметрів і покращує здатність моделі до узагальнення [17].

Архітектура YOLOv8 базується на вдосконаленій згортковій нейронній мережі, в якій можна використовувати різні типи "backbone" відповідно до вимог завдання: Ultralytics реалізували власні конфігурації — YOLOv8n (nano), YOLOv8s (small), YOLOv8m (medium), YOLOv8l (large) та YOLOv8x (extra-large), кожна з яких оптимізована за співвідношенням "швидкість/точність" [15]. У якості головки (head) використано спеціальну модифікацію, яка одночасно виконує задачі класифікації, регресії координат і, при необхідності, бінарної сегментації. У сегментаційних варіантах використовується фреймворк DeepLabV3-подібного типу для передбачення масок [18].

Значним вдосконаленням є використання функції втрат нового покоління — TaskAligned Loss [19], яка забезпечує краще узгодження між класифікаційною та локалізаційною складовими за рахунок динамічного перепризначення ваг помилок. Це сприяє підвищенню точності виявлення малих і перекритих об'єктів. Додатково YOLOv8 підтримує автоматичну обробку різнорозмірних зображень (auto-shape export), що спрощує експорт моделі у формати ONNX, TensorRT або CoreML без необхідності ручного масштабування вхідних даних.

Модель була розроблена з урахуванням потреб практичних застосувань: вона повністю сумісна з PyTorch та легко інтегрується у системи реального часу. Завдяки оптимізації інференсу та підтримці апаратного прискорення (GPU, TPU), YOLOv8 дозволяє досягти продуктивності понад 100 кадрів на секунду для версії YOLOv8n, зберігаючи при цьому прийнятний рівень точності (близько 37% mAP на COCO). Найпотужніша конфігурація YOLOv8x досягає понад 53% mAP за значно вищої обчислювальної складності, але все ще придатна до використання на потужних GPU [20].

На відміну від попередніх ітерацій, YOLOv8 є універсальною платформою, що підтримує як об'єктну детекцію, так і семантичну сегментацію та класифікацію, дозволяючи розв'язувати кілька завдань за допомогою єдиної архітектури. Це забезпечує зменшення загальної складності розгортання моделей комп'ютерного зору на виробництві. Також варто відзначити, що деякі експериментальні версії YOLOv8 використовують трансформер-подібні блоки у верхніх шарах моделі для покращення контекстного сприйняття сцени, що особливо корисно у задачах, де важливе взаєморозташування об'єктів [21].

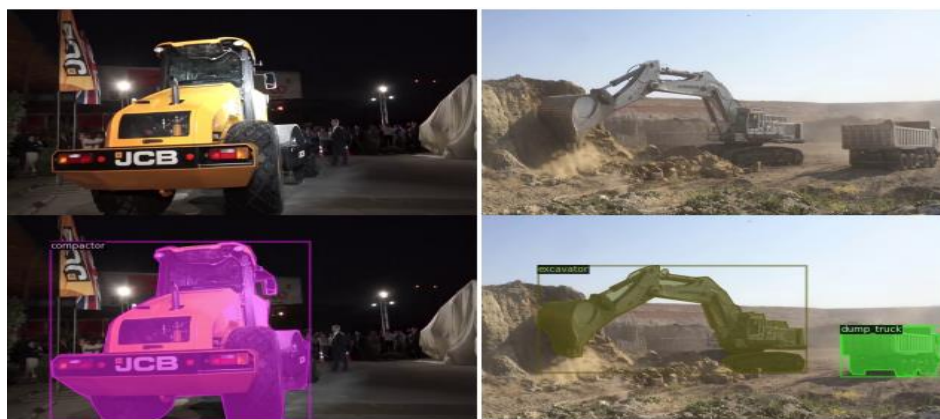


Рис. 2.1 Приклад використання YOLOv8 для задач сегментації

У практиці YOLOv8 знаходить застосування в численних сферах: відеоспостереження, автономне водіння, промислова автоматизація, медичне зображення, агроаналіз, робототехніка та інші напрямки, де потрібна швидка і точна локалізація об'єктів. Переваги YOLOv8 — це не лише її технічна досконалість, а й відкритість коду, активна підтримка спільноти та наявність великої кількості попередньо навчених моделей.

Метод Single Shot MultiBox Detector (SSD), запропонований Liu та співавторами у 2016 році [22], став важливою віхою в еволюції алгоритмів детекції об'єктів, поєднуючи високу обчислювальну ефективність із конкурентною точністю. На відміну від двостадійних детекторів, таких як Faster R-CNN, які спочатку генерують регіони-пропозиції, а потім здійснюють їхню класифікацію та регресію, SSD виконує всі ці кроки в один прохід нейронною мережею. Цей одностадійний підхід дозволяє істотно зменшити часові витрати на обробку зображення, що є критично важливим для систем реального часу.

Архітектура SSD базується на згортковій нейронній мережі, найчастіше попередньо навченої, зокрема VGG-16, яка виконує роль екстрактора ознак. Повнозв'язні шари VGG-16 вилучаються і замінюються на серію додаткових згорткових шарів, що поступово зменшують просторову роздільність і дають змогу отримувати високорівневі семантичні ознаки. Ключовим компонентом SSD є використання фіксованих предикторних боксів (default boxes) різних масштабів і аспектних співвідношень, які застосовуються до кількох шарів ознак з різною роздільною здатністю. Для кожного такого боксу модель виконує дві задачі:

класифікацію на множину об'єктних класів (разом з класом фону) та регресію для точнішого уточнення координат об'єкта. Застосування багаторівневої архітектури дозволяє виявляти об'єкти як великих, так і малих розмірів завдяки використанню інформації з різних рівнів просторової абстракції.

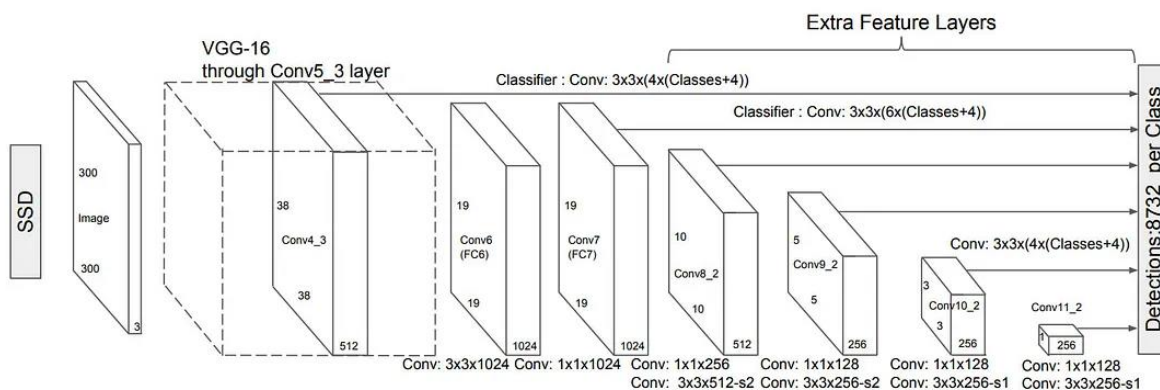


Рис. 2.2 Архітектура моделі SSD

Процес навчання SSD реалізується через комбіновану функцію втрат, яка включає класифікаційний компонент (на основі softmax) та регресійний (з використанням функції smooth L1). Щоб збалансувати значний дисбаланс між позитивними та негативними прикладами (оскільки більшість default boxes не відповідають об'єктам), застосовується техніка *hard negative mining*, що дозволяє відібрати лише найбільш «складні» негативні приклади з високою втратою, зберігаючи при цьому фіксоване співвідношення позитивних до негативних (наприклад, 1:3) [22].

Переваги SSD полягають у його високій швидкодії — наприклад, версія SSD300 забезпечує обробку понад 40 зображень на секунду на GPU — та в простоті реалізації. Крім того, метод добре масштабується на різні архітектури: як більш об'ємні (ResNet), так і легкі (MobileNet), що робить його придатним для застосування на мобільних пристроях і вбудованих системах [23]. Незважаючи на високу ефективність, SSD демонструє знижену точність при виявленні малих об'єктів. Це пов'язано з тим, що глибші шари, на яких здійснюється предикція, мають низьку просторову роздільність, втрачаючи деталізацію зображення.

Обмеження також зумовлені використанням фіксованих предикторних боксів, які можуть не відповідати реальним геометріям об'єктів.

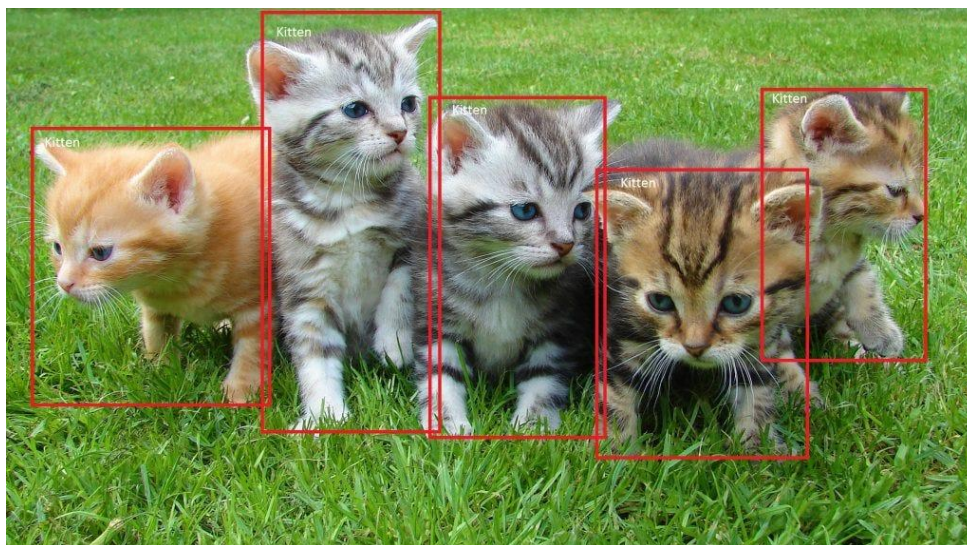


Рис 2.3 Приклад використання моделі SSD

Ці недоліки спричинили появу численних модифікацій SSD, зокрема SSD-Lite — спрощеної версії для мобільних платформ, RetinaNet — моделі, яка поєднує одностадійний підхід з *focal loss* для компенсації дисбалансу класифікації [24], а також EfficientDet, що впроваджує нові механізми масштабування та біфуркаційної агрегації ознак (BiFPN) для підвищення як точності, так і ефективності [25]. Незважаючи на те, що сучасні моделі, як-от YOLOv7, RT-DETR або DINO-DETR, перевершують SSD за точністю на складних датасетах, метод SSD залишається релевантним завдяки своїй простоті, інтерпретованості та ефективності.

Критерій	YOLOv8	SSD
Тип моделі	One-stage detector	One-stage detector
Архітектура	Сучасна, повністю конволюційна	Класична CNN
Backbone	Власний (YOLOv8n/s/m/l/x)	VGG16 / MobileNet
Підтримка сегментації	□ Так	□ Ні
Підтримка класифікації	□ Так	□ Ні
Підтримка відстеження	□ Так	□ Ні
Точність (mAP@0.5)	~37-55%	~22-30%
Швидкість (FPS)	~100-200 FPS	~50-80 FPS
Розмір моделей	~5-100 MB	~20-100 MB
Простота розгортання	□ Висока (Ultralytics API)	△ Середня
Зручність навчання	□ Легке тренування	△ Більше ручної роботи
Платформи для запуску	CPU / GPU / Edge / TFLite / ONNX	CPU / GPU / TFLite / ONNX
Використання на мобільних	□ Так (YOLOv8n/s)	□ Так (SSD-MobileNet)
Підтримка масштабування	□ Висока	△ Обмежена
Рік створення	2023	2016
Типові задачі	Детекція, сегментація, класифікація, трекінг	Базова детекція об'єктів

Рис. 2.4 Таблиця порівняння моделі SSD та YOLOv8

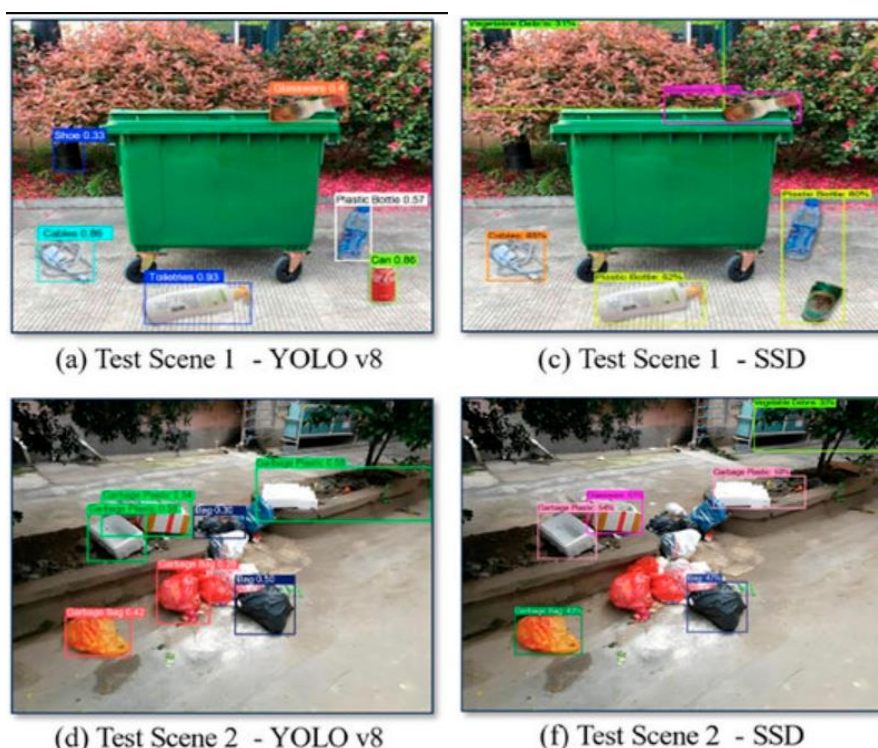


Рис. 2.5 Порівняння моделей на реальній вибірці

У задачах виявлення мін, де критично важливими є як точність, так і швидкість обробки зображень у реальному часі, вибір архітектури моделі глибокого навчання має визначальне значення. Після аналізу сучасних

одноетапних (one-stage) моделей детекції об'єктів було прийнято рішення використовувати YOLOv8 як основну.

2.2 Моделі для виявлення кратерів від мін на основі супутникових знімків

FPN (Feature Pyramid Networks) – це інструмент для виділення ознак, який приймає на вхід одномасштабне зображення довільного розміру, а на вихід подає карти ознак пропорційного розміру на декількох рівнях, повністю згорнуті за допомогою методу згортки [26]. Цей процес не залежить від базової згорткової архітектури. Тому він діє як загальне рішення для побудови пірамід ознак всередині глибоких згорткових мереж для використання в таких задачах, як виявлення об'єктів. FPN – це передова архітектура, яка широко використовується в задачах комп'ютерного зору, зокрема, для виявлення та сегментації об'єктів. Архітектура FPN вирішує проблему виявлення об'єктів різного масштабу шляхом створення різномасштабного представлення ознак з одного вхідного зображення. Це досягається за допомогою ієрархічного підходу, який використовує властиву згортковим нейронним мережам (CNN) форму піраміди. Основна ідея полягає в тому, щоб будувати карти об'єктів з різною роздільною здатністю, фіксуючи дрібні деталі з високою роздільною здатністю і більш абстрактні об'єкти з низькою роздільною здатністю, що дозволяє надійно виявляти об'єкти різного розміру.

Загальна архітектура мереж FPN зображена на рис. 2.5. FPN складається з двох основних частин: висхідного шляху та низхідного шляху з бічними зв'язками. Висхідний шлях – це стандартна згорткова мережа, яка створює карти ознак з меншою просторовою роздільною здатністю, але більшою семантичною насиченістю. Шлях згортання зверху-вниз потім підвищує дискретизацію цих карт ознак для створення піраміди ознак з вищою роздільною здатністю. Бічні зв'язки використовуються для об'єднання об'єктів з висхідного шляху з вибіркою 19 об'єктів з низхідного шляху, покращуючи представлення кожного рівня в піраміді. Цей процес об'єднання поєднує семантичну інформацію з глибших шарів з

просторовою інформацією з більш дрібних шарів, в результаті чого створюються карти об'єктів, які є як семантично сильними, так і просторово точними. FPN довели свою високу ефективність у підвищенні продуктивності різних систем виявлення об'єктів, таких як Faster R-CNN і Mask R-CNN, забезпечуючи багатші і більш дискримінативні представлення ознак для виявлення різномасштабних об'єктів.

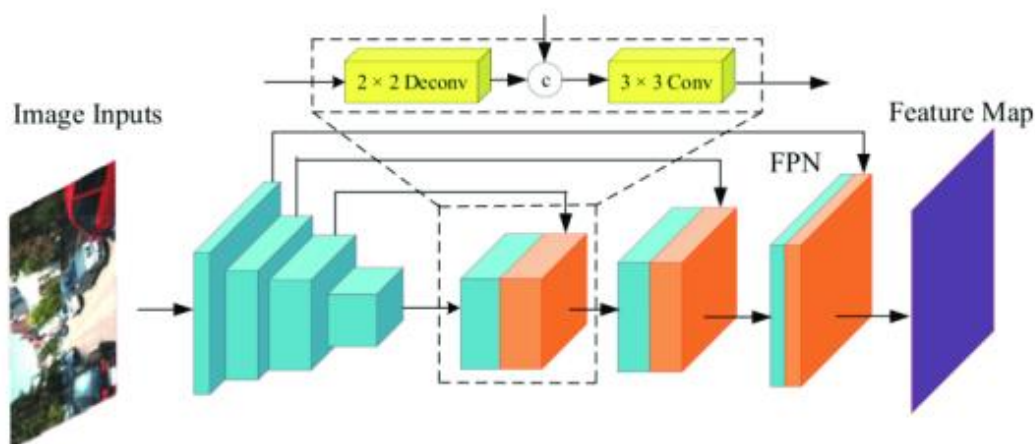


Рис. 2.6 Архітектура мереж FPN

FPN суттєво вплинули на різні реальні застосування, особливо в галузях, що вимагають високоточного виявлення та сегментації об'єктів. В автономному водінні FPN відіграють вирішальну роль в ідентифікації об'єктів, таких як пішоходи, транспортні засоби та дорожні знаки, на основі зображень, отриманих з камер, встановлених на транспортних засобах [27]. Багатомасштабне представлення об'єктів дозволяє з високою точністю виявляти як дрібні об'єкти, такі як віддалені пішоходи, так і великі, наприклад, транспортні засоби, що знаходяться поблизу. Ця можливість є життєво важливою для безпеки та надійності автономних систем, де детальне розуміння навколишнього середовища має важливе значення для навігації та прийняття рішень.

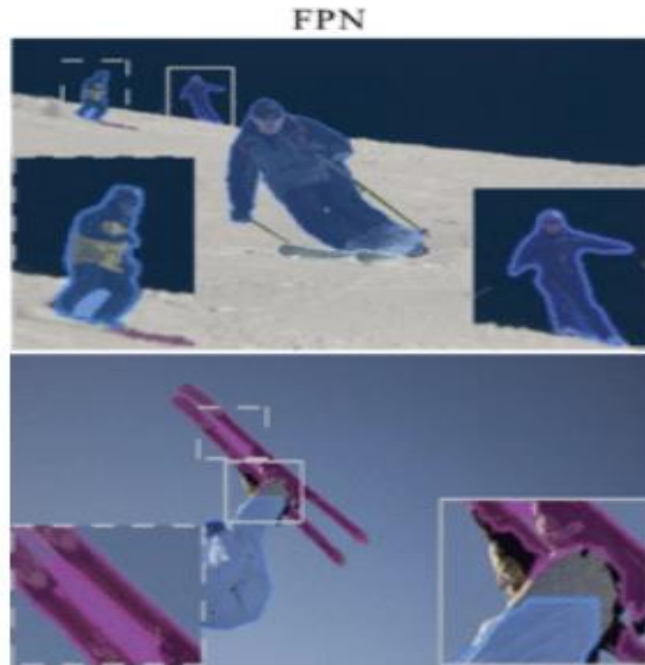


Рис. 2.7 Приклад використання FPN

U-Net — це архітектура згорткової нейронної мережі, спочатку створена для завдань біомедичної сегментації зображень. Вперше представлена у роботі [28], вона швидко здобула популярність завдяки своїй високій ефективності в різних задачах сегментації. Назва «U-Net» походить від характерної форми мережі, що нагадує букву «U», яка включає два основні етапи: звужувальний (енкодер) та розширювальний (декодер) шляхи. Така архітектура забезпечує поєднання глобального контексту з точною локалізацією, що є особливо важливим для сегментації дрібних і складних структур (рис. 2.7).

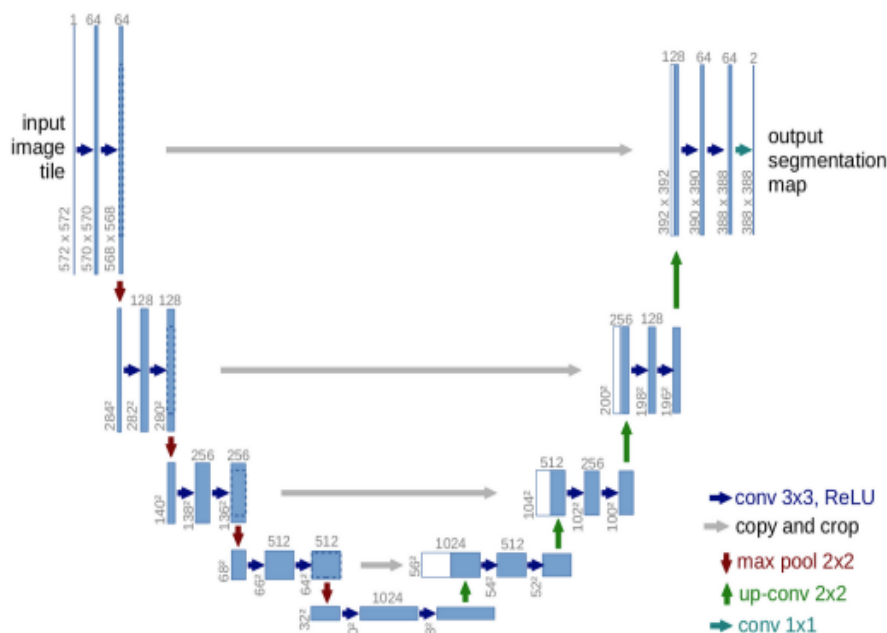


Рис. 2.8 Архітектура U-net

Звужувальна частина U-Net функціонує подібно до класичної згорткової мережі: кожен її блок включає згорткові шари, після яких ідуть функції активації ReLU та операції максимального об'єднання (пулінгу). Це поступово зменшує просторові розміри карт ознак, але водночас збільшує їхню глибину, що дозволяє виявляти багаторівневі ознаки зображення. Кожен крок цього процесу сприяє формуванню дедалі абстрактніших уявлень про вхідне зображення, що має ключове значення для розпізнавання складних структур та контексту.

Розширювальний шлях віддзеркалює звужувальний, але виконує зворотні операції. Він передбачає поступове збільшення просторової роздільної здатності карт ознак за допомогою транспонованих згорток (деконволюцій). На кожному етапі також застосовуються пропускі зв'язки, які поєднують відповідні ознаки з енкодера. Ці зв'язки відіграють важливу роль, оскільки зберігають детальну інформацію, яка могла б бути втрачена під час зменшення роздільності. Така комбінація детальних і семантичних ознак дозволяє мережі точно визначати межі об'єктів.

Загалом, архітектура U-Net забезпечує ефективний компроміс між точністю локалізації та глибоким розумінням контексту. Завдяки симетричній побудові та

використанню пропускових з'єднань, ця модель стала універсальним інструментом у багатьох сферах — не лише в медицині, а й у супутниковому аналізі, сільському господарстві тощо, де висока точність сегментації є критично важливою.

Застосування U-Net у практиці охоплює широкий спектр реальних задач, найуспішніші з яких пов'язані з медичною візуалізацією. Зокрема, вона широко використовується для сегментації анатомічних структур на знімках МРТ та КТ. Її здатність точно виділяти контури органів, тканин та патологічних змін (наприклад, пухлин) є надзвичайно корисною для радіологів під час діагностики та планування лікування. В онкології, наприклад, U-Net допомагає точно визначити об'єм пухлини, що має вирішальне значення для оцінки перебігу захворювання та планування терапії.

Окрім медицини, U-Net успішно адаптована для аналізу супутникових та аерофотознімків в екологічному та аграрному моніторингу. У цих галузях вона дозволяє сегментувати різні типи земного покриття — ліси, водні об'єкти, міські території тощо — що важливо для оцінки змін навколишнього середовища, управління ресурсами й міського планування. В сільському господарстві U-Net допомагає аналізувати стан посівів, виявляючи хвороби, шкідників та інші проблеми, що дозволяє фермерам оперативно реагувати та підвищувати врожайність при зниженні витрат на хімікати [29].

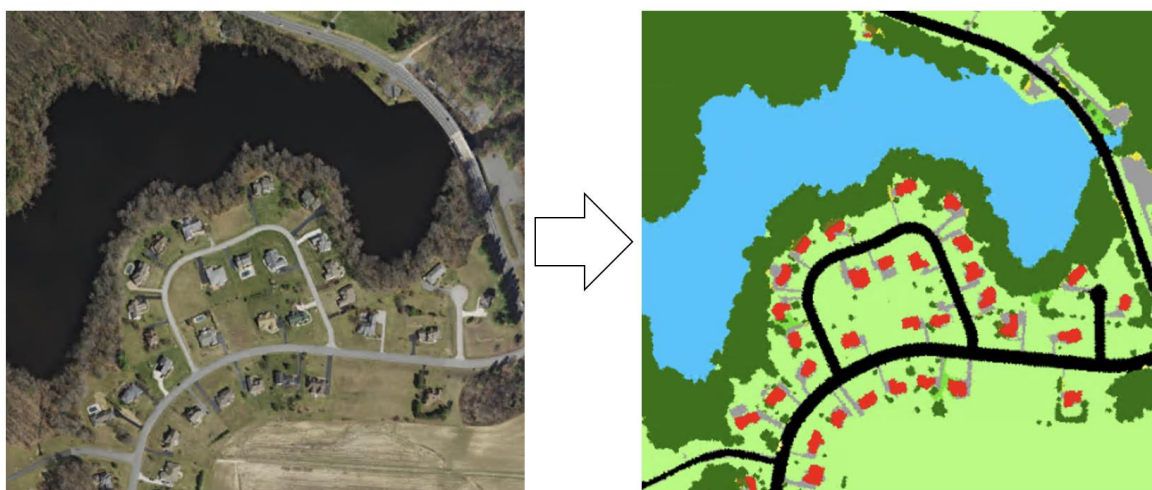


Рис. 2.9 Приклад використання U-net в задачі сегментації

Таблиця 2.1

Порівняння моделей FPN та U-net

Характеристика	U-Net	FPN (Feature Pyramid Network)
Архітектура	Симетрична encoder-decoder архітектура з пропусками (skip connections)	Ієрархічна архітектура з побудовою піраміди ознак
Призначення	Сегментація зображень	Обробка зображень для задач детекції, класифікації та сегментації
Обробка просторової інформації	Висока точність локалізації завдяки симетричному декодеру	Агрегація ознак з різних масштабів (multi-scale features)
Масштабування та узагальнення	Погано масштабується без модифікацій	Добре працює з об'єктами різного розміру завдяки піраміді ознак
Переваги для супутникових знімків	Висока точність сегментації для дрібних структур (наприклад, дороги)	Добра продуктивність для задач з об'єктами різних розмірів (будівлі, поля)
Недоліки	Не використовує ознаки з декількох масштабів	Може потребувати більше ресурсів
Типові модифікації	U-Net++ (глибші skip-з'єднання), Attention U-Net	Поєднання з ResNet, EfficientNet тощо як базовим енкодером
Навчання	Швидше та стабільніше на невеликих даних	Краще узагальнює на великих датасетах
Використання в літературі	Широко використовується в медичній і супутниковій сегментації	Часто використовується у задачах детекції в супутникових знімках
Простота реалізації	Проста та інтуїтивно зрозуміла	Складніша архітектура для реалізації з нуля

Для задачі детекції мін на супутникових знімках вибір архітектури моделі є визначальним фактором для досягнення високої точності та надійності результатів. У цьому дослідженні було обрано модель U-Net замість Feature Pyramid Network (FPN) з огляду на її специфічні переваги, що більш відповідають особливостям поставленої задачі.

По-перше, U-Net демонструє високу ефективність у задачах сегментації зображень, особливо коли потрібно відновити просторову інформацію в масштабі пікселів. Архітектура U-Net має симетричний "стискаючий–розгортаючий" дизайн із численними пропусками (skip connections) між відповідними шарами кодувальника та декодувальника. Це дозволяє моделі зберігати детальну локальну інформацію, що є критично важливим при розпізнаванні малих та розріджених об'єктів, таких як міни, на складних фонових зображеннях супутникової зйомки.

По-друге, U-Net менш складна у конфігурації та навчанні порівняно з FPN, що сприяє більш стабільній конвергенції при обмеженій кількості анотованих даних — характерній проблемі у сфері мінної детекції. У свою чергу, FPN має архітектуру, оптимізовану для побудови багатомасштабних ознак та часто використовується для завдань об'єктного детектування у контексті великих об'єктів, тоді як у випадку з мінними полігонами важливішою є точність сегментації дрібних, часто нерівномірно розподілених об'єктів.

2.3. Опис набору даних та технологій

Для реалізації системи детекції мін, в даному дослідженні буде використовуватися набір даних [30] YOLO8 Detection Red PFM. Набір даних створено дослідниками з Університету Південної Каліфорнії з метою виявлення протипіхотних мін типу PFM (Plastic Fragmentation Mine) на зображеннях. Це спеціалізований набір даних, який містить фотографії, на яких позначено місцезнаходження мін за допомогою прямокутників. Міни зазвичай мають темно зелений колір і можуть бути частково захищені серед трави, ґрунту або інших перешкод.

Загалом у наборі понад 600 зображень, кожне з яких може містити одну або кілька мін. До кожного зображення додається файл з координатами об'єктів – він точно вказує, де на зображенні розташована міна. Ці координати зберігаються у форматі, який підходить для навчання моделей комп'ютерного зору, зокрема моделей серії YOLO (You Only Look Once), які спеціалізуються на швидкому і точному виявленні об'єктів.

Цей набір даних був створений для того, щоб полегшити розробку автоматичних систем, які можуть виявляти міни за допомогою камер, встановлених на дронах, роботах або мобільних пристроях.



Рис 2.10. - Приклад з набору даних YOLO8 Detection Red PFM

Як вже зазначено вище, для детекції мін я буду використовувати моделі родини YOLO, а саме YOLOv8.

Що стосується аналізу супутникових знімків, то для побудови датасету було використано два основних джерела: супутникові знімки та відповідні маски з позначеними кратерами. Початковий датасет був поділений на фрагменти (патчі) розміром 128×128 пікселів. Такий розмір обрано довільно, оскільки моделі,

розглянуті в цій роботі, підтримують зображення будь-якого розміру за умови, що його розміри кратні 32.



Рис. 2.11 Приклад з набору даних

Вибір патчів для подальшого використання здійснювався за критерієм мінімального покриття: маскована область повинна була займати щонайменше 10% загальної площі зображення. Це дозволило зосередитися на інформативних ділянках і виключити приклади, непридатні для навчання моделі. На цьому етапі було сформовано 1000 патчів.

Далі датасет було розподілено на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки у співвідношенні 80%:10%:10%. Такий підхід забезпечує ефективне навчання моделей та об'єктивну оцінку їхньої продуктивності на нових даних.

В роботі [31] був використаний даний набір даних для аналізу пошкоджень, викликаних військовими діями.

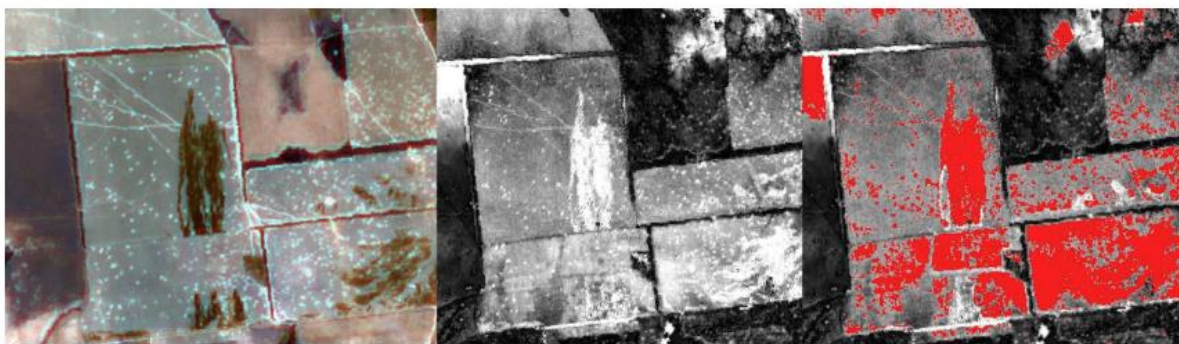


Рис 2.12 Приклад використання даних з роботи [31]

Розроблені методи можуть бути застосовані для автоматизованого моніторингу пошкоджень сільськогосподарських угідь, що дозволить оперативно оцінювати масштаби шкоди та планувати відновлювальні роботи.

3.РЕАЛІЗАЦІЯ ДЕТЕКЦІЇ МІННИХ ПОЛІВ ТА ІНТЕГРАЦІЯ В РОБОТИЗОВАНІ СИСТЕМИ

3.1 Реалізація детекції мін за допомогою моделі YOLO

Експерименти виконувалися у хмарному середовищі Google Colab із використанням графічного процесора NVIDIA L4 (24 GB VRAM). Вибір цієї платформи зумовлений необхідністю високопродуктивного обчислення для тренування сучасних моделей сегментації екземплярів, оскільки великі архітектури потребують значних обчислювальних ресурсів і обсягу відеопам'яті. Google Colab забезпечує оптимальний баланс між доступністю, простотою масштабування експериментів і інтеграцією з інструментами Python-екосистеми, що дозволяє швидко налаштовувати й розгортати середовище для тестування різних моделей без витрат на фізичну інфраструктуру.

Для реалізації навчання й оцінювання використовувалися такі бібліотеки: PyTorch [32] як основний фреймворк для глибинного навчання, а також Ultralytics [33] для запуску моделей YOLOv8-seg. Усі бібліотеки були встановлені в актуальних на момент дослідження версіях.

```

from ultralytics import YOLO

model = YOLO('yolov8n.pt')

model.train(
    data='path/to/dataset.yaml',
    epochs=50,
    imgsz=640,
    batch=8,
    lr0=0.001,
    optimizer='Adam',
    device='cuda',
    name='mine-detector',
    project='suland',
    patience=10,
    workers=4
)

```

Рис 3.1. - Код для тренування моделі YOLOv8

```

from ultralytics import YOLO
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt

model = YOLO('suland/mine-detector/weights/best.pt')

results = model('path/to/test/image.jpg')

results.save('detections/')

```

Рис 3.2. - Код для застосування моделі та збереження результатів

Тренувальна вибірка має вигляд продемонстрований на рис. 3.3



Рис. 3.3 - Тренувальні дані для моделі

Після тренування моделі запусимо її на тестовій вибірці яка має вигляд показаний на рис.3.4



Рис 3.4. - Тестові зображення

Відповідний результат використання натренованої моделі має наступний вигляд на рис 3.5



Рис. 3.5 Результат детекції

Як можна помітити модельна гарно знаходить міни з точністю близько 97%.

3.2 Реалізація детекції кратерів від мін на основі супутникових знімків

Результати реалізації моделі U-net зображені на рисунках нижче

На рис. 3.6 зображений приклад знімку і істинної маски, взятий з тестового датасету. На рис. 3.7 були продемонстровані прогнозовані маски моделі, навченої з використанням з функцією втрат Dice Loss

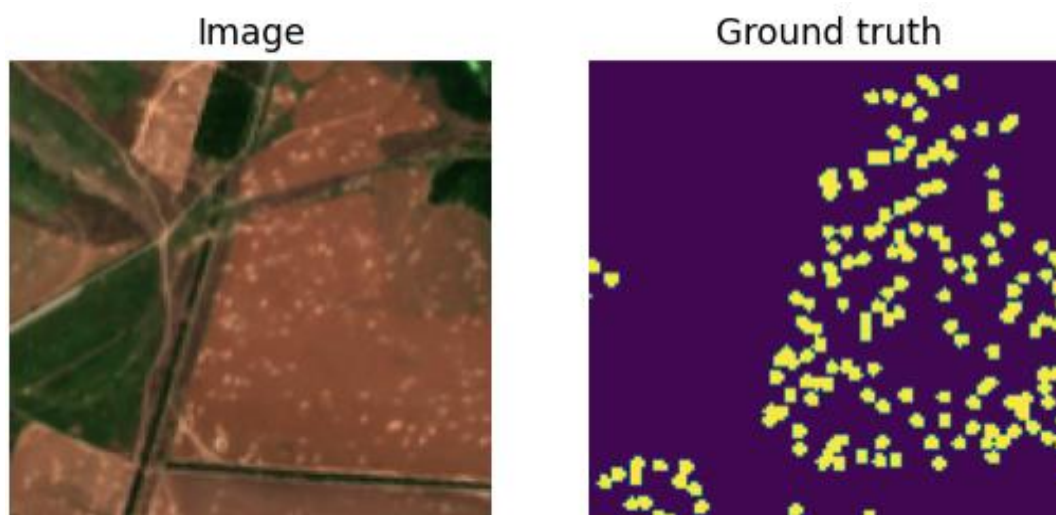


Рис 3.6. - Приклад знімку і істинної маски з тестового датасету

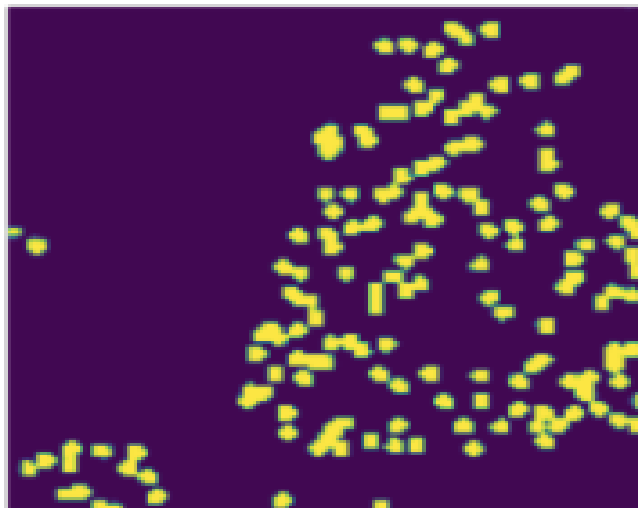


Рис 3.7. - Прогнозована маска моделі U-net з функцією витрат Dice Loss

Функція витрат Dice Loss була обрана через наступну причину. Dice Loss дуже чутлива до просторового перекриття між прогнозованими та фактичними сегментами. Ця чутливість спонукає модель створювати більш точні прогнози як за формою, так і за розташуванням, що має вирішальне значення для задач, де потрібна точна сегментація.

Результати детекції мін: Модель YOLOv8, навчена на відповідному наборі даних (Рис. 3.1 та Рис.3.2), продемонструвала здатність до локалізації цільових об'єктів як на тренувальних (Рис. 3.4), так і на тестових зображеннях (Рис. 3.5-3.6). Візуальний аналіз свідчить про коректне розпізнавання та обмеження об'єктів рамками.

Результат аналізу супутникових знімків: Модель U-Net ефективно справляється із завданням сегментації кратерів, що є ключовим для подальшого аналізу мінних полів за супутниковими знімками. U-Net, хоча й була спочатку розроблена для сегментації біомедичних зображень, де часто доводиться працювати з об'єктами малого розміру та складної морфології, швидко здобула визнання та широке застосування в багатьох інших галузях, включно з аналізом даних дистанційного зондування Землі. Її успіх пояснюється унікальною архітектурою, що оптимально поєднує здатність до виділення семантичних ознак із збереженням точної просторової інформації.

Архітектура U-Net характеризується симетричними кодерно-декодерними шляхами, що нагадують літеру "U". Кодувальний шлях (енкодер) послідовно зменшує просторову роздільну здатність вхідного зображення за допомогою шарів згортки та операцій пулінгу (об'єднання). Це дозволяє мережі агрегувати контекстуальну інформацію та вивчати ознаки на різних рівнях абстракції. Однак, таке послідовне зменшення роздільної здатності неминуче призводить до втрати дрібних деталей та точної інформації про межі об'єктів, що є критичним недоліком при сегментації невеликих цілей, якими часто є кратери.

Саме для компенсації цієї втрати інформації ключову роль в U-Net відіграють пропускні з'єднання (skip connections). Ці з'єднання напряму передають карти ознак з відповідних рівнів енкодера на симетричні рівні декодувального шляху (декодера). Декодер, у свою чергу, поступово збільшує просторову роздільну здатність карт ознак за допомогою операцій транспонованої згортки (деконволюції), навчаючись відновлювати точне розташування об'єктів. Завдяки пропускним з'єднанням, на кожному етапі розширення декодер отримує не лише узагальнені семантичні ознаки від попереднього шару декодера, але й деталізовані характеристики високої роздільної здатності безпосередньо з енкодера. Це дозволяє моделі одночасно розуміти "що" знаходиться на зображенні (контекст) і "де" воно точно розташоване (локалізація).

Такий механізм є вирішальним для точної сегментації дрібних об'єктів, як-от кратери, оскільки він дозволяє ефективно захоплювати та відновлювати їхні межі та тонкі структурні особливості, які могли б бути втрачені або надмірно згладжені в глибших шарах мережі без пропускних з'єднань. Тому, здатність U-Net зберігати просторову інформацію та інтегрувати ознаки різних рівнів деталізації робить її потужним інструментом для вирішення завдань сегментації в умовах, де важлива точність виділення невеликих або слабо виражених об'єктів на супутникових знімках.

3.3 Інтеграція в роботизовані системи

Розроблені та верифіковані моделі для детекції мін (YOLOv8) та кратерів від мін на основі супутникових знімків (U-Net) створюють міцне підґрунтя для їхньої інтеграції в сучасні роботизовані системи. Така інтеграція спрямована на підвищення рівня автономності роботів, ефективності виконання ними завдань у небезпечних середовищах та зниження ризиків для людського персоналу. Модель YOLOv8, що продемонструвала високу точність (близько 97%) у виявленні мін на тестових зображеннях, як показано на Рис.3.3, після тренування згідно з Рис. 3.1-3.2 та використання на даних Рис. 3.4-3.5, може бути інтегрована безпосередньо в бортові системи наземних або низьколітаючих безпілотних роботів.

У такому випадку роботизована система, оснащена відповідними оптичними сенсорами (камерами), передаватиме зображення в реальному часі або з мінімальною затримкою на обчислювальний модуль, де розгорнута модель YOLOv8. Виявлені цією моделлю міни, тобто локалізовані об'єкти, слугуватимуть основою для подальших дій робота, таких як автоматичне маркування небезпечних ділянок, коригування маршруту для обходу перешкод, або передача координат для подальшої верифікації чи знешкодження спеціалізованими засобами, причому висока точність детекції є критично важливою для надійності таких автономних операцій.

З іншого боку, модель U-Net, ефективна у сегментації кратерів на супутникових знімках, як продемонстровано на Рис. 3.7 на основі даних, подібних до Рис. 3.6, відіграє важливу роль на етапі попереднього аналізу та планування роботизованих операцій. Результати аналізу супутникових знімків за допомогою U-Net дозволяють створювати карти потенційно замінованих територій або зон з високою концентрацією наслідків вибухів. Ця інформація є цінною для визначення пріоритетних районів для більш детального обстеження наземними роботизованими системами. Маючи попередню оцінку небезпечних зон, можна оптимізувати маршрути та завдання для роботів, оснащених системами детекції безпосередньо на місцевості, наприклад, з YOLOv8, де здатність U-Net точно

сегментувати дрібні об'єкти завдяки її архітектурі з кодерно-декодерними шляхами та пропускними з'єднаннями є ключовою. Ефективне застосування передбачає синергію обох розроблених підходів: дані від U-Net, що забезпечують широкомасштабний аналіз, спрямовують більш точкову роботу роботів з YOLOv8, відповідальною за локальну детекцію.

Для коректної інтеграції моделі YOLOv8 система має відповідати наступним вимогам(табл.3.1).

Таблиця 3.1

Технічні вимоги до системи

Категорія	Параметр / Вимога	Значення / Опис
Виявлення об'єктів	Модель	YOLOv8 (версії n/s/m)
	mAP@0.5	$\geq 90\%$
	Частота кадрів (FPS)	≥ 30 fps
	Максимальна затримка	≤ 200 мс
	Формат виводу	Bounding box + ймовірність + координати GPS
Камера	Роздільна здатність	$\geq 1920 \times 1080$ (Full HD)
	Інтерфейс	USB / CSI / RTSP
Логуювання	Збереження виявлених об'єктів	Зображення + bounding boxes + час + GPS
	Формат логів	CSV / JSON + зображення
Навігація	Геоприв'язка	GPS або RTK
	Точність координат	± 1 м
	Система управління	ROS 2 (рекомендовано)
Програмне забезпечення	ОС	Ubuntu 20.04 LTS
	Фреймворк	PyTorch / Ultralytics YOLOv8
	Інтерфейси	MQTT / WebSocket / ROS Topics
	Аугментація	Повороти, масштабування, освітлення, шум
Обчислювальна платформа	Процесор / GPU	NVIDIA Jetson (Orin / Xavier / TX2)
	RAM	≥ 8 ГБ
	GPU-пам'ять	≥ 6 ГБ
	Накопичувач	SSD ≥ 128 ГБ
Робот-платформа	Шасі	Гусеничне або колісне, кліренс ≥ 10 см
	Сенсори	Камера, GPS/RTK, IMU, (опційно металодетектор)
	Акумулятор	Автономність ≥ 2 год
	Аварійне зупинення	Присутнє

Продовження таблиці 3.1

Категорія	Параметр / Вимога	Значення / Опис
Безпека	Дистанція керування	≥ 50 м
	Потокове відео	В реальному часі для оператора
	Захист від відмов	Зупинка при втраті сигналу або збої
Метрики якості	Точність (mAP@0.5)	$\geq 90\%$
	FPS обробки	≥ 5
	Хибнопозитивні спрацювання (FPR)	$\leq 5\%$
	Точність геолокації	± 1 м

Модель U-Net застосовується для попереднього аналізу супутникових знімків, зокрема для сегментації кратерів від вибухів, що дозволяє визначати потенційно заміновані зони.

Синергія цих моделей забезпечує багаторівневий підхід: широкомасштабна оцінка небезпеки за допомогою U-Net слугує підказкою для цільового сканування території моделлю YOLOv8.

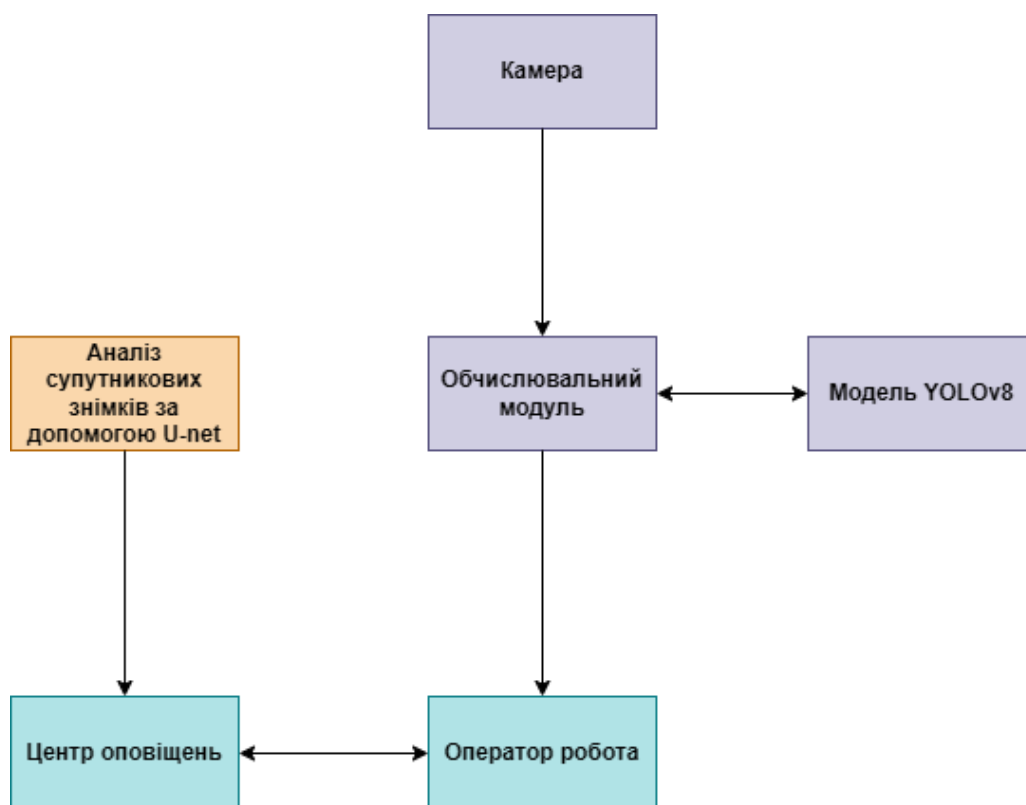


Рис. 3.8 Структурна схема інтеграції моделей в роботизовану систему

Інтеграція моделей YOLOv8 і U-Net у роботизовані платформи дає змогу створити адаптивну та ефективну систему виявлення мін, здатну працювати як у режимі широкомасштабного аналізу, так і в режимі точкової локалізації небезпек. Цей підхід має перспективи для використання в гуманітарному розмінуванні, охороні об'єктів критичної інфраструктури та підвищенні безпеки військових операцій.

Ключовими технічними аспектами успішної інтеграції є, по-перше, обчислювальні ресурси: хоча тренування моделей проводилося у високопродуктивному середовищі Google Colab з використанням графічного процесора NVIDIA L4, для розгортання на роботизованих платформах можуть знадобитися оптимізовані версії моделей (наприклад, шляхом квантування чи прунінгу) або використання спеціалізованих бортових обчислювачів для забезпечення роботи в реальному часі, враховуючи, що великі архітектури потребують значних обчислювальних ресурсів. По-друге, важлива інтеграція з системами управління робота: виходи моделей, такі як координати об'єктів та карти сегментації, повинні бути сумісні з системами навігації та управління робота для забезпечення автономної реакції, і використання фреймворку PyTorch та бібліотек Ultralytics для розробки моделей може полегшити цей процес завдяки їхній екосистемі. По-третє, необхідна надійність та стійкість, оскільки роботизовані системи повинні функціонувати в складних умовах, тому програмне забезпечення, включно з інтегрованими моделями, має бути надійним та стійким до збоїв. Загалом, інтеграція представлених моделей машинного навчання в роботизовані системи відкриває перспективи для створення більш ефективних та безпечних інструментів для завдань, пов'язаних з виявленням мін та аналізом наслідків їх застосування.

ВИСНОВКИ

Розглядаючи нагальну проблему мінного забруднення, особливо в контексті сучасних викликів, з якими стикається Україна, необхідно наголосити, що гуманітарне розмінування є критично важливим завданням для забезпечення безпеки цивільного населення, відновлення інфраструктури та повернення значних територій до безпечного використання. Нездетоновані боєприпаси та мінні поля становлять пряму загрозу життю та здоров'ю людей, а також завдають значної шкоди навколишньому середовищу та економіці. У світлі цих загроз, розробка та впровадження автоматизованих систем для виявлення вибухонебезпечних предметів набуває особливої актуальності, пропонуючи шляхи до більш безпечного та ефективного вирішення цієї складної проблеми.

Дослідження сучасних підходів до гуманітарного розмінування, проведене в рамках даної роботи, показало стрімкий розвиток та значний потенціал цифрових технологій. Було проаналізовано особливості застосування штучного інтелекту, машинного навчання та комп'ютерного зору, які відкривають нові можливості для досягнення високої продуктивності та точності при виявленні мінних полів. Вивчення ознак та основних видів мін, що можуть використовуватися у системах автоматичного розпізнавання, дозволило сформулювати вимоги до таких систем. Аналіз переваг використання роботизованих платформ та супутникових знімків підтвердив їхню ключову роль у підвищенні безпеки операцій та можливості охоплення великих і важкодоступних територій.

Особливу увагу було приділено перевагам роботизованих систем, оснащених комп'ютерним зором, які кардинально змінюють підходи до виявлення мін, значно знижуючи ризики для саперів та підвищуючи швидкість і точність обстеження. Аналіз супутникових знімків пропонує можливості для попередньої оцінки великих площ, ідентифікації потенційно небезпечних районів та моніторингу змін на місцевості, використовуючи мультиспектральний, гіперспектральний аналіз та методи часового аналізу для виявлення непрямих ознак мінування.

Практична частина дипломної роботи була зосереджена на реалізації методів детекції мін. Для цього було проведено технічний огляд алгоритмів машинного навчання, з акцентом на архітектурах, призначених для виявлення об'єктів, таких як SSD та YOLO. Для експериментальної перевірки було обрано модель YOLOv8 та спеціалізований набір даних "YOLO8 Detection Red PFM", що містить зображення протипіхотних мін типу PFM. Навчання моделі здійснювалося у хмарному середовищі Google Colab з використанням графічного процесора NVIDIA L4, що дозволило обробляти значні обсяги даних та проводити ітеративне вдосконалення моделі. За результатами експериментів було проведено аналіз ефективності розробленого підходу до детекції мін.

Паралельно було досліджено методи виявлення мінних полів на основі аналізу супутникових знімків шляхом ідентифікації кратерів від вибухів. Було розглянуто стохастичну методику на основі маркованих точкових процесів (MPP) та архітектуру згорткової нейронної мережі U-Net, яка була обрана для подальшої імплементації завдяки її високій ефективності у задачах сегментації зображень. Для навчання моделі U-Net було підготовлено датасет, що складався з фрагментів супутникових знімків розміром 128×128 пікселів та відповідних масок із позначеними кратерами, який було розподілено на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки. Проведено аналіз отриманих результатів сегментації кратерів.

У дипломній роботі було успішно розроблено та теоретично обґрунтовано концепцію роботизованої системи для виявлення мінних полів, а також практично реалізовано її ключові компоненти на основі сучасних технологій машинного навчання та комп'ютерного зору. Продемонстровані підходи здатні суттєво підвищити безпеку та ефективність процесу гуманітарного розмінування. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення номенклатури мін, що детектуються, підвищення точності та надійності систем в різноманітних умовах експлуатації, а також на інтеграцію розроблених модулів у комплексні роботизовані платформи з вищим рівнем автономності. Впровадження подібних технологій має стратегічне значення для прискорення очищення територій від вибухонебезпечних предметів та повернення їх до безпечного життя.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Веб-сайт «Вільний Шлях Є». Оператор протимінної діяльності. URL : <https://freewayua.com/pro-nas/> (дата звернення: 29.03.2025).
2. Sidebottom R.M. Detection of Landmines and Unexploded Ordnance. *Journal of Battlefield Technology*. vol. 3 (2). 2000. pp. 3-8.
3. Wilson J.L. A Review of Landmine Detection Technologies. *Journal of Mine Action*. vol. 4 (1). 2000. pp. 1-12.
4. Кобець М.В., Іщенко А.В., Кофанов А.В. Засоби виявлення знарядь та предметів злочину [Текст] : навч. посіб. Київ : «Три К», 2011. 144 с.
5. Барбашин В.В., Назаров О.О., Рютин В.В., Толкунов І.О. Основи організації піротехнічних робіт [Текст] : навч. посіб. Харків : ВРВД УЦЗУ, 2010. 353 с.
6. Bottiglero I. 120 Million Landmines Deployed Worldwide: Fact or Fiction? London : Pen & Sword Books, 2000.
7. Anti-Personnel Landmines: A Global Survey. URL : https://www.the-monitor.org/media/3352351/2022_Landmine_Monitor_web.pdf (дата звернення: 02.04.2025).
8. Шафоростов Д., Робототехнічні системи та їх застосування для пошуку вибухонебезпечних предметів. *Збірник студентських наукових статей*. Харків : ХНУРЕ, 2022. Вип. 1. С. 92–94.
9. TALON Tracked Military Robot. Army Technology. URL: <https://www.army-technology.com/projects/talon-tracked-military-robot/> (дата звернення: 08.04.2025).
10. International Committee of the Red Cross. (2022). *New technologies and humanitarian mine action: benefits and challenges*. Retrieved from <https://www.icrc.org>
11. Xu, Y., Cao, W., Liu, H., & Zhang, Q. (2021). A Review of Deep Learning Techniques for Landmine Detection. *IEEE Access*, **9**, 89790–89804. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3090580>
12. Bhardwaj, A., Joshi, P. K., & Sam, L. (2020). Applications of Remote Sensing in Humanitarian Demining. *Journal of Applied Remote Sensing*, **14**(1), 016501. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.14.016501>
13. European Space Agency (ESA). (2021). *Using Earth Observation for Humanitarian Demining*. Retrieved from <https://www.esa.int>
14. Transformer-based automated segmentation of recycling materials for semantic understanding in construction / X. Wang [та ін.] // *Automation in Construction*. — 2023. — Т. 154. — С. 104983.
15. Ultralytics. (2023). *YOLOv8 - Official Documentation*. <https://docs.ultralytics.com>
16. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).
17. Zhang, X., Wang, Y., Wang, W., Zeng, W., & Liu, W. (2020). *Bridging the Gap Between Anchor-based and Anchor-free Detection via Adaptive Training Sample*

Selection. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).

18. Chen, L. C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K., & Yuille, A. L. (2017). *DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.

19. Wang, J., Zhang, K., Yang, L., Zhang, Z., & Yuan, L. (2021). *Dynamic Label Assignment for Object Detection*. In International Conference on Learning Representations (ICLR).

20. Ultralytics. (2023). *YOLOv8 Release Notes and Benchmarks*. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>

21. Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., et al. (2020). *An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale*. In International Conference on Learning Representations (ICLR).

22. Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., & Berg, A. C. (2016). *SSD: Single Shot MultiBox Detector*. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 21–37. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2

23. Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., ... & Adam, H. (2017). *MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications*. arXiv:1704.04861. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>

24. Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollár, P. (2017). *Focal Loss for Dense Object Detection*. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2980–2988. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.324>

25. Tan, M., Pang, R., & Le, Q. V. (2020). *EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection*. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 10781–10790.

26. T. Lin та ін. «Feature Pyramid Networks for Object Detection». В: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (2016), с. 936—944.

27. Z. Liao та ін. «Real-Time Semantic Segmentation for Autonomous Driving Using Feature Pyramid Network and Fully Convolutional Network». В: IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (2021). doi: 10.1109/TITS.2021.3065024. url: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9383536>.

28. O. Ronneberger, P. Fischer та T. Brox. «U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation». В: ArXiv abs/1505.04597 (2015).

29. L. Mou, P. Ghamisi та X. Zhu. «Learning to Segment Agricultural Crops with Synthetic RGB Data». В: IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 15.3 (2018), с. 436—440. doi: 10.1109/LGRS.2018.2797422. url: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8282487>.

30. Dataset preview: [Roboflow Universe: YOLO8 Detection Red PFM](#)

31. Мудрак, І. А. Методи розпізнавання пошкоджень від воєнних дій за супутниковими даними : дипломна робота ... бакалавра : 113 Прикладна математика / Мудрак Іван Анатолійович. – Київ, 2023. – 50 с.

32. Koester, D., & Elbakary, M. (2022). Enhancing Mine Detection Efficiency through Robotics and Sensor Fusion. *Defense Technology*, **18**(3), 567–576. <https://doi.org/10.1016/j.dt.2022.02.005>
33. Mine Action Review. (2023). *Clearing the Mines 2023: Report on Global Landmine Clearance*. Retrieved from <https://www.mineactionreview.org>

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація)

РОБОТИЗОВАНА СИСТЕМА ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ МІННИХ ПОЛІВ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ



ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДО ЗАХИСТУ БАКАЛАВРСЬКОЇ РОБОТИ
СТУДЕНТКИ ГРУПИ ІСД-41
СПЕЦІАЛЬНОСТІ 126 – ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ
РЕМЕНЮК АННИ ОЛЕКСІЇВНИ
НАУКОВИЙ КЕРІВНИК – Соломаха Андрій Анатолійович к.е.н.

Київ - 2025

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

01

МЕТА, ОБ'ЄКТ І ПРЕДМЕТ РОБОТИ

Об'єкт дослідження - процес виявлення мінних полів за допомогою роботизованих систем.

Предмет дослідження - технології машинного навчання та комп'ютерного зору, зокрема моделі, такі як YOLOv8 для детекції мін та U-Net для виявлення кратерів, їхні алгоритми для аналізу зображень з метою виявлення вибухонебезпечних предметів та ознак мінування, а також методи інтеграції цих розроблених моделей у роботизовані системи для підвищення їх автономності та ефективності.



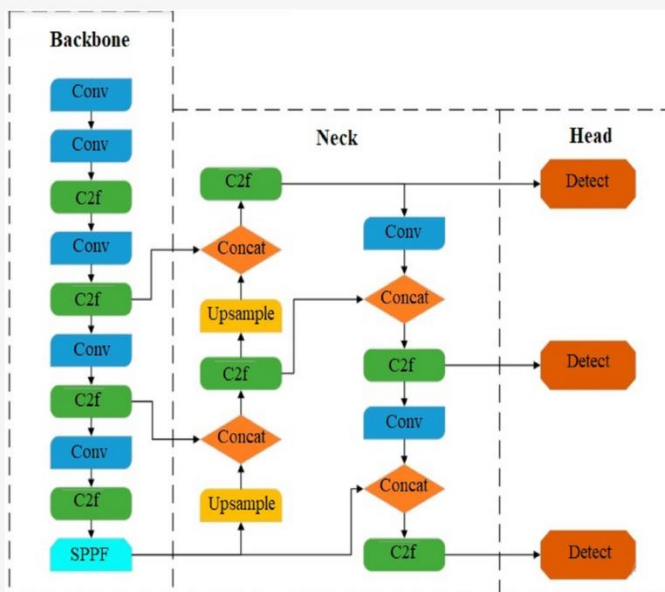
Мета роботи - автоматизація процесу виявлення мін для зменшення ризику для життя людей, що займаються розмінуванням, що включає розробку та теоретичне обґрунтування концепції роботизованої системи для виявлення мінних полів, а також практичну реалізацію її ключових компонентів на основі сучасних технологій машинного навчання та комп'ютерного зору для детекції мін та аналізу ознак мінних полів на супутникових знімках

02



АКТУАЛЬНІСТЬ ПРОБЛЕМИ ТА ВСТУП

03

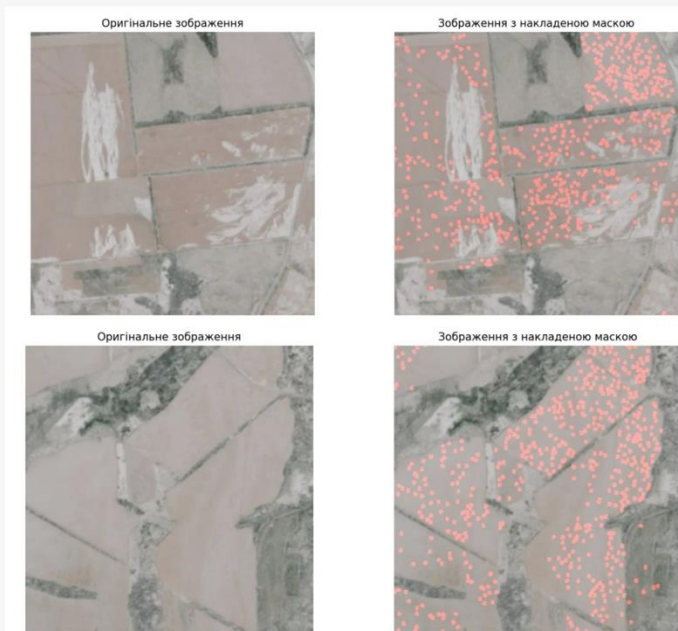


Архітектура YOLOv8

04







Огляд набору даних для тренування моделі U-net

07

```
from ultralytics import YOLO

model = YOLO('yolov8n.pt')

model.train(
    data='path/to/dataset.yaml',
    epochs=50,
    imgsz=640,
    batch=8,
    lr0=0.001,
    optimizer='Adam',
    device='cuda',
    name='mine-detector',
    project='suland',
    patience=10,
    workers=4
)
```

```
from ultralytics import YOLO
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt

model = YOLO('suland/mine-detector/weights/best.pt')

results = model('path/to/test/image.jpg')

results.save('detections/')
```

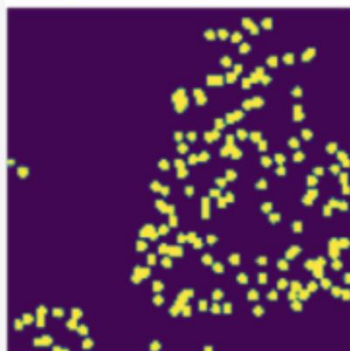
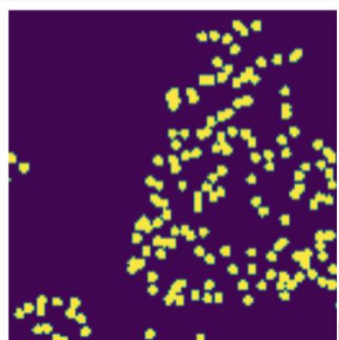
Реалізація моделі YOLOv8

08



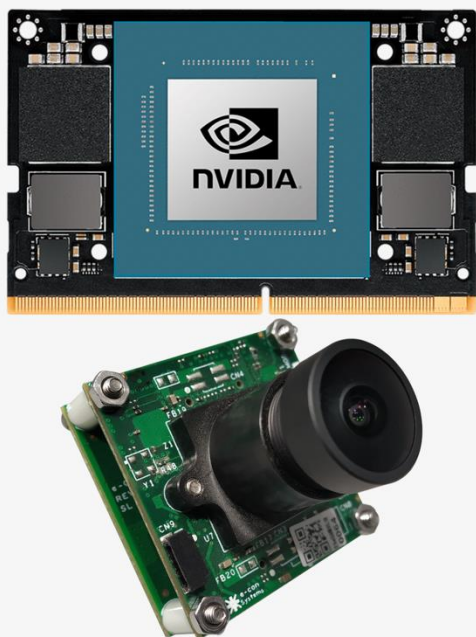
**Результат роботи
моделі YOLOv8**

09



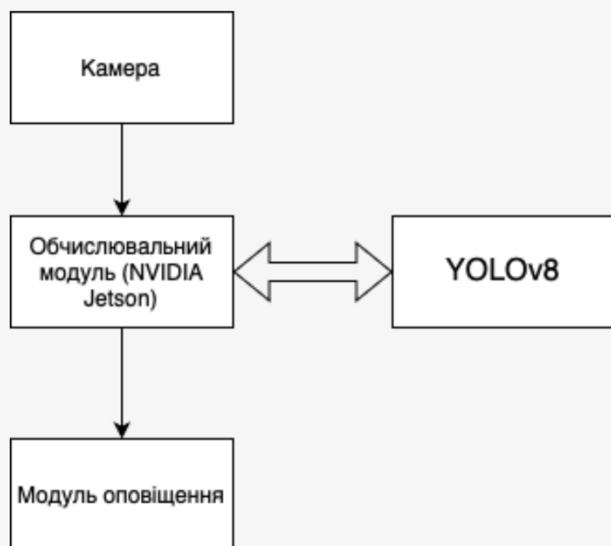
**Результат роботи
моделі U-net**

10



**Необхідні
компоненти для
інтеграції**

11

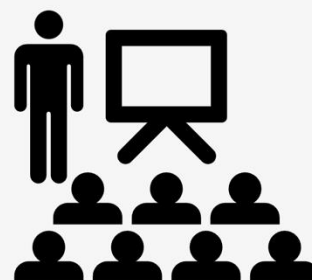


**Структурна
схема пристрою**

12

Апробація дослідження здійснювалась у формі участі в фахових конференціях:

1. II всеукраїнська науково-технічна конференція «Технологічні горизонти: дослідження та застосування інформаційних технологій для технологічного прогресу України і світу» з поданням тез на тему «Застосування штучного інтелекту для вивчення адаптаційних властивостей сільськогосподарських культур».
2. VII міжнародна науково-технічна конференція «Сучасний стан та перспективи розвитку IoT» з поданням тез на тему «Використання технологій машинного навчання та комп'ютерного зору в інтелектуальних системах моніторингу безпеки».



13

Висновки



Досліджено проблему мінного забруднення, що зумовило потребу в автоматизованих рішеннях для розмінування. Обрано моделі машинного навчання: YOLOv8 для детекції мін та U-Net для аналізу супутникових знімків на наявність кратерів

Розроблено програмні модулі: YOLOv8 для розпізнавання мін на місцевості та U-Net для аналізу кратерів з супутника. Експериментально підтверджено ~97% точність детекції мін з YOLOv8 та ефективну сегментацію кратерів моделлю U-Net.

Розроблені модулі призначені для інтеграції в роботизовані системи, підвищуючи безпеку та ефективність розмінування. Подальший розвиток включає розширення типів мін, покращення точності в складних умовах та створення автономних платформ.

14



Дякую за увагу