

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»
Факультет комп'ютерно-інтегрованих технологій, мехатроніки і
робототехніки
Кафедра робототехніки, електроенергетики та автоматизації
ім. проф. Б.Б. Самотокіна

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
до кваліфікаційної роботи магістра
на тему: **«Автоматизована система виявлення вибухонебезпечних**
об'єктів на основі БПЛА»

Виконав студент 2 курсу, групи ЗАТ-23м
спеціальності 174 “ Автоматизація,
комп'ютерно-інтегровані технології
та робототехніка”

Затуливітер Іванна Вікторівна

(прізвище та ініціали студента)

Керівник: к.т.н., доц. Крижанівська І.В.

(науковий ступінь, вчене звання, посада,
прізвище та ініціали)

Рецензент: к.т.н., доц. Чепюк Л.О.

(науковий ступінь, вчене звання, посада,
прізвище та ініціали)

Житомир – 2024

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ “ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА”
Факультет комп’ютерно-інтегрованих технологій, мехатроніки і
робототехніки
Кафедра робототехніки, електроенергетики та автоматизації
ім. проф. Б.Б. Самотокіна

Спеціальність 174 “Автоматизація, комп’ютерно-інтегровані технології
та робототехніка”

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
робототехніки, електроенергетики
та автоматизації
ім. проф. Б.Б. Самотокіна
к.т.н., доц. Громовий О.А.
_____ к.т.н., доц. Громовий О.А.
«_____» _____ 2024р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу магістра

Студент Затулівітер Іванна Вікторівна

1. Тема роботи: Автоматизована система виявлення вибухонебезпечних об’єктів на відкритих ділянках

Затверджена Наказом по університету від «12» листопада 2024 р. № 647/с

2. Термін здачі закінченої роботи на кафедру «18» грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до роботи огляд властивостей досліджуваного об’єкта, детальний аналіз функціонування системи, порівняння з аналогічними системами, а також обґрунтування вибору обладнання

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які підлягають розробці)
У роботі досліджується застосування БПЛА для моніторингу в реальному часі та виявлення вибухонебезпечних об’єктів за допомогою алгоритму YOLOv5. Обирається оптимальне обладнання для інтеграції в систему БПЛА, розробляються алгоритми обробки зображень і детекції об’єктів, а також реалізується програмне забезпечення для аналізу та візуалізації результатів. Проводиться тестування системи в реальних умовах

5. Перелік презентативного матеріалу (з точним визначенням обов’язкових слайдів/креслень) технічне завдання, огляд та аналіз існуючих систем, розробка структурної та алгоритму

6. Консультанти з кваліфікаційної роботи магістра із зазначенням розділів роботи, що їх стосуються

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1, 2, 3, 4	Крижанівська І.В., к.т.н, доцент, Ткачук А.Г., к.т.н, доцент	12.10.2024	12.10.2024

7. Дата видачі завдання 12.10.2024

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання кваліфікаційної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Підготувати звіт про переддипломну практику	1.11.2024 – 1.12.2024	виконано
2.	Дослідити особливості застосування БПЛА	12.10.2024 – 24.10.2024	виконано
3.	Проаналізувати сучасні технічні рішення для виявлення вибухонебезпечних об'єктів	25.10.2024 – 30.10.2024	виконано
4.	Обрати оптимальне обладнання	11.10.2024 – 02.11.2024	виконано
5.	Розробити алгоритми обробки зображень	02.11.2024 – 10.11.2024	виконано
6.	Реалізувати програмне забезпечення	10.11.2024 – 30.11.2024	виконано
7.	Провести тестування	30.11.2024 – 11.12.2024	виконано

Студент _____
(підпис, дата)

І.В. Затуливітер
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____
(підпис, дата)

І.В. Крижанівська
(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

У рамках дослідження, присвяченого автоматизованій системі виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) на основі безпілотних літальних апаратів (БПЛА) та алгоритмів комп'ютерного зору, початковий етап передбачає аналіз сучасних методів детекції ВНО. На основі результатів аналізу обрано підхід, який базується на використанні магнітних сенсорів та спеціалізованих камер високої роздільної здатності для збору даних із зони дослідження.

Розроблено та оптимізовано алгоритми машинного навчання для обробки даних, отриманих із БПЛА. Особливу увагу приділено навчанню нейронних мереж для ідентифікації та класифікації потенційних об'єктів, які можуть становити загрозу (міни, снаряди, уламки тощо). Алгоритми забезпечують високу точність виявлення та зменшують кількість хибнопозитивних спрацювань. Теплові карти та візуальні зображення, оброблені за допомогою алгоритмів YOLO, використовуються для точного визначення місцеположення та типу об'єкта.

THE ABSTRACT

As part of the research dedicated to the automated system of detection of explosive objects (OBDs) based on unmanned aerial vehicles (UAVs) and computer vision algorithms, the initial stage involves the analysis of modern methods of detection of explosive devices. Based on the results of the analysis, an approach based on the use of magnetic sensors and specialized high-resolution cameras to collect data from the research area was chosen.

Next, machine learning algorithms for processing data obtained from UAVs were developed and optimized. Special attention is paid to the training of neural networks for identification and classification of potential objects that may pose a threat (mines, shells, debris, etc.). Algorithms provide high detection accuracy and reduce the number of false positives. Heatmaps and visual images processed with YOLO algorithms are used to accurately determine the location and type of an object.

РЕФЕРАТ

В описаній роботі магістра було розроблено автоматизовану систему виявлення вибухонебезпечних об'єктів на основі БПЛА.

В розділі «ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ДЕТЕКТУВАННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ» було розглянуто особливості виявлення вибухонебезпечних об'єктів, комп'ютерний зір та технології безпілотних літальних апаратів.

В розділі «ОСНОВИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ» детально розглянуто різні методи та алгоритми машинного навчання для обробки зображень з вибухонебезпечними об'єктами. Також було поставлену мету та задачі дипломного проєктування.

В розділі «РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ» після детального аналізу було обрано підходящу апаратну базу. На основі цього було виконано розробку алгоритму та структурної схем.

В розділі «ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ» описано етапи підготовки набору даних для подальшого навчання, а також виконано візуалізацію результатів.

ЗМІСТ

Анотація.....	5
Реферат	7
Вступ	9
1. ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ДЕТЕКТУВАННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ.....	11
1.1. Особливості методів виявлення вибухонебезпечних об'єктів	11
1.2. Технології БПЛА	24
1.3. Комп'ютерний зір у сфері безпеки детектування вибухонебезпечних об'єктів.....	29
2. ОСНОВИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ	36
2.1. Методи комп'ютерного зору для обробки зображень з вибухонебезпечними об'єктами	36
2.2. Алгоритми машинного навчання для виявлення ВНО.....	39
2.3. Мета та задачі дипломного проєктування	42
3. РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ.....	44
3.1. Вибір апаратної бази системи.....	44
3.2. Розробка алгоритму та структурної схеми автоматизованої системи	58
4. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ	62
4.1. Підготовка набору даних	62
4.2. Візуалізація результатів	64
ВИСНОВКИ	65
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	67

ВСТУП

На сьогодні проблема виявлення вибухонебезпечних об'єктів є одним із ключових питань забезпечення безпеки в умовах сучасних конфліктів, терористичних загроз і природних катаклізмів. Особливо актуальним це завдання є для територій, які зазнали військових дій, де залишаються нерозірвані боєприпаси, мінні поля та інші небезпечні об'єкти. Традиційні методи виявлення, такі як ручний пошук за допомогою металодетекторів, використання спеціалізованих собак або проведення візуального огляду, мають суттєві недоліки, серед яких високі ризики для життя фахівців, обмежена ефективність у важкодоступних районах і значні часові витрати.

Перспективним підходом до вирішення цієї проблеми є використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) у поєднанні з технологіями комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Завдяки своїм технічним характеристикам, БПЛА забезпечують можливість швидкого моніторингу великих територій, зокрема важкодоступних і небезпечних для людей. Системи комп'ютерного зору, у свою чергу, дозволяють автоматично аналізувати зображення, отримані з камер БПЛА, і виявляти вибухонебезпечні об'єкти на основі їхніх візуальних ознак. Використання методів машинного навчання, зокрема глибоких нейронних мереж, забезпечує високу точність і надійність ідентифікації, а також адаптивність системи до різноманітних умов середовища.

Актуальність даної теми обумовлена необхідністю створення сучасних технологій, які дозволять підвищити ефективність виявлення вибухонебезпечних об'єктів, знизити ризики для людей і забезпечити високу швидкість проведення операцій. Незважаючи на суттєвий прогрес у розробці подібних систем, існує низка відкритих питань, пов'язаних із забезпеченням точності роботи в умовах низької освітленості, змінної місцевості та виявлення об'єктів, частково прихованих у ґрунті або під рослинністю.

Розробка автоматизованої системи виявлення вибухонебезпечних об'єктів, що інтегрує можливості БПЛА, комп'ютерного зору та методів глибокого навчання, є важливим науково-прикладним завданням, яке сприятиме підвищенню безпеки й ефективності роботи у сфері розмінування. Успішна реалізація такої системи дозволить знизити кількість людських втрат, оптимізувати витрати часу і ресурсів на проведення пошуково-виявних операцій та забезпечити високу якість моніторингу територій.

1. ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ДЕТЕКТУВАННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

1.1. Особливості методів виявлення вибухонебезпечних об'єктів

Виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) є складним і багатогранним завданням, яке вимагає врахування численних факторів, таких як тип і розмір об'єкта, умови його розташування, характер середовища та методи ідентифікації. Основні особливості цих методів пов'язані з необхідністю забезпечення високої точності виявлення, мінімізації ризиків для операторів і адаптивності до умов роботи.

Однією з ключових особливостей методів виявлення ВНО є різноманітність використовуваних фізичних принципів. Найпоширенішими є методи, засновані на:

1. Електромагнітних принципах;
2. Акустичних хвилях і ультразвукових методах;
3. Радіологічних та радарних технологіях;
4. Тепловізійних і оптичних методах;
5. Хімічному аналізу.

Методи виявлення ВНО на електромагнітних принципах

Методи виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО), засновані на електромагнітних принципах, є одними з найбільш поширених і ефективних у сучасній практиці. Вони базуються на фізичних властивостях металевих і неметалевих матеріалів, які взаємодіють із електромагнітними полями. До основних методів належать:

- Металодетектори;
- Георадарні системи;
- Електромагнітна індукція;
- Дистанційні методи на основі радіочастот.

Металодетектори. Металодетектори використовують індуктивний принцип, за якого в об'єкті генерується індуковане магнітне поле у відповідь на змінне магнітне поле, створене пристроєм. Зміна магнітного поля призводить до появи вихідної напруги, яку реєструє сенсор пристрою. Чутливість металодетектора залежить від частоти сигналу, параметрів середовища та матеріалу об'єкта [1].



Рис. 1.1. Металодетектори

Основна формула для опису індукції магнітного поля:

$$B = \mu \cdot H \quad (1.1)$$

де:

- B — магнітна індукція;
- μ — магнітна проникність середовища;
- H — напруженість магнітного поля.

У випадку з виявленням вибухонебезпечних об'єктів, таких як міни з металевими компонентами, металодетектори відіграють важливу роль завдяки їх здатності виявляти зміни індукції. Принцип дії металодетектора базується на створенні магнітного поля і його взаємодії з металевими предметами. Коли

металевий об'єкт знаходиться в зоні дії магнітного поля, він викликає зміну індукції, яку детектор фіксує. Це дозволяє оператору ідентифікувати наявність металевих об'єктів, що може бути потенційно вибухонебезпечним, як-от міна.

Однак, цей метод має свої обмеження, особливо коли мова йде про неметалеві вибухонебезпечні об'єкти, наприклад, пластикові міни. Металодетектори не здатні ефективно виявляти такі об'єкти через відсутність металевих компонентів, які могли б вплинути на магнітне поле. Це суттєво знижує їх ефективність у таких умовах, що становить значну проблему для безпеки та викликає необхідність пошуку альтернативних методів виявлення.

Для подолання цих обмежень використовуються інші технології, наприклад, комбіновані детектори, які поєднують металодетектори з іншими сенсорами, такими як георадар, який використовує радіохвилі для виявлення підземних об'єктів. Такі технології дозволяють виявляти як металеві, так і неметалеві об'єкти, що значно підвищує загальну ефективність системи виявлення вибухонебезпечних предметів.

Важливим аспектом також є розвиток методів аналізу даних і алгоритмів, які можуть обробляти та інтерпретувати сигнали, отримані від різних типів сенсорів. Сучасні підходи використовують машинне навчання і штучний інтелект для підвищення точності та надійності виявлення. Наприклад, алгоритми можуть навчатися розпізнавати типові патерни сигналів, характерні для неметалевих мін, що дозволяє більш ефективно їх ідентифікувати в реальних умовах.

Таким чином, хоча металодетектори є потужним інструментом для виявлення вибухонебезпечних об'єктів з металевими компонентами, їх обмеження вимагають застосування додаткових методів і технологій для забезпечення повного спектру виявлення, включаючи неметалеві міни. Комбінація різних сенсорних технологій та передові методи обробки даних

створюють нові можливості для підвищення безпеки та ефективності в області виявлення вибухонебезпечних об'єктів.

Георадарні системи. Георадар використовує електромагнітні хвилі високої частоти для сканування підземних шарів. Електромагнітні імпульси, спрямовані на поверхню ґрунту, відбиваються від об'єктів із різною діелектричною проникністю. Час затримки відбитого сигналу дозволяє визначити глибину розташування об'єкта.



Рис. 1.2. Георадарні системи

Основна формула для визначення часу проходження сигналу [2]:

$$t = \frac{2d}{v} \quad (1.2)$$

де:

- t — час проходження сигналу;
- d — глибина об'єкта;
- v — швидкість розповсюдження сигналу у середовищі, що залежить від його діелектричної проникності ϵ_r .

$$v = \frac{c}{\sqrt{\epsilon_r}} \quad (1.3)$$

де:

- c — швидкість світла у вакуумі.

Ефективність георадарних методів може значно знижуватися у випадку насичених водою ґрунтів. Вода має високу діелектричну проникність і здатність поглинати радіохвилі, що призводить до сильного загасання сигналу. Це ускладнює отримання чіткого зображення підземних об'єктів і може обмежити глибину проникнення георадару. У насичених водою ґрунтах сигнал може швидко згасати, не досягаючи достатньої глибини або не відбиваючись від об'єктів з достатньою інтенсивністю, щоб їх можна було надійно ідентифікувати.

Ці обмеження викликають необхідність розвитку методів обробки сигналів та адаптивних технологій, які можуть покращити результати георадарних досліджень у складних умовах. Наприклад, застосування алгоритмів обробки сигналів для фільтрації шуму та підвищення контрастності відбитих сигналів може допомогти зменшити вплив поглинання сигналу у насичених водою ґрунтах. Крім того, використання більш високих частот може покращити роздільну здатність у поверхневих шарах ґрунту, хоча це зменшує глибину проникнення.

Електромагнітна індукція. Цей метод базується на збудженні вихрових струмів (струмів Фуко) у провідних матеріалах під впливом змінного магнітного поля. Вихрові струми створюють вторинне магнітне поле, яке реєструється датчиками. Чутливість системи залежить від електропровідності й магнітної проникності об'єкта, а також від частоти збуджуючого сигналу. Основна формула для сили струмів Фуко:

$$I = \frac{E}{R} \quad (1.4)$$

де:

- I — сила струму;
- E — індукована електрорушійна сила;
- R — опір матеріалу.

Приклад застосування — виявлення мін із металевими корпусами, що розташовані близько до поверхні землі.

Дистанційні методи на основі радіочастот. Дистанційні методи на основі радіочастот є ефективним інструментом для виявлення об'єктів, зокрема вибухонебезпечних об'єктів (ВНО), які частково або повністю приховані під ґрунтом. Принцип дії цього методу базується на використанні радіохвиль, які поширюються через середовище і взаємодіють з різними матеріалами, відбиваючись від них. Аналіз відбитого сигналу дозволяє отримати інформацію про наявність і розташування об'єктів під землею.

Ефективність виявлення об'єктів залежить від їх матеріальних властивостей і геометрії. Об'єкти, що мають різні електромагнітні властивості порівняно з навколишнім середовищем, можуть значно впливати на відбиття радіохвиль. Наприклад, металеві об'єкти, такі як міни з металевими компонентами, мають високу відбивну здатність, що полегшує їх виявлення. Водночас, об'єкти з менш вираженими відбивними властивостями можуть бути складнішими для виявлення і вимагати більш чутливих приладів або спеціалізованих алгоритмів обробки сигналів. Цей метод особливо корисний для розвідки великих площ, оскільки радіочастотні прилади можуть охоплювати значні ділянки території за короткий час. Це робить їх незамінними для задач, де необхідно швидко оцінити стан великої території, наприклад, під час гуманітарних місій з розмінування або при обстеженні полів після бойових дій. Однак, варто зазначити, що ефективність радіочастотних методів може знижуватися у випадках, коли ВНО частково приховані під ґрунтом з високою

вологістю або містять матеріали, що сильно поглинають радіохвилі. У таких випадках необхідно використовувати комбіновані методи, які включають як радіочастотні прилади, так і інші сенсори, наприклад, георадар або інфрачервоні камери, для підвищення точності виявлення.

Табл.1.1.

Таблиця порівняння методів

Метод	Принцип роботи	Переваги	Обмеження
Металодетектори	Індукція магнітного поля	Простота, низька вартість	Не виявляють неметалеві об'єкти
Георадар	Відбиття електромагнітних хвиль	Підходить для неметалевих об'єктів	Залежність від вологості ґрунту
Індукція вихрових струмів	Вторинне магнітне поле	Висока чутливість до металів	Залежність від геометрії об'єкта

Виявлення ВНО на акустичних хвилях і ультразвукових методах

Методи виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО), що базуються на акустичних хвилях та ультразвукових технологіях, широко застосовуються завдяки здатності проникати в непрозорі середовища, такі як ґрунт, бетон або густий рослинний покрив. Ці методи ґрунтуються на аналізі відбиття, поглинання, розсіювання або затримки акустичних хвиль, які взаємодіють із прихованими об'єктами.

Акустичні хвилі — це механічні коливання середовища, які поширюються завдяки пружним властивостям матеріалу. Ультразвукові хвилі мають частоти вище 20 кГц і використовуються для створення високої просторової роздільної здатності. Основні рівняння, що описують поширення акустичних хвиль у середовищі [3]:

1. Рівняння акустичної хвилі

$$\frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = v^2 \nabla^2 p \quad (1.5)$$

де:

- p — звуковий тиск;
- t — час;
- v — швидкість звуку в середовищі;
- ∇^2 — оператор Лапласа.

2. Відбиття хвиль

$$R = \frac{(Z_2 - Z_1)^2}{(Z_2 + Z_1)^2} \quad (1.6)$$

де:

- Z_1 та Z_2 — акустичні імпеданси першого і другого середовища відповідно, визначені як $Z = \rho v$ (ρ — густина середовища, v — швидкість звуку).

Методи виявлення

– **Ультразвуковий контроль.** Ультразвукові датчики генерують короткі акустичні імпульси, які проходять через середовище та відбиваються від меж між матеріалами з різними акустичними властивостями. Вимірювання часу проходження імпульсу (t) дозволяє визначити відстань до об'єкта (d):

$$d = \frac{vt}{2} \quad (1.7)$$

Цей метод часто використовується для виявлення об'єктів, занурених у ґрунт або бетон, таких як міни або боєприпаси.

– **Геофізичні методи.** Для сканування великих територій застосовуються низькочастотні акустичні хвилі, які дозволяють виявляти великі ВНО на значній глибині. Наприклад, сейсмічні хвилі генеруються спеціальними ударними пристроями, а відбитий сигнал аналізується для визначення геометрії об'єкта.

– **Томографія на основі акустичних хвиль.** Цей підхід використовує кілька джерел і приймачів для побудови двовимірних або тривимірних моделей

розташування об'єктів. Методика особливо ефективна для складних середовищ, таких як міські території або зони з нерівною поверхнею.

Табл. 1.2.

Таблиця порівняння методів

Метод	Глибина виявлення	Точність визначення об'єкта	Залежність від середовища
Ультразвуковий контроль	До 2 м	Висока	Висока
Геофізичні методи	До 10 м	Середня	Середня
Акустична томографія	До 5 м	Висока	Низька

Методи виявлення ВНО на радіологічних та радарних технологіях

Виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) за допомогою радіологічних і радарних технологій базується на використанні властивостей електромагнітного випромінювання та його взаємодії з матеріалами, з яких виготовлені ВНО. Ці методи є високоефективними для дистанційного моніторингу територій і виявлення об'єктів у ґрунті, під водою чи в інших непрозорих середовищах.

Радіологічні методи використовують природне або штучне випромінювання для виявлення об'єктів, які впливають на рівень, спектр або інтенсивність радіації. Основою таких методів є: вимірювання гамма-випромінювання від радіоактивних матеріалів, що входять до складу боєприпасів або матеріалів навколишнього середовища; тепловізійний контроль, що заснований на аналізі теплового випромінювання, яке може бути зміненим через наявність металевих або вибухових об'єктів.

Інтенсивність радіації зменшується відповідно до закону поглинання [4]:

$$I = I_0 e^{-\mu x} \quad (1.8)$$

де:

- I — інтенсивність випромінювання після проходження матеріалу;
- I_0 — початкова інтенсивність;

- μ — коефіцієнт поглинання;
- x — товщина шару.

Розсіювання радіації описується рівнянням Комптона [4]:

$$\lambda' - \lambda = \frac{h}{m_e c} (1 - \cos\theta) \quad (1.9)$$

де:

- λ' та λ — довжини хвиль до і після розсіювання;
- h — стала Планка;
- m_e — маса електрона;
- c — швидкість світла;
- θ — кут розсіювання.

Радарні методи базуються на генерації та аналізі електромагнітних хвиль у діапазоні радіочастот. Випромінюваний сигнал відбивається від меж середовищ з різними діелектричними властивостями, що дозволяє виявляти ВНО. Найбільш поширеним інструментом є георадар (Ground Penetrating Radar, GPR), який дозволяє досліджувати структуру ґрунту.

Швидкість поширення радіохвиль залежить від діелектричної проникності середовища:

$$v = \frac{c}{\sqrt{\epsilon_r}} \quad (1.10)$$

де:

- v — швидкість радіохвиль;
- c — швидкість світла у вакуумі;
- ϵ_r — відносна діелектрична проникність.

Час затримки сигналу визначається як:

$$t = \frac{2d}{v} \quad (1.11)$$

де:

- d — глибина об'єкта.

Відбиття сигналу залежить від коефіцієнта відбиття, який визначається різницею між характеристиками середовищ:

$$R = \frac{\varepsilon_2 - \varepsilon_1}{\varepsilon_2 + \varepsilon_1} \quad (1.12)$$

де:

- ε_2 та ε_1 — діелектричні проникності відповідних середовищ.

Графічна інтерпретація. Георадарні дані зазвичай представлені у вигляді радіолокаційного профілю, який дозволяє візуалізувати підповерхневі структури.

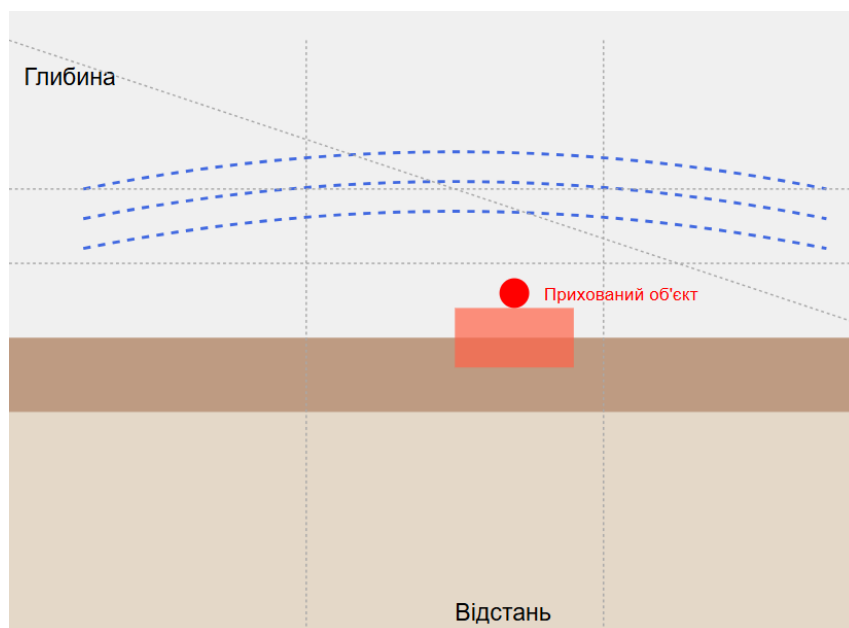


Рис. 1.3. Схема типового радарного профілю

Рисунок демонструє:

- Шари ґрунту (коричневий та пісочний кольори);
- Хвилі радіолокаційного сканування (блакитні пунктирні лінії);
- Прихований об'єкт (темно-червоний прямокутник);
- Координатні осі та мітки глибини й відстані;
- Допоміжну координатну сітку.

Зображення наочно ілюструє принцип георадарного профілювання та виявлення підповерхневих об'єктів.

Методи виявлення ВНО на тепловізійних і оптичних методах

Тепловізійні системи фіксують теплове випромінювання об'єктів у діапазоні довжин хвиль $3\text{--}14\mu\text{m}$. Основою тепловізійних методів є закон Стефана-Больцмана, який описує потужність випромінювання абсолютно чорного тіла [5]:

$$P = \sigma T^4 \quad (1.13)$$

де:

- P — потужність випромінювання;
- $\sigma = 5.67 \times 10^{-8} \text{Вт/м}^2\text{К}^2$ — стала Стефана-Больцмана;
- T — температура тіла (у Кельвінах).

ВНО можуть мати іншу температуру, ніж навколишнє середовище, через теплоємність або теплопровідність матеріалів. Вночі або в умовах обмеженої видимості тепловізори виявляють об'єкти за тепловими контрастами. Вдень їх ефективність може бути знижена через нагрівання об'єктів сонячним випромінюванням.

Оптичні методи базуються на аналізі відбитого, розсіяного або поглинутого світла у видимому спектрі (400–700нм). Для виявлення ВНО використовуються камери високої роздільної здатності, лазерні сканери та спектрометри. Ідентифікація об'єктів за характерними геометричними параметрами – метод аналізу контурів та форм, а використання багатоспектральних або гіперспектральних камер для визначення хімічного складу поверхні об'єкта необхідні саме для спектрального аналізу.

Таблиця 1.3

Переваги на недоліки

Параметр	Тепловізійні методи	Оптичні методи
Чутливість	Висока до температурних аномалій	Висока до оптичних характеристик
Застосовність	День, ніч, туман	Вдень, за доброї освітленості
Точність	Висока	Висока за умов стабільного освітлення
Обмеження	Вплив навколишнього середовища	Залежність від освітлення

Методи виявлення ВНО за допомогою хімічного аналізу

Хімічні методи виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) базуються на аналізі хімічного складу матеріалів, що їх утворюють, а також на ідентифікації характерних хімічних маркерів вибухових речовин. Ці методи застосовуються як для безпосереднього аналізу об'єктів, так і для виявлення слідів вибухових речовин у навколишньому середовищі. Висока чутливість і специфічність хімічного аналізу дозволяють виявляти навіть мікроскопічні кількості вибухових речовин.

Основними хімічними компонентами вибухових речовин є:

- Органічні нітросполуки ($R-NO_2$), такі як тротил ($C_7H_5N_3O_6$);
- Неорганічні окисники, наприклад, нітрат амонію (NH_4NO_3);
- Пероксиди, зокрема триацетон тріпероксид (ТАТР).

Аналітичні методи на основі оптичної спектроскопії. ІЧ-спектроскопія базується на поглинанні молекулами випромінювання в інфрачервоному діапазоні. Спектр поглинання залежить від типу хімічних зв'язків у молекулі. Формула для частоти коливання [6]:

$$\nu = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k}{\mu}} \quad (1.14)$$

де:

- k — сила зв'язку;
- μ — приведена маса.

Таблиця 1.4.

Таблиця порівняння методів

Метод	Чутливість	Швидкість аналізу	Обладнання
Газова хроматографія	До 10^{-9} г	Середня	Лабораторне
Мас-спектрометрія	До 10^{-12} г	Висока	Стаціонарне/мобільне
Іонна мобільність	До 10^{-15} г	Дуже висока	Компактне
ІЧ-спектроскопія	Середня	Висока	Переносне/лабораторне
Раман-спектроскопія	Висока	Середня	Компактне

1.2. Технології безпілотних літальних апаратів

Застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) привернуло значну увагу у військовій, антитерористичній, рятувальній та промисловій сферах завдяки їхньому потенціалу для підвищення точності, безпеки та ефективності. БПЛА є незамінними у ситуаціях, коли традиційні методи перевірки територій є надто небезпечними, трудомісткими або технічно складними. Розробка й інтеграція

сучасних сенсорів, алгоритмів обробки даних і штучного інтелекту в БПЛА відкрили нові можливості для виявлення вибухонебезпечних об'єктів у складних умовах.

У сучасній практиці для виявлення ВНО за допомогою БПЛА використовуються різні датчики, такі як тепловізори, радарні системи, газоаналізатори, спектрометри та високоточні камери, що дозволяє проводити багаторівневий аналіз місцевості. Тепловізори, наприклад, ефективно ідентифікують вибухові речовини за температурними аномаліями, тоді як радарні технології допомагають виявляти об'єкти, що приховані під ґрунтом чи іншими матеріалами. Застосування алгоритмів глибокого навчання дозволяє автоматизувати аналіз отриманих даних, зменшити вплив людського фактора і підвищити ефективність системи.

Розвиток БПЛА супроводжується значним технологічним прогресом, включаючи вдосконалення систем навігації, підвищення автономності польотів, інтеграцію зі штучним інтелектом, а також підвищення точності і чутливості сенсорів. Наприклад, сучасні дрони здатні виконувати польоти за попередньо заданими маршрутами, проводити автоматизовані обстеження територій у режимі реального часу та генерувати тривимірні карти, що забезпечують візуалізацію та просторовий аналіз.

БПЛА — це літальні апарати, якими можна керувати дистанційно без пілота-людини на борту та можуть бути оснащені різними датчиками та камерами для зйомки зображень і відео з високою роздільною здатністю з різних ракурсів, надаючи цінну інформацію про будівельні майданчики. БПЛА мають багато природних переваг, включаючи доступність, високу ефективність та економічність, що робить їх ідеальними інструментами для моніторингу та перевірки будівельного майданчика. Вони можуть отримати доступ до важкодоступних місць і забезпечити огляд крупним планом, який важко або неможливо отримати за допомогою традиційних методів перевірки. БПЛА

можуть швидко й точно охоплювати великі площі, що дозволяє здійснювати моніторинг і збір даних у режимі реального часу.

Комунікаційна архітектура дронів базується на Flying Ad-Hoc Network (FANET), без вимоги до стаціонарної інфраструктури. FANET — це децентралізована спеціальна мережа, яка забезпечує зв'язок між наземною станцією та літаючими транспортними засобами, такими як дрони та літаки. Як показано на рис.1.4., FANET успадковується від обох автомобільних Ad-Hoc Network (VANET) та мобільна мережа без точок доступу (MANET) мереж. Це підклас MANET, який є розширенням до високомобільних пристроїв, таких як смартфони та ноутбуки. Ці три типи мереж без точок доступу мають спільну здатність динамічно формувати та підтримувати мережеве з'єднання. У сукупності вони є ефективним інструментом у створенні глобальної мережі, яка пов'язує БПЛА, транспортні засоби та пристрої зв'язку. Їх також можна використовувати для таких застосувань, як уникнення зіткнень, запобігання заторів на дорогах та інтелектуальні транспортні системи.

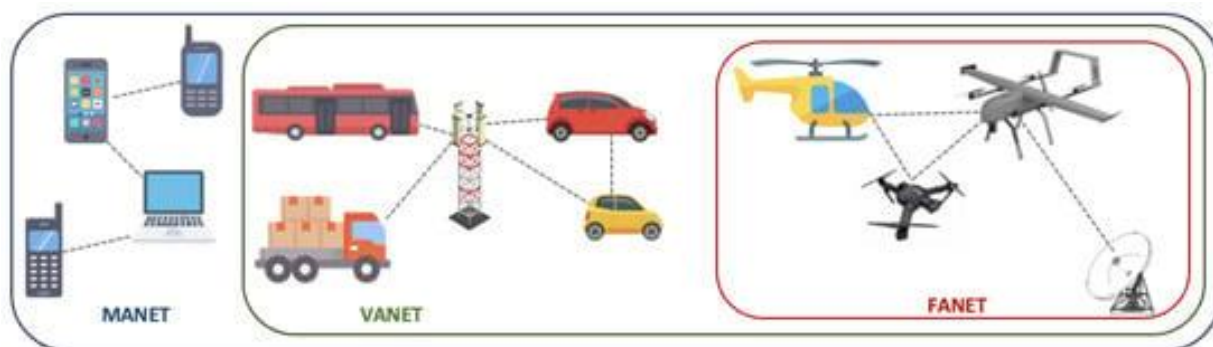


Рис. 1.4. Різні типи бездротових мереж без точок доступу: FANET, VANET та MANET

Зростаючий інтерес до БПЛА в останні роки призвів до сильної появи різних типів літальних апаратів з різними конфігураціями та компонентами за формою та розмірами. БПЛА поділяються на чотири типи: однороторні, мультироторні, з фіксованим крилом та гібридні, як показано на рис. 1.5.

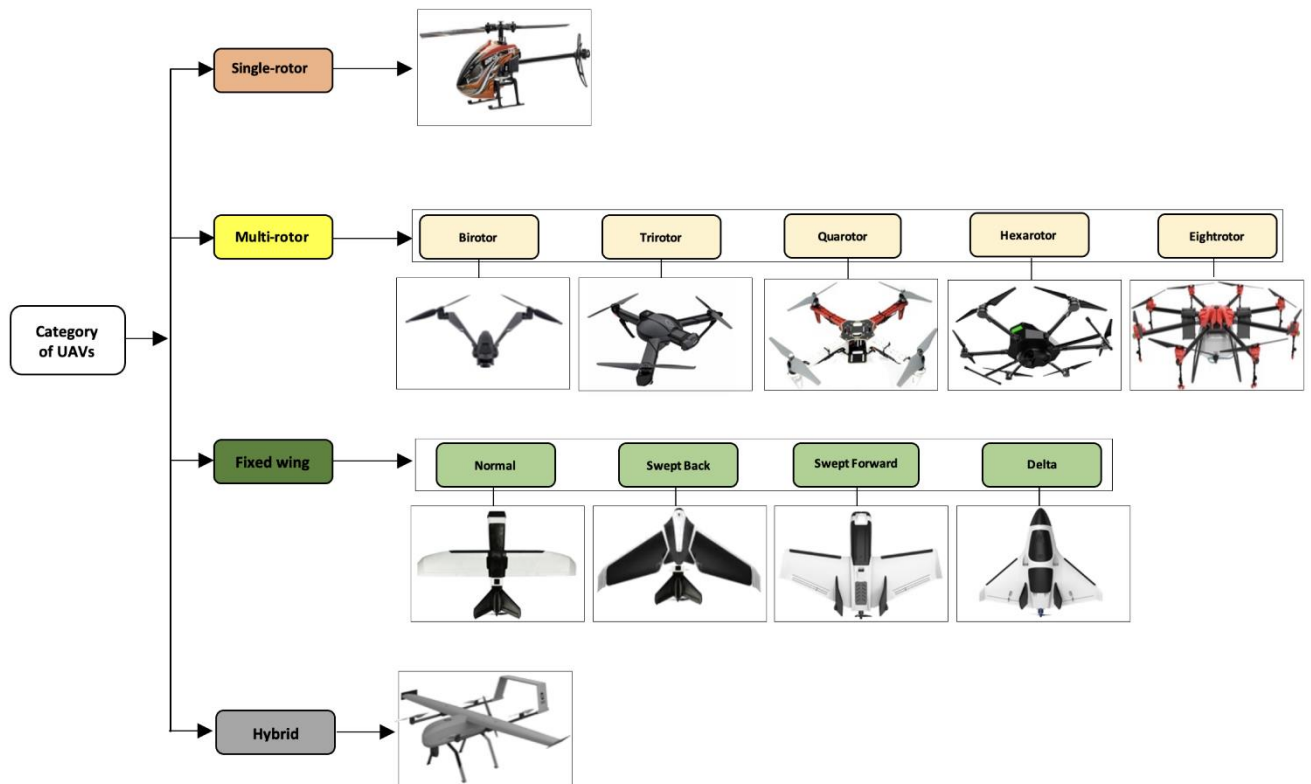


Рис. 1.5. Різні типи БПЛА

1. Однороторні (або вертоліт): ця категорія БПЛА злітає і приземляється вертикально. Як правило, вони використовують несучий гвинт для керування положенням (кренин, тангаж і ристання) і хвостовий гвинт для керування напрямком. Її головною перевагою є здатність перевозити важке корисне навантаження протягом більш тривалого часу польоту. Однак складність їх механічних систем, а також великі розміри і висока вартість роторів становлять небезпеку для версій без екіпажу. Він більш нестійкий в погану погоду.

2. Мультироторні (або мультикоптер): це БПЛА, що має більше двох роторів. Ця категорія БПЛА додатково поділяється на п'ять підкатегорій, які включають біротор, триротор, квадатор, гексаротор і восьмироторний (октокоптер). Як і у випадку з однороторними БПЛА, мультироторні БПЛА також забезпечують вертикальний зліт та посадку. Вони швидкі і маневрені в польоті, що дозволяє їм виконувати складні маневри і польоти в обмеженому просторі. Однак короткий час польоту є головною слабкістю цих типів літаків.

3. З фіксованим крилом: принцип навігації цієї категорії БПЛА заснований на простій конструкції нерухомого жорсткого крила. Класифікація цих дронів ґрунтується не лише на типі крила, а й на корпусі та системі живлення (Li-ion, Li-Po акумулятори або на газі). Вони поділяються на чотири підкатегорії: нормальні, стрілоподібні назад, занесені вперед і дельта. Крім того, вони можуть перевозити важче корисне навантаження, ніж мультиротори. Недоліком цих БПЛА є те, що вони мають обмежену маневреність у польоті, що не дозволяє їм виконувати складні маневри та літати над обмеженим простором, а також необхідність наявності злітно-посадкової смуги для зльоту та посадки.

4. Гібридні: остання категорія все ще знаходиться на стадії розробки. Це вдосконалена версія, яка використовує переваги як мультироторних, так і БПЛА з фіксованим крилом. Вони забезпечують хорошу маневреність і швидкість під час далеких польотів. Вони можуть нести велике корисне навантаження і не потребують злітно-посадкової смуги. Основними недоліками є висока ціна, складна механіка, а також нижчі показники стабільності польоту та обмежувальні діапазони швидкостей.

Таблиця 1.5.

Переваги та недоліки кожного типу

Тип	Переваги	Недоліки
Однороторні	Важке корисне навантаження Час польоту Зависання в польоті VTOL	Механічна система Розмір ротора
Мультироторні	Зависання в польоті VTOL Швидкість Маневреність Політ у замкнутому просторі	Час польоту

З фіксованим крилом	Час польоту Висока швидкість Покриття великої площі	Складний аерофотокрил Обмежене корисне навантаження Відсутність зависання в польоті Обмежена маневреність
Гібридні	Час польоту Зависання в польоті VTOL Маневреність Швидкість Покриття великої площі	Дуже дорогий Нестабільний механізм переходу від горизонтального до вертикального польоту

1.3. Комп'ютерний зір у сфері безпеки детектування вибухонебезпечних об'єктів

Сучасні досягнення у сфері комп'ютерного зору сприяли значному прориву в детектуванні вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) завдяки підвищенню точності, швидкості та автоматизації аналізу. Комп'ютерний зір, як галузь штучного інтелекту, фокусується на обробці, аналізі та інтерпретації зображень або відео для виявлення об'єктів, їх класифікації та моніторингу. Використання цієї технології є критично важливим у сфері безпеки, оскільки вона дозволяє зменшити ризик людських помилок і виконувати завдання у важкодоступних або небезпечних для людини місцях.

Класичні методи детектування ВНО за допомогою комп'ютерного зору

Класичні підходи до використання комп'ютерного зору в детектуванні ВНО включають застосування стаціонарних камер, датчиків і алгоритмів аналізу зображень. Основні етапи цього процесу такі:

Попередня обробка зображення. Фільтрація зображень є важливою частиною процесу обробки зображень, яка спрямована на покращення якості зображення шляхом усунення шумів, нормалізації контрасту та підвищення чіткості. Це забезпечується через використання різноманітних методів фільтрації, кожен з яких має свої унікальні властивості та застосування.

Середнє згладжування є одним з найпростіших методів фільтрації, що базується на використанні ковзного вікна, в якому кожен піксель зображення замінюється середнім значенням інтенсивності пікселів, що оточують його у вікні заданого розміру. Цей метод ефективний для зменшення випадкового шуму, але може призвести до розмивання країв та деталей зображення.

Медіанне фільтрування є більш складним методом, який замість середнього значення використовує медіанне значення інтенсивності пікселів у ковзному вікні. Медіанне фільтрування особливо ефективно для усунення імпульсного шуму, такого як «сіль і перець», оскільки медіана краще зберігає краї та деталі зображення в порівнянні з середнім згладжуванням.

Адаптивна гістограма вирівнювання (CLAHE - Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) використовується для покращення контрасту зображення. Цей метод розбиває зображення на невеликі області, до кожної з яких застосовується вирівнювання гістограми, що дозволяє підвищити контраст у кожній області, зберігаючи при цьому загальний вигляд зображення. CLAHE дозволяє уникнути переосвітлення чи затемнення зображення, що може виникнути при застосуванні традиційного вирівнювання гістограми. Одним з найбільш поширених методів фільтрації є фільтрація Гаусса, яка використовує гаусівську функцію для згладжування зображення. Формула гаусівського фільтра виглядає наступним чином [8]:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1.15)$$

де:

– σ – параметр згладжування.

Даний фільтр застосовує вагову функцію, що дає більшу вагу пікселям, близьким до центру вікна, і меншу вагу пікселям, що знаходяться далі. Це дозволяє зберігати деталі зображення, зменшуючи шум. Таким чином, фільтрація зображень є критично важливою частиною обробки зображень, яка забезпечує їх покращення та підвищення якості для подальшого аналізу та використання. Використання різних методів фільтрації дозволяє ефективно вирішувати завдання усунення шумів, нормалізації контрасту та підвищення чіткості зображень в різних умовах.

Сегментація об'єктів. Сегментація об'єктів є важливим етапом у процесі обробки зображень, що має на меті виділити та розділити різні області на зображенні, які можуть бути підозрілими або мають особливий інтерес. Цей процес може бути здійснений за допомогою різних методів, таких як пороговий аналіз, кластеризація (алгоритм k-середніх) та методи вододілу. Одним із найпоширеніших методів сегментації є пороговий аналіз. У цьому методі сегментація здійснюється на основі яскравості пікселів зображення. Пороговий аналіз полягає у виборі певного значення яскравості (порогу), і всі пікселі, яскравість яких перевищує цей поріг, належать до однієї області, а решта — до іншої. Це дозволяє виділити області, які значно відрізняються за яскравістю від фону, що є корисним, наприклад, для виділення об'єктів на однорідному фоні. Основний недолік цього методу полягає в його чутливості до освітлення і контрасту, що може призвести до поганих результатів на зображеннях з нерівномірним освітленням або низьким контрастом.

Кластеризація за допомогою алгоритму k-середніх є іншим ефективним методом сегментації. Алгоритм k-середніх кластерів виконує сегментацію, розбиваючи зображення на кластери, кожен з яких має подібні характеристики. Спочатку задається кількість кластерів (k), після чого алгоритм намагається мінімізувати різницю між пікселями в межах кожного кластера. Кожен піксель приписується до кластера з найближчим середнім значенням (центроїдом).

Алгоритм повторюється до тих пір, поки центроїди не перестануть змінювати своє положення або досягнеться задана кількість ітерацій. Цей метод є потужним інструментом для сегментації, але вибір правильного значення k може бути складним завданням і залежить від специфіки зображення.

Методи вододілу, або сегментація за допомогою вододілу, є ще одним підходом до сегментації зображень. Цей метод розглядає зображення як топографічну карту, де яскравість пікселів відповідає висоті. Метод вододілу ідентифікує "рівнини" та "гірські хребти" на цій карті і поступово заливає рівнини водою. Області, які заливаються водою від різних "басейнів", зустрічаються на вододілах, що стають межами сегментованих областей. Цей метод особливо корисний для розділення складних об'єктів та виділення їх контурів. Проте, метод вододілу може бути чутливим до шумів, тому попередня фільтрація зображення є важливою складовою процесу.

Загалом, вибір методу сегментації залежить від характеру зображення та завдань, які необхідно вирішити. Кожен з описаних методів має свої переваги та недоліки, і часто для досягнення найкращих результатів використовуються комбіновані підходи або адаптації класичних методів. Сегментація об'єктів є критично важливою для подальших етапів обробки зображень, включаючи класифікацію, розпізнавання та аналіз.

Класифікація. Класифікація ВНО є важливим завданням, яке вирішується за допомогою моделей машинного навчання. Для успішної ідентифікації ВНО використовуються різні алгоритми класифікації, такі як підтримувальні векторні машини (SVM) та Random Forest. Процес класифікації складається з кількох етапів, кожен з яких є критично важливим для досягнення високої точності результатів.

Перший етап - підготовка навчальної вибірки. Цей етап включає збір та розмітку зображень, що використовуватимуться для навчання моделі. Кожне зображення у вибірці повинно бути чітко класифіковане як «ВНО» або «не

ВНО», щоб модель могла навчитися розрізняти ці дві категорії. Розмітка зображень зазвичай виконується вручну або з використанням напіваавтоматичних методів. Важливо забезпечити достатню кількість різноманітних зображень для кожної категорії, щоб уникнути упередженості моделі та покращити її здатність до узагальнення.

На наступному етапі здійснюється попередня обробка даних. Вона включає нормалізацію зображень, зменшення шумів, підвищення контрасту та інші операції, що покращують якість зображень та їх придатність для навчання моделі. В деяких випадках використовується також аугментація даних, яка включає різноманітні трансформації зображень (зміна масштабу, обертання, зсув), щоб збільшити обсяг навчальної вибірки та покращити робастність моделі до змін у зображеннях.

Після підготовки даних здійснюється навчання моделі. Алгоритм SVM намагається знайти гіперплощину, яка найкраще розділяє дані на дві категорії. Це досягається шляхом максимізації відстані між гіперплощиною та найближчими точками з кожної категорії, що дозволяє моделі досягти високої точності розпізнавання. З іншого боку, Random Forest складається з великої кількості рішучих дерев, де кожне дерево «голосує» за певну категорію. Остаточна класифікація визначається на основі більшості голосів дерев, що дозволяє досягти високої точності та стійкості до шумів.

Для оцінки продуктивності моделі використовується тестова вибірка, яка містить зображення, що не були використані під час навчання. Основні метрики оцінки включають точність, чутливість (recall), специфічність та F1-міру, які допомагають зрозуміти, наскільки добре модель справляється зі своєю задачею.

Алгоритми нейронних мереж. Алгоритми обробки зображень, інтегровані в системи БПЛА, використовують передові методи нейронних мереж для забезпечення ефективного і точного виявлення об'єктів у режимі реального часу. Серед найбільш популярних і ефективних моделей можна

виділити YOLO (You Only Look Once), SSD (Single Shot Detector) та Faster R-CNN. Кожна з цих моделей має свої унікальні характеристики, які роблять їх придатними для різних задач і умов експлуатації.

Модель YOLO (You Only Look Once) є одним з найшвидших і найбільш ефективних методів обробки зображень. Її ключова особливість полягає в тому, що вона здійснює детекцію об'єктів у рамках одного проходу через нейронну мережу. Це значно знижує час обробки і дозволяє виконувати детекцію в реальному часі. Формально модель YOLO описується наступним рівнянням для розрахунку впевненості в наявності об'єкта [8]:

$$Confidence = P(Object) * IoU_{pred, truth} \quad (1.16)$$

де:

- $P(Object)$ – ймовірність наявності об'єкта, а IoU – перетин передбаченої області з реальною.

Модель SSD (Single Shot Detector) також є швидкою і ефективною для детекції об'єктів у реальному часі. SSD подібно до YOLO обробляє зображення в один прохід, але використовує декілька рівнів фіч, що дозволяє їй ефективно виявляти об'єкти різного розміру. SSD розбиває зображення на сітку і здійснює прогнозування класу об'єкта та межі для кожного сегмента.

Модель Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Networks) відома своєю високою точністю виявлення об'єктів, хоча її швидкість може бути нижчою, ніж у YOLO та SSD. Faster R-CNN використовує регіональні пропозиції (region proposals), щоб визначити області на зображенні, де можуть бути присутні об'єкти, після чого обробляє ці області окремо для точного визначення меж і класифікації об'єктів.

Загалом, інтеграція цих алгоритмів у системи БПЛА дозволяє виконувати точну і оперативну детекцію об'єктів навіть у складних умовах навколишнього

середовища. Це забезпечує широкі можливості для застосування, включаючи спостереження за територіями, пошук і рятування, моніторинг інфраструктури та виявлення вибухонебезпечних об'єктів. Використання передових методів нейронних мереж робить процес обробки зображень швидким та ефективним, що є критично важливим для сучасних систем автоматизації та безпеки.

2. ОСНОВИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

2.1. Методи комп'ютерного зору для обробки зображень з вибухонебезпечними об'єктами

Комп'ютерний зір є важливим інструментом для виявлення та класифікації вибухонебезпечних об'єктів (ВНО). Завдяки інтеграції методів обробки зображень, машинного навчання та нейронних мереж, сучасні системи можуть автоматично ідентифікувати підозрілі об'єкти, аналізуючи візуальні дані. Виявлення ВНО з використанням комп'ютерного зору включає декілька етапів: попередню обробку, сегментацію, класифікацію та постобробку.

Попередня обробка

Попередня обробка спрямована на покращення якості зображень, видалення шумів і виділення ключових особливостей. Основними методами попередньої обробки є:

- Фільтрація зображень (формула(1.15));
- Гістограмне вирівнювання використовується для покращення контрастності зображення. Функція накопичувальної гістограми визначається як [9]:

$$C(r_k) = \sum_{j=0}^k p(r_j) \quad (2.1.)$$

де:

- r_k – рівень яскравості;
- $p(r_j)$ – ймовірність появи кожного рівня.

- Нормалізація освітлення. Усунення нерівномірного освітлення за допомогою методів усереднення або адаптивного згладжування.

Сегментація зображень

Сегментація є ключовим етапом, що дозволяє виділити області інтересу (ROI). Основними методами є:

- Порогова сегментація, яка застосовується для виділення об'єктів, контраст яких суттєво відрізняється від фону. Простий підхід ґрунтується на визначенні глобального порогу T [10]:

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } I(x, y) > T \\ 0, & \text{всі інші випадки} \end{cases} \quad (2.2.)$$

де:

- $I(x, y)$ — яскравість пікселя.
- Методи кластеризації. Алгоритм k -середніх виконує розподіл пікселів за групами на основі подібності. Алгоритм мінімізує функцію [11]:

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (2.3.)$$

де:

- C_i — кластер;
- μ_i — центр кластеру.
- Метод вододілу використовується для сегментації зображень з переплетенням об'єктів, обробляючи їх як топографічну карту.

Особливості виділення ознак

Після сегментації об'єктів виконується виділення особливостей, що дозволяють класифікувати їх як вибухонебезпечні. Основними підходами є:

1. Характеристики форми;
2. Текстурні ознаки;
3. Колірні ознаки.

Класифікація об'єктів

Для класифікації об'єктів використовуються моделі машинного навчання та глибокого навчання:

1. Методи машинного навчання. Алгоритми, такі як SVM (підтримка векторних машин) або Random Forest, ефективні для задач із невеликою вибіркою даних.
2. Глибоке навчання. Архітектури CNN (Convolutional Neural Networks) дозволяють ефективно працювати з великими наборами даних. Типова структура CNN включає згорткові шари, функцію активації $ReLU(x) = \max(0, x)$ та шари пулінгу.

Наприклад, у детекторі YOLO (You Only Look Once) виконується одночасне виявлення та класифікація об'єктів. Його вихід включає координати обмежувальних рамок і вірогідність класу [8]:

$$P(c) * IoU = P(c) * \frac{Area_{intersection}}{Area_{union}} \quad (2.4.)$$

де:

- $P(c)$ — ймовірність класу.

2.2. Алгоритми машинного навчання для виявлення вибухонебезпечних об'єктів

Застосування алгоритмів машинного навчання (МН) в системах виявлення вибухонебезпечних об'єктів щороку поширене у сучасних дослідженнях та промислових рішеннях. Завдяки можливості обробки великих обсягів даних та створення прогностичних моделей, алгоритми МН можуть встановлювати шаблони та розпізнавати образи в різних типах даних – текстових, зображеннях, відео та сенсорних даних.

Процес виявлення вибухонебезпечних об'єктів має ряд труднощів:

- Висока схожість з небезпечними об'єктами (похожі зовнішні обриси та розміри);
- Недоступність чітких та якісних даних для тренування моделей;
- Масштабність та різноманітність об'єктів.

Спостережні та неспостережні алгоритми

- Спостережні алгоритми: Алгоритми, що використовують текстурні та геометричні шаблони (наприклад, Нейронні мережі, YOLO, SSD).
- Неспостережні алгоритми: Методи розпізнавання за допомогою кластеризації (наприклад, K-Means, DBSCAN).

У сучасних рішеннях глибокі нейронні мережі (ГНМ) займають передові позиції. Архітектури на основі конволюційних нейронних мереж (CNN), такі як YOLOv5 та Faster R-CNN, встановлюють масштабовані об'єкти на великих зображеннях.

1. YOLO (You Only Look Once): Один із найпопулярніших алгоритмів для детекції об'єктів у реальному часі. Його ключова особливість – обробка зображення за один прохід через нейронну мережу, що забезпечує високу швидкість роботи при збереженні точності.

2. Faster R-CNN: Базується на використанні регіональних пропозицій для визначення місця об'єкта, що дозволяє отримати високу точність на стаціонарних зображеннях. Даний алгоритм часто використовується для завдань з високою складністю класифікації.
3. ResNet (Residual Neural Network): Завдяки своїй архітектурі з "залишковими зв'язками" дозволяє глибоким мережам ефективно навчатися на великих наборах даних, не втрачаючи точність через проблему згасання градієнта.
4. MobileNet: Орієнтований на обчислювально обмежені пристрої, що робить його придатним для виявлення вибухонебезпечних об'єктів у реальному часі за допомогою мобільних систем, таких як дрони.

Успіх алгоритмів машинного навчання значною мірою залежить від якості вхідних даних. Процес підготовки даних включає:

- Анотація зображень: Розмітка об'єктів на зображеннях для створення тренувальних наборів даних. Використовуються формати, такі як COCO та Pascal VOC.
- Аугментація даних: Штучне розширення набору даних шляхом застосування трансформацій (зміна масштабу, обертання, освітлення тощо).
- Нормалізація зображень: Приведення значень пікселів до єдиного діапазону для стабільного навчання моделей.
- Фільтрація шуму: Використання фільтрів (наприклад, Гаусового або медіанного) для видалення артефактів та підвищення чіткості об'єктів на зображеннях.

У сучасних системах виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) реалізовано комплексний підхід, що базується на інтеграції передових інформаційно-технічних рішень у галузі комп'ютерного зору та машинного навчання. Архітектура системи складається з п'яти взаємопов'язаних функціональних блоків, кожен з яких виконує специфічні завдання у процесі автоматизованої ідентифікації потенційно небезпечних об'єктів.

Першим структурним елементом є підсистема формування первинних даних, що здійснює збір інформації через мультисенсорні пристрої. Використовуються спеціалізовані технічні засоби, зокрема безпілотні літальні апарати, тепловізійні комплекси та багатоспектральні сенсори, які забезпечують отримання високоінформативних зображень та відеопотоків з просторовою роздільною здатністю до 0.1-0.5 метрів.

Наступний блок попередньої обробки реалізує комплекс алгоритмічних перетворень вхідних даних. Процедури включають просторову та яскравісну нормалізацію, придушення шумів, корекцію контрастності, геометричне вирівнювання та фільтрацію. Математичний апарат попередньої обробки базується на сучасних методах цифрової обробки зображень, зокрема вейвлет-перетвореннях, білатеральній фільтрації та адаптивній еквалізації гістограм.

Ключовим компонентом системи є модель машинного навчання, яка реалізує алгоритми глибокого навчання. Перевага надається архітектурам надшвидкісної детекції об'єктів, таким як YOLOv5 (You Only Look Once) та Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network), що демонструють високу точність та продуктивність. Нейронні мережі навчаються на спеціалізованих датасетах, які містять понад 10 000 розмічених зображень вибухонебезпечних пристроїв у різних контекстах та умовах.

Підсистема постобробки результатів виконує багаторівневу верифікацію Detections, включаючи статистичну фільтрацію хибних спрацювань, кластеризацію виявлених об'єктів та просторово-часову кореляцію результатів. Використовуються байєсівські методи оцінки ймовірності та методи ensemble learning для підвищення достовірності класифікації.

Завершальним елементом архітектури є інтерактивний інтерфейс користувача, розроблений з урахуванням ергономічних принципів сприйняття інформації оператором. Реалізовано режим реального часу з картографічною прив'язкою виявлених об'єктів, миттєвою системою сповіщень та можливістю деталізації результатів детекції.

Запропонована архітектура забезпечує системний підхід до автоматизованого виявлення вибухонебезпечних об'єктів, інтегруючи передові методи комп'ютерного зору, машинного навчання та інтелектуального аналізу даних.

2.3. Мета та задачі дипломного проєктування

Мета проєкту: Розробка автоматизованої системи виявлення вибухонебезпечних об'єктів на основі безпілотних літальних апаратів (БПЛА) та алгоритму комп'ютерного зору YOLOv5 для забезпечення оперативного моніторингу територій та підвищення рівня безпеки.

Завдання проєкту:

1. Дослідити особливості застосування БПЛА для моніторингу та збору даних у реальному часі.
2. Проаналізувати сучасні технічні рішення для виявлення вибухонебезпечних об'єктів із використанням методів комп'ютерного зору.
3. Вивчити можливості та ефективність алгоритму YOLOv5 для детектування вибухонебезпечних об'єктів на зображеннях і відео.
4. Обрати оптимальне обладнання, зокрема камери, сенсори та апаратні засоби, для інтеграції в систему БПЛА.
5. Розробити алгоритми обробки зображень та детекції об'єктів у реальному часі на основі технологій YOLOv5.
6. Реалізувати програмне забезпечення для автоматизованого аналізу та візуалізації результатів моніторингу.
7. Провести тестування та оцінку ефективності розробленої системи у реальних умовах експлуатації.

3. РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

3.1. Вибір апаратної бази системи БПЛА

Для розробки автоматизованої системи детектування вибухонебезпечних об'єктів було проведено детальний аналіз і виконано підбір апаратної бази, що включає сучасні високоточні технології. Центральним елементом системи є безпілотний літальний апарат (БПЛА), який забезпечує мобільність, маневреність та високу точність виконання завдань. Для реалізації проєкту було обрано восьмироторний безпілотник DJI MG1 (рис.3.1.), який є оптимальним рішенням завдяки своїм технічним характеристикам, надійності та гнучкості у застосуванні.



Рис. 3.1. DJI MG1

DJI MG1 (Agricultural Management Drone 1) є професійним безпілотником, розробленим компанією SZ DJI Technology Co., Ltd. Цей дрон спеціалізується на виконанні різноманітних завдань у складних умовах. Висока вантажопідйомність, стабільність польоту та інтеграція із сучасними сенсорними модулями роблять DJI MG1 ідеальним вибором для інженерних і дослідницьких проєктів.

Технічні характеристики DJI MG1

Параметр	Значення
Тип конструкції	Восьмироторний (октокоптер)
Максимальна вантажопідйомність	13,7 кг
Максимальний час польоту	До 24 хвилин (залежно від навантаження)
Діаметр діагоналі	1471 мм
Вага без навантаження	9,1 кг
Робоча температура	від -10°C до +40°C
Система управління	Інтелектуальна система контролю польоту
Додаткові функції	Автопілот, радарна навігація, FPV

Основні переваги DJI MG1:

- + Висока вантажопідйомність – максимальне навантаження у 13,7 кг дозволяє використовувати широкий спектр сенсорів і модулів.
- + Стабільність польоту – восьмироторна конструкція забезпечує стійкість навіть за несприятливих погодних умов.
- + Гнучкість у налаштуванні – можливість інтеграції додаткових модулів, таких як магнітометри, радарні висотоміри та камери.
- + Автоматизація – інтелектуальна система управління забезпечує автоматичний політ за заданими маршрутами.
- + Надійність – дрон виготовлений з міцних і легких матеріалів, що підвищує його довговічність і продуктивність.

Недоліки DJI MG1:

- Обмежений час польоту – тривалість польоту до 24 хвилин може потребувати додаткових акумуляторів для тривалих місій.
- Висока вартість – через професійну спрямованість дрон має значну ціну, що може бути перешкодою для невеликих проєктів.

- Складність транспортування – великі розміри апарата можуть створювати труднощі під час транспортування.

DJI MG1, завдяки своїм характеристикам, є ефективною платформою для інтеграції сучасних сенсорів і модулів. У даному проєкті він використовується у складі системи БПЛА для виконання задач детектування вибухонебезпечних об'єктів у складних умовах. Дрон забезпечує стабільність і точність польоту, необхідні для синхронізації даних магнітного поля, висоти та позиційних координат. Це дозволяє створити інноваційну систему, здатну виконувати завдання з високою ефективністю.

Огляд модулів запису даних для інтеграції на БПЛА

Залежно від типу даних, які потрібно записувати, модулі можна розділити на такі категорії:

- Модулі запису відеоданих: призначені для запису відеопотоку з камер, встановлених на БПЛА.
- Модулі запису телеметричних даних: фіксують параметри польоту, такі як висота, швидкість, координати, орієнтація в просторі тощо.
- Модулі запису даних датчиків: збирають інформацію з різних датчиків, встановлених на БПЛА (температура, вологість, радіація тощо).
- Комбіновані модулі: поєднують функції кількох типів модулів.

Для ефективної роботи системи детектування вибухонебезпечних об'єктів модуль запису даних повинен відповідати таким вимогам:

- **Великий обсяг пам'яті:** для тривалої автономної роботи БПЛА та збереження великих обсягів даних про сканування.
- **Висока швидкість запису:** для оперативного запису даних з металошукача, особливо при швидкому русі БПЛА.

- **Надійність:** модуль повинен бути стійким до вібрацій, перепадів температур та інших зовнішніх впливів, характерних для польотних умов.
- **Малі розміри і вага:** щоб не обтяжувати БПЛА.
- **Низьке енергоспоживання:** для збільшення часу польоту.

З урахуванням вищезазначених вимог, для такої системи найбільш підходящими будуть наступні типи модулів:

SSD-накопичувачі: мають високу швидкість запису/читання, велику ємність, відносну стійкість до вібрацій. Однак, вони відносно дорогі та мають більші розміри порівняно з іншими варіантами. Рекомендується використовувати SSD-накопичувачі формату mSATA (рис.3.2) або M.2 з інтерфейсом SATA або NVMe. Для підвищення надійності можна використовувати SSD з функцією захисту від втрати даних при відключенні живлення.



Рис. 3.2. Приклад SSD-накопичувача

Спеціалізовані логери даних: оптимізовані для запису великих обсягів даних в складних умовах, часто мають вбудовані датчики для запису додаткової інформації (температура, тиск тощо). Вони можуть мати обмежену функціональність та високу вартість. Варто розглянути моделі логерів даних, які підтримують високу частоту дискретизації та мають вбудовані інтерфейси для підключення металошукача K158.

Карти пам'яті microSD: мають малі розміри, низьку вартість, високу ємність сучасних моделей. Однак, вони мають відносно низьку швидкість запису порівняно з SSD та можуть бути чутливі до вібрацій. Для підвищення швидкості запису рекомендується використовувати карти пам'яті класу швидкості UHS-I (рис.3.3.) або UHS-II. Для захисту від вібрацій можна використовувати спеціальні кріплення.



Рис. 3.3. Приклад карти пам'яті класу швидкості UHS-I

Огляд імпульсного металошукача K158

Імпульсний металошукач K158 (рис.3.4.) є високотехнологічним пристроєм, спеціально розробленим для виявлення металевих об'єктів у складних умовах [12]. Його конструкція та функціональні можливості дозволяють інтегрувати пристрій у системи автоматизованого контролю, такі

як БПЛА, що робить його ідеальним для задач детектування вибухонебезпечних об'єктів.



Рис. 3.4. Імпульсний металошукач K158

Таблиця 3.2

Технічні характеристики K158

Параметр	Значення
Тип	Імпульсний металошукач
Робоча частота	1000 Гц
Максимальна глибина виявлення	До 3 м (залежно від розміру об'єкта)
Енергоспоживання	12 Вт
Вага	2,5 кг
Робоча температура	від -20°C до +50°C
Захист корпусу	IP67

Основні переваги K158:

- + Висока чутливість – здатність виявляти навіть дрібні металеві об'єкти на глибині до 3 м.

- + Стійкість до умов середовища – захищений корпус (IP67) забезпечує роботу у важких погодних умовах.
- + Низьке енергоспоживання – дозволяє збільшити тривалість роботи системи БПЛА.
- + Компактність і легкість – зручність інтеграції з іншими модулями на платформі БПЛА.
- + Простота калібрування – мінімізація часу на підготовку до роботи.

Недоліки K158:

- Обмежена глибина виявлення – не перевищує 3 м, що може бути недостатнім для певних завдань.
- Висока вартість – може бути обтяжливою для невеликих проєктів.
- Чутливість до електромагнітних перешкод – потребує ретельного налаштування в умовах сильного шуму.

Металошукач K158 було обрано для інтеграції в автоматизовану систему детектування вибухонебезпечних об'єктів завдяки його високій чутливості та стійкості до умов середовища. Компактність і низьке енергоспоживання роблять його оптимальним для використання на платформі БПЛА. Захищений корпус гарантує довговічність пристрою, навіть під час експлуатації у важких умовах. Незважаючи на певні обмеження, переваги K158 забезпечують ефективність роботи системи та відповідають вимогам проєкту.

Raspberry Pi 4

Raspberry Pi 4 (рис.3.5) є сучасною одноплатною обчислювальною платформою, розробленою для використання в різноманітних інженерних, дослідницьких і освітніх проєктах. Завдяки високій продуктивності,

компактним розмірам і низькому енергоспоживанню, Raspberry Pi 4 є оптимальним вибором для інтеграції в системи автоматизованого контролю та аналізу даних.

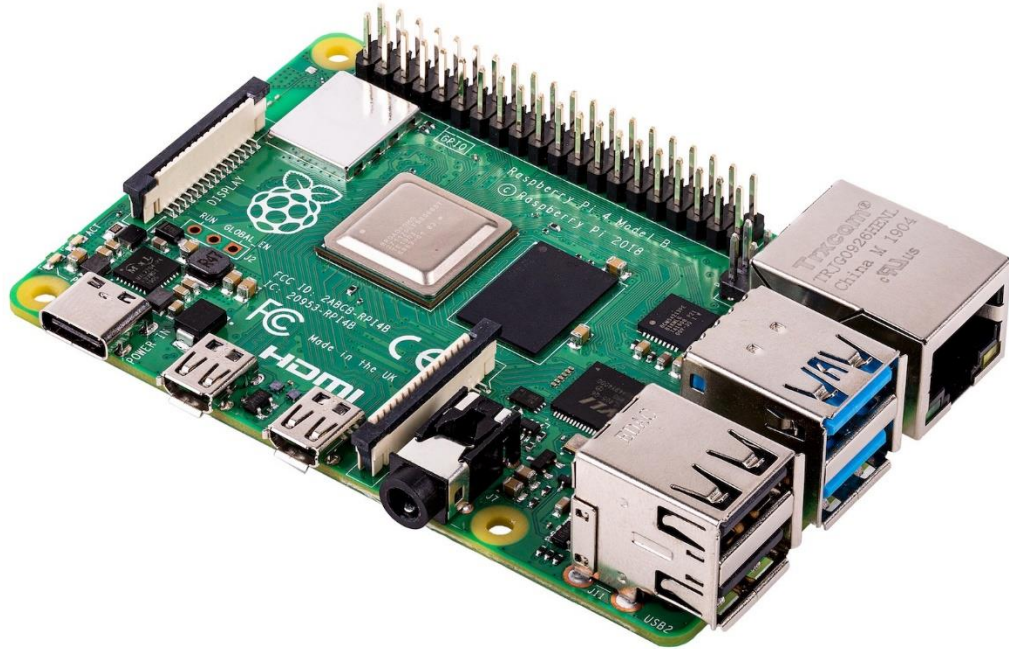


Рис.3.5. Raspberry Pi 4

Основні переваги Raspberry Pi 4

- + Висока продуктивність – потужний процесор і велика кількість оперативної пам'яті забезпечують швидке виконання складних обчислювальних задач.
- + Компактність – невеликі розміри дозволяють легко інтегрувати платформу в системи обмеженого простору.
- + Гнучкість у налаштуванні – широкий вибір інтерфейсів дозволяє підключати різноманітні датчики та модулі.
- + Доступність – низька вартість у порівнянні з іншими обчислювальними платформами.
- + Підтримка спільноти – велика кількість ресурсів і документації для розробників.

Недоліки Raspberry Pi 4

- Чутливість до температури – потребує активного або пасивного охолодження при тривалих навантаженнях.
- Обмежена продуктивність – недостатня для дуже складних задач машинного навчання.
- Залежність від microSD-карти – використання карти пам'яті як основ

Таблиця 3.3

Технічні характеристики Raspberry Pi 4

Параметр	Значення
Процесор	Quad-core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit
Тактова частота	1.5 ГГц
Оперативна пам'ять	2 ГБ, 4 ГБ або 8 ГБ LPDDR4
Графічний процесор	VideoCore VI
Порти	2 × USB 3.0, 2 × USB 2.0, HDMI, Ethernet
Накопичувач	microSD
Живлення	5 В/3 А (USB-C)
Інтерфейси	GPIO, I2C, SPI, UART
Розміри	85.6 мм × 56.5 мм

Радарний висотомір

Радарні висотоміри, такі як UAV CAN RADAR ALTIMETER (рис.3.6.) забезпечують точне визначення висоти безпілотних літальних апаратів (БПЛА) щодо земної поверхні. Це дозволяє підвищити точність детектування вибухонебезпечних об'єктів, оскільки уможливорює стабільне утримання висоти і корекцію траєкторії польоту.



Рис. 3.6. Радарний висотомір

Таблиця 3.4.

Основні характеристики

Характеристика	Опис
Точність визначення	1-2 см в діапазоні до 100 м
Радічний діапазон частот	4.3-4.7 GHz
Робочий допустимий висотний діапазон	0.5-200 м
Вага	100-200 г
Споживана потужність	2-5 Вт

Переваги:

- + Висока точність у низьких висотах.
- + Незалежність від погодних умов.
- + Швидкість вимірювання.

Недоліки:

- Висока вартість.
- Обмежений діапазон дій.

Силовий модуль

Силові модулі, або розподільчі плати живлення (PDB), є критично важливим компонентом будь-якого безпілотного літального апарату (БПЛА). Вони відповідають за ефективне розподілення електричної енергії від акумулятора до всіх споживачів на борту, забезпечуючи стабільну роботу електроніки та захист від перевантажень. Одним з популярних представників таких модулів є Matek Systems FCHUB-W (рис.3.7).

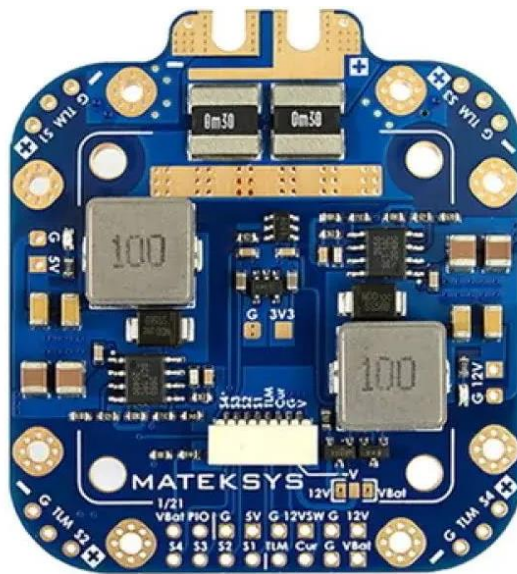


Рис. 3.7. Matek Systems FCHUB-W

Силові модулі відіграють ключову роль у забезпеченні стабільної роботи різних електронних систем, виконуючи кілька основних функцій. Першою з них є розподіл живлення, що передбачає передачу електричної енергії від акумулятора до різних споживачів, таких як польотний контролер, сервоприводи та відеопередавачі. Це забезпечує необхідну напругу і струм для кожного компонента системи, тим самим забезпечуючи їх стабільне функціонування.

Другою важливою функцією є стабілізація напруги. Для цього в силових модулях використовуються вбудовані стабілізатори напруги (BEC), які

забезпечують постійну напругу 5В і 12В для живлення чутливої електроніки. Це дозволяє уникнути впливу коливань напруги на роботу чутливих компонентів, забезпечуючи їх стабільну роботу [13].

Третьою функцією є захист від перевантажень, що передбачає захист системи від коротких замикань, перевантажень за струмом та перенапруги. Завдяки цьому забезпечується безпека та надійність всієї електронної системи, запобігаючи потенційним пошкодженням компонентів.

Останньою важливою функцією є моніторинг струму. Деякі моделі силових модулів оснащені вбудованими датчиками струму, що дозволяють відстежувати споживання енергії в реальному часі. Це надає можливість оперативно реагувати на зміни в споживанні енергії та вчасно виявляти потенційні проблеми у системі.

Переваги:

- + Висока коефіцієнт корисної дії (КПД).
- + Захист від перегріву і замикання.
- + Зменшення пошкодження від струмових сплесків.

Недоліки:

- Великі габарити для високоточних БПЛА.
- Висока чутливість до зовнішніх шумів.

Таблиця 3.5.

Основні характеристики

Характеристика	Опис
Максимальний струм	60 А
Вхідна напруга	12-60 В
Вихідна напруга	5-12 В
КПД	90-95%
Вага	200-400 г

GPS-модуль

GPS-модулі відіграють ключову роль у навігації БПЛА, забезпечуючи визначення географічного положення та корекцію маршруту в реальному часі. Вони необхідні для точної локалізації об'єктів та прив'язки отриманих даних до географічних координат. GPS-модуль u-blox NEO-M8N (рис. 3.8.). Ця модель забезпечує високу точність, швидке оновлення координат (10 Гц) та підтримує кілька супутникових систем (GPS, ГЛОНАСС, Galileo), що є важливим для стабільної роботи в різних умовах.



Рис. 3.8. GPS-модуль u-blox NEO-M8N

Таблиця 3.6.

Основні характеристики

Характеристика	Опис
Точність позиціонування	До 1 м
Частота оновлення	10 Гц
Вага	20-50 г
Інтерфейси	UART, I2C
Додаткові функції	Підтримка GNSS (GPS, ГЛОНАСС)

Переваги:

- + Висока точність визначення координат.
- + Підтримка кількох супутникових систем.
- + Низьке енергоспоживання.

Недоліки:

- Залежність від якості сигналу супутників.
- Обмеження роботи в умовах густої забудови або щільної рослинності.

3.2. Розробка алгоритму та структурної схем автоматизованої системи

Алгоритм функціонування системи виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) (рис.3.10.) складається з декількох послідовних етапів, які забезпечують її ефективну роботу, починаючи з ініціалізації й завершуючи передачею даних. На першому етапі виконується ініціалізація системи, що передбачає діагностику апаратного та програмного забезпечення, перевірку функціональності основних модулів і сенсорів, а також підготовку системи до подальшої роботи. Після цього здійснюється встановлення зв'язку з апаратом керування, що є центральним блоком обчислення та контролю. У разі неможливості встановлення зв'язку система повторює спроби до досягнення успіху.

Після підтвердження наявності зв'язку система розблоковується, що включає активацію сенсорів і зняття захисту для переходу до наступних етапів. Далі активується металошукач, який забезпечує пошук аномалій у магнітному полі, спричинених присутністю металевих об'єктів у зоні дослідження. На цьому етапі виконується налаштування чутливості металошукача відповідно до встановлених порогових значень, що дозволяє виключити вплив фонових магнітних аномалій. Після активації сенсорів система проводить аналіз магнітного поля, вимірюючи індукцію (В). Якщо значення перевищує заданий

пори́г (наприклад, $B > 0.1 \mu T$ система ідентифікує потенційну присутність металевго об'єкта та переходить до подальшої обробки.

Дані про виявлені аномалії магнітного поля записуються на одноплатний комп'ютер (наприклад, Raspberry Pi), де вони обробляються для подальшого аналізу. На цьому етапі виконується перетворення даних у формат, придатний для візуалізації та аналізу. Після цього система створює теплові карти, які відображають розподіл магнітних аномалій у зоні дослідження. Теплові карти використовують кольорову шкалу для ілюстрації інтенсивності магнітних відхилень.

Подальша обробка отриманих даних виконується за допомогою алгоритму YOLO (You Only Look Once), який забезпечує автоматичне виявлення об'єктів на основі зображень теплових карт і вхідних даних. На цьому етапі алгоритм визначає довірчий рівень (confidence score) кожного потенційного об'єкта. Якщо рівень довіри перевищує заданий поріг, система визнає об'єкт релевантним для подальшого аналізу; у протилежному випадку об'єкт відкидається як нерелевантний.

Для об'єктів, що проходять поріг довіри, система класифікує їх за категоріями, такими як міни, уламки снарядів або інші типи ВНО. Класифіковані об'єкти візуалізуються шляхом виділення їх рамками на зображеннях або теплових картах. Усі результати аналізу зберігаються у вигляді цифрових записів для подальшої обробки, звітності або архівування. Останнім етапом є передача отриманих даних на наземний комп'ютер, що дозволяє оператору або фахівцям здійснювати детальний аналіз результатів, приймати рішення або інтегрувати дані в системи управління.

На рис. 3.9. наведено структурну схему даної автоматизованої системи.

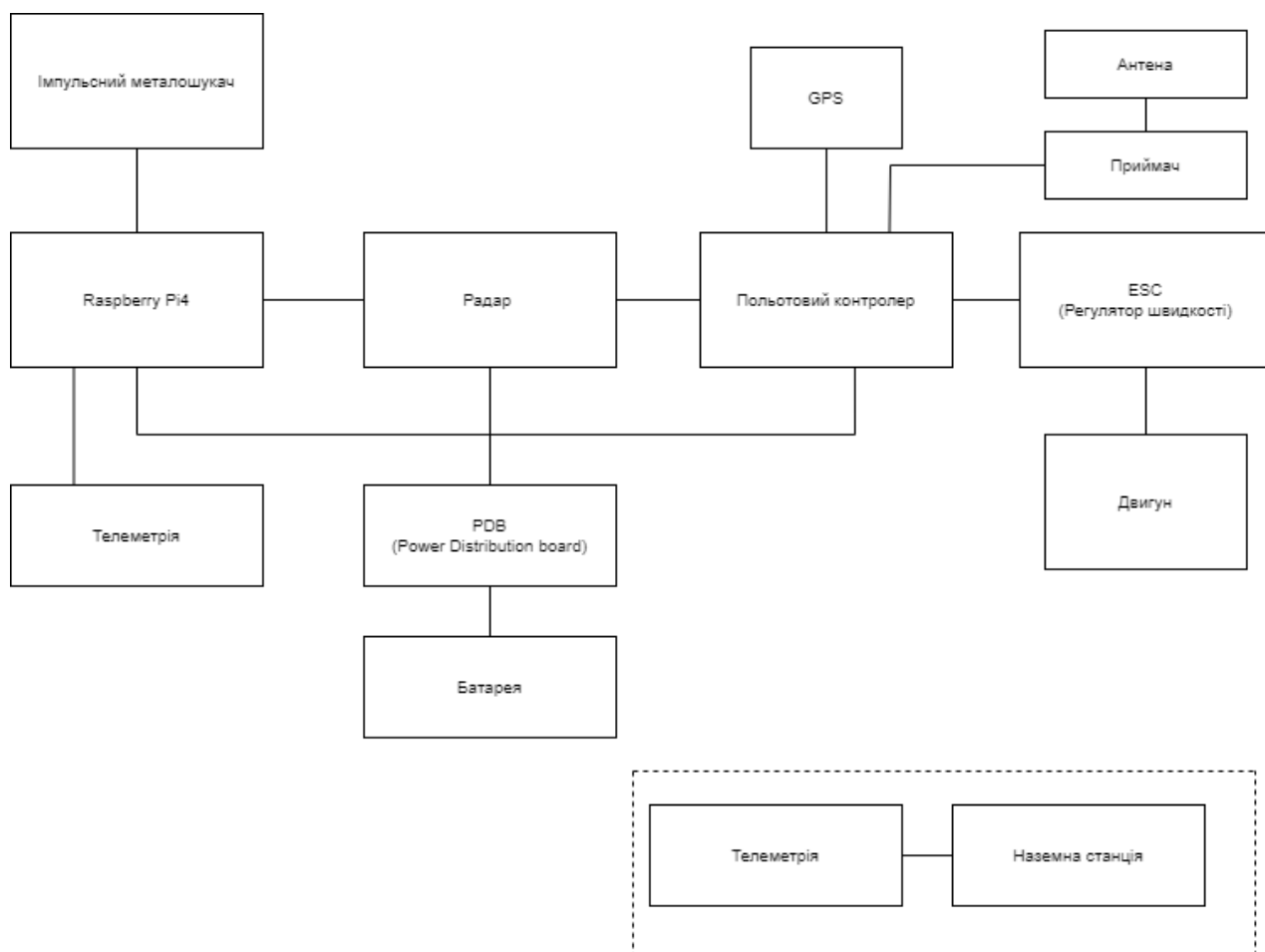


Рис. 3.9. Структурна схема автоматизованої системи

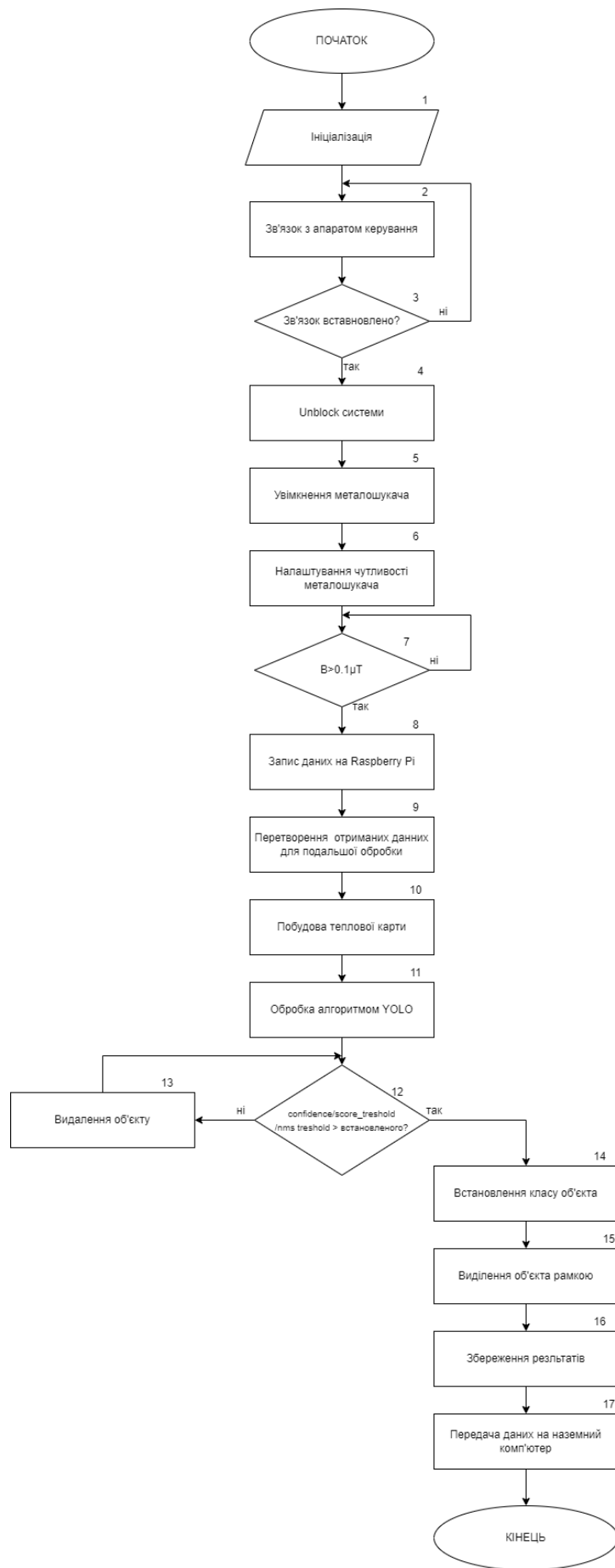


Рис. 3.10. Алгоритм роботи

4. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

4.1. Підготовка набору даних

Підготовка набору даних є ключовим етапом у створенні автоматизованої системи детектування вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА) з використанням імпульсного металошукача K158 та алгоритму YOLOv5. Цей процес включає декілька послідовних етапів, спрямованих на формування високоякісного та репрезентативного набору даних, який забезпечить ефективне навчання та тестування моделі.

Визначення вимог до набору даних є першим кроком, що забезпечує високі стандарти якості роботи системи. Набір даних повинен включати різноманітні вибухонебезпечні об'єкти, такі як снаряди, міни, гранати тощо, представлені у різних ракурсах, умовах освітлення та середовищах. Також важливо забезпечити геоприв'язку даних, отримуючи координати місць збору за допомогою GPS-модуля на БПЛА, для подальшого використання у просторовому аналізі. Реалістичність даних повинна відповідати реальним умовам експлуатації системи, включаючи різні типи ґрунтів, рослинність та інші елементи. Крім того, необхідно забезпечити точні анотації у вигляді bounding boxes для кожного об'єкта, визначаючи його місце розташування на зображенні.

Збір даних здійснюється за допомогою БПЛА, оснащеного камерою високої роздільної здатності та імпульсним металошукачем K158. Планування місії БПЛА включає визначення зон сканування, налаштування висоти польоту для оптимальної якості зображень та роботи металошукача, а також програмування траєкторії польоту для забезпечення повного покриття вибраної території. Під час запису даних здійснюється одночасне отримання візуальних даних (RGB-зображень) та сигналів від металошукача, що дозволяє виявляти аномалії у магнітному полі, які можуть свідчити про наявність металевих

вибухонебезпечних об'єктів. Отримані зображення зберігаються у високій якості, а сигнали металошукача логуються з прив'язкою до GPS-координат.

Після збору даних здійснюється їх попередня обробка. Цей етап включає фільтрацію даних для видалення нерелевантних або низькоякісних зображень, калібрування для узгодження сигналів металошукача з відповідними зображеннями, нормалізацію для приведення всіх зображень до одного розміру та формату, а також балансування даних для забезпечення рівномірного розподілу класів у наборі даних.

Анотування даних є наступним важливим етапом, що забезпечує створення навчальних і тестових наборів з точними мітками об'єктів. Для цього використовуються спеціалізовані інструменти, такі як LabelImg або Roboflow. У процесі анотування здійснюється розмітка об'єктів шляхом створення bounding boxes для кожного вибухонебезпечного об'єкта на зображенні, присвоєння класів кожній мітці (наприклад, «positive», «negative») та валідація розмітки для перевірки точності анотацій.

Після завершення розмітки набір даних розділяється на три частини: навчальну вибірку (70% даних для навчання моделі), валідаційну вибірку (20% даних для перевірки якості навчання) та тестову вибірку (10% даних для оцінки продуктивності моделі). Розділення виконується таким чином, щоб зображення з одних і тих самих зон не потрапляли одночасно до кількох вибірок, аби уникнути витоку даних.

Для підвищення стійкості моделі до різних умов застосовується методика аугментації даних. Це включає такі операції, як зміна яскравості, контрастності та насиченості, обертання, масштабування та віддзеркалення, додавання шуму або розмиття, а також симуляція різних умов освітлення.

Остаточний набір даних приводиться до формату, сумісного з YOLOv5. Зображення зберігаються у стандартному форматі (наприклад, .jpg), а файли анотацій у форматі .txt, де кожен рядок містить інформацію про об'єкт: клас,

координати центру bounding box, ширина та висота (нормалізовані до розмірів зображення). Структура директорій організована наступним чином:

- */images/train, /images/val, /images/test* — зображення для навчання, валідації та тестування;
- */labels/train, /labels/val, /labels/test* — відповідні анотації.

Перед використанням у моделі проводиться перевірка якості набору даних. Це включає аналіз розподілу класів, візуальну перевірку розмітки та перевірку коректності форматування файлів. Всі ці етапи забезпечують створення високоякісного та репрезентативного набору даних, необхідного для ефективного навчання та тестування моделі YOLOv5 у задачах детектування вибухонебезпечних об'єктів.

4.2. Візуалізація результатів

Вибухонебезпечні предмети (ВНО), до яких належать міни, снаряди та інші подібні об'єкти, зазвичай мають металеві компоненти, здатні спричиняти локальні аномалії у магнітному полі. Ця особливість є ключовою для їх виявлення за допомогою методів магнітометричного аналізу.

Результати магнітометричних досліджень часто представлені у вигляді теплових карт, які відображають просторовий розподіл аномалій магнітного поля. На таких картах кольорова шкала використовується для ілюстрації інтенсивності відхилень від нормального магнітного фону. Зони, позначені як «Positive» (тобто позитивні значення магнітної аномалії), зазвичай асоціюються із підвищеною ймовірністю наявності металевих об'єктів. Це може свідчити про потенційну присутність ВНО. У свою чергу, області, що демонструють «Negative» (негативні значення магнітної аномалії), здебільшого пов'язані зі

звичайними геологічними структурами або іншими природними чи антропогенними об'єктами, які не становлять небезпеки.

Такий підхід до аналізу дозволяє попередньо виділити потенційно небезпечні зони для проведення подальших досліджень. Для підтвердження наявності вибухонебезпечних предметів у цих зонах застосовуються додаткові методи. Це можуть бути візуальний огляд території, використання інших типів сенсорів, таких як електромагнітні сканери, інфрачервоні камери або високоточні металодетектори, що забезпечують комплексний аналіз і підвищують точність виявлення.

Таким чином, магнітометричний аналіз із візуалізацією результатів у формі теплових карт є важливим інструментом для ідентифікації зон підвищеного ризику, що може значно підвищити ефективність робіт із пошуку та знешкодження ВНО.

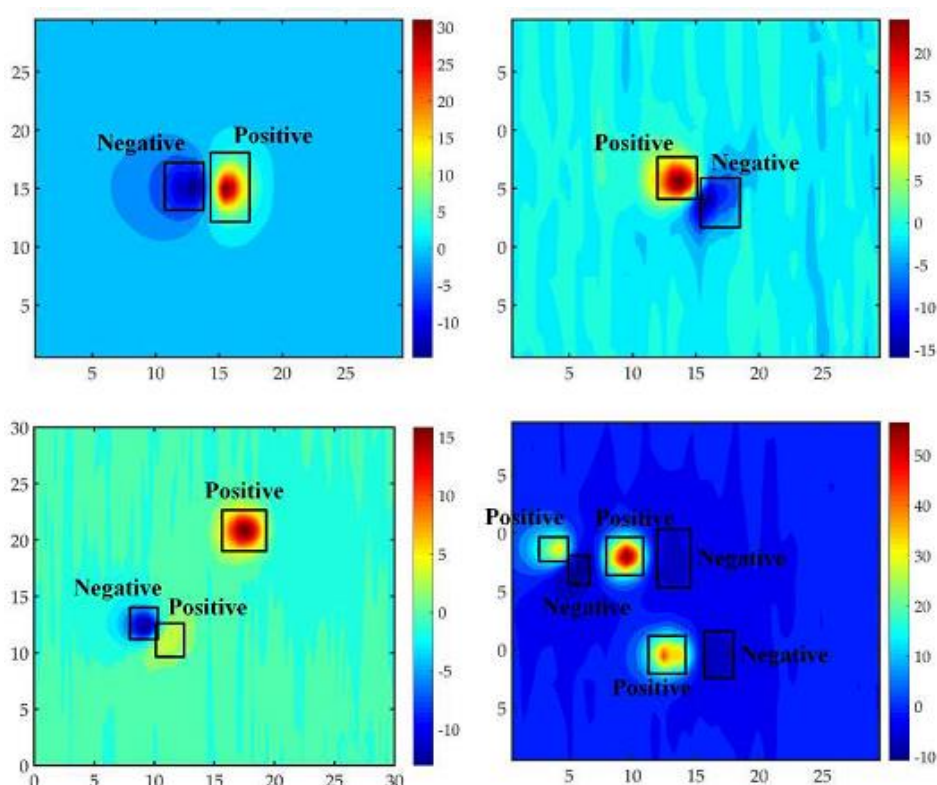


Рис. 4.1. Результати

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі здійснено комплексний аналіз сучасних технологій виявлення вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) з використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Проведено огляд новітніх підходів і алгоритмів, які застосовуються у цій галузі, зокрема методів машинного навчання та нейронних мереж. На основі поставлених завдань дослідження було обґрунтовано вибір імпульсного металошукача K158 та алгоритму YOLOv5 як ключових інструментів для реалізації системи.

У рамках роботи особливу увагу приділено розробці підходів до виявлення та ідентифікації вибухонебезпечних об'єктів, таких як міни, снаряди та інші. Це завдання має важливе практичне значення, оскільки своєчасне виявлення та ідентифікація таких об'єктів дозволяють значно знизити ризики, пов'язані з їхньою присутністю, і сприяють підвищенню безпеки на територіях із потенційною небезпекою.

У результаті виконаного дослідження було створено систему, здатну ефективно виконувати детекцію вибухонебезпечних об'єктів із використанням магнітних сенсорів та алгоритмів комп'ютерного зору. Система демонструє високу ефективність і може бути інтегрована в сучасні рішення для розмінування та моніторингу територій.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Металодетектори [Електронний ресурс]. – <https://www.minelab.com/knowledge-base/getting-started/how-metal-detectors-work>
2. GPR systems [Електронний ресурс]. – https://www.researchgate.net/publication/275942028_Extended_comparison_of_different_GPR_systems_and_antenna_configurations_at_the_Roman_site_of_Carnuntum
3. Акустичні хвилі [Електронний ресурс]. – https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D0%BE%D0%B2%D0%B5%D1%80%D1%85%D0%BD%D0%B5%D0%B2%D1%96_%D0%B0%D0%BA%D1%83%D1%81%D1%82%D0%B8%D1%87%D0%BD%D1%96_%D1%85%D0%B2%D0%B8%D0%BB%D1%96
4. Methods of detecting VNO [Електронний ресурс]. – <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/17/5709>
5. Тепловізійні та оптичні сетоди [Електронний ресурс]. – <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569843222001145>
6. ІЧ-спектроскопія [Електронний ресурс]. – <https://ukrayinska.libretexts.org>
7. Adaptive histogram alignment [Електронний ресурс]. – https://www.researchgate.net/publication/221594940_Evaluation_of_contrast_limited_adaptive_histogram_equalization_CLAHE_enhancement_on_a_FPGA
8. You Only Look Once [Електронний ресурс]. – <https://www.datacamp.com/blog/yolo-object-detection-explained>
9. Histogram alignment [Електронний ресурс]. – <https://www.geeksforgeeks.org/histogram-equalization-in-digital-image-processing/>
10. Порогова сегментація [Електронний ресурс]. – <https://www.geeksforgeeks.org/thresholding-based-image-segmentation/>
11. Методи кластеризації [Електронний ресурс]. – <https://www.geeksforgeeks.org/clustering-in-machine-learning/>

12. Імпульсний металошукач K158 [Електронний ресурс]. –
<https://arduino.ua/prod5304-konstruktory-impulsnii-metaloshykach-k158?srsId=AfmBOorhZrlGEaSffbKqOorwqPTH0LFcpW5lVkfmsLK0sUkd0UAM7-nl>
13. Matek Systems FCHUB-W [Електронний ресурс]. –
https://motorc.com.ua/elektronika-dlya-litalnih-aparativ/bortova-elektronika/bortove-zhivlennya-bec-i-pdb/plata-rozpodilu-zhivlennya-matek-fchub-12s/?gclid=CjwKCAiAyJS7BhBiEiwAyS9uNawrbeWxHneV-uGRgvpPPh8TOa49TPli3uoDrhbar7m45Ug6BDOLRxoCNukQAvD_BwE&utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=PR_Performance