

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Приладобудівний факультет
кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю**

«На правах рукопису»
УДК 681.5

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
Юрій КИРИЧУК
« » 20 р.

**Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерно-інтегровані системи
та технології в приладобудуванні»
зі спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані
технології»
на тему: «Автоматизована тепловізійна система детектування мін із
застосуванням технології штучного інтелекту»**

Виконав:

студент II курсу, групи ПК-21мп
Корнійчук Єгор Ігорович

Науковий керівник:

доцент, к.т.н.
Муравйов Олександр Володимирович

Завідувач кафедри економічної кібернетики:

професор, д.е.н.
Бояринова Катерина Олександрівна

Рецензент:

професор, д.т.н.
Защепкіна Наталія Миколаївна

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

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Приладобудівний факультет

Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

«__» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Корнійчуку Єгору Ігоровичу

1. Тема дисертації «Автоматизована тепловізійна система детектування мін із застосуванням технології штучного інтелекту», науковий керівник дисертації Муравйов Олександр Володимирович, к.т.н., доцент кафедри АСНК, затверджені наказом по університету від «09» листопада 2023 р. № 4110-с.
2. Термін подання студентом дисертації «11» січня 2024 року.
3. Об'єкт дослідження: процес детектування мін за допомогою інфрачервоного випромінювання з використанням штучного інтелекту.
4. Вихідні дані: точність вимірювання температурних показників $\pm 2^{\circ}\text{C}$, вибірка термографічних знімків мінних полів, вірогідність правильного розпізнавання мін не менше 85%.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: аналіз літератури та теоретичних основ, матеріалів та методів, розробка нейронної мережі, розробка стартап проекту.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: структурна схема, схема роботи розробленої програми, схеми використаних алгоритмів, результати тестування.

7. Орієнтований перелік публікацій:

8. Консультанти розділів дисертації:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розробка стартап-проекту	Бояринова К. О., професор, д.е.н.		

1. Дата видачі завдання 1 вересня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Огляд літературних джерел.	3 тижні	
2.	Аналіз та дослідження існуючих алгоритмів.	2 тиждень	
3.	Розробка структурної схеми.	2 тиждень	
4.	Навчання нейронної мережі.	3 тижні	
5.	Тестування нейронної мережі	2 тиждень	
6.	Виконання розділу «Розробка стартап проекту»	2 тижні	
7.	Оформлення пояснювальної записки, презентації та ілюстративних матеріалів	2 тиждень	

Студент

Єгор КОРНІЙЧУК

Науковий керівник

Олександр МУРАВЙОВ

АНОТАЦІЯ

Розробка цієї системи є актуальною в контексті постійного підвищення ризику для людей в зоні конфліктів та воєнних дій, де існує загроза підриву на мінах. Цей проєкт націлено на створення ефективного і безпечного методу виявлення вибухонебезпечних предметів з використанням передових технологій тепловізійної техніки та штучного інтелекту.

Система буде базуватися на аналізі теплових зображень, отриманих з високоточних тепловізійних камер. Застосування технології штучного інтелекту дозволить системі автоматично розпізнавати образи, що вказують на наявність мін, і генерувати швидкі та точні сповіщення для операторів.

Очікується, що результатом проєкту стане створення високоефективної системи, яка забезпечить зниження ризику та збільшить безпеку для тих, хто працює або перебуває в зонах з підвищеною небезпекою вибухонебезпечних предметів. Крім того, система може мати потенціал для використання в різних галузях, включаючи рятувальні операції, обслуговування та очищення територій від мін після війни, а також військові цілі.

Загальна мета полягає в створенні інноваційного та високоефективного рішення для виявлення мін з метою збереження людських життів та покращення безпеки у зонах конфліктів та кризових ситуаціях. Автоматизована тепловізійна система з використанням штучного інтелекту є перспективним інноваційним рішенням для виявлення мін, забезпечуючи безпеку та ефективність у демінуванні об'єктів.

ABSTRACT

The development of this system is crucial due to the constant increase in the risk for individuals in conflict zones and war-torn areas, where the threat of landmines poses a significant danger. This project aims to create an efficient and safe method of detecting explosive devices using advanced thermal imaging technology and artificial intelligence.

The system will rely on the analysis of thermal images obtained from high-precision thermal imaging cameras. By leveraging artificial intelligence technology, the system will autonomously recognize patterns indicative of the presence of mines and generate rapid and accurate alerts for operators.

It is anticipated that the outcome of the project will be the creation of a highly effective system that reduces risks and enhances safety for those working or residing in high-risk areas containing explosive devices. Furthermore, the system holds potential for various applications, including rescue operations, post-war mine clearance efforts, and military purposes.

The overarching goal is to develop an innovative and highly efficient solution for mine detection to save lives and improve safety in conflict zones and crisis situations. An automated thermal imaging system utilizing artificial intelligence stands as a promising and innovative solution for mine detection, ensuring safety and efficiency in demining efforts.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА.....	11
1.1 Використання цифрових технологій в детектуванні мін.....	11
1.2 Мета та завдання.....	15
1.2.1 Формулювання основної мети дослідження та розробки.....	15
1.2.2 Визначення основних завдань, які необхідно вирішити для досягнення мети.....	17
1.3 Алгоритми машинного навчання.....	21
1.3.1 Штучна нейронна мережа.....	22
1.3.2 Алгоритм R-CNN.....	24
1.3.3 Алгоритм SSD.....	28
1.3.4 Алгоритм YOLO.....	29
1.4 Аналіз об'єкта виявлення.....	31
1.4.1 Загальні відомості.....	31
1.4.2 Огляд міни ТМ-62.....	33
1.4.3 Способи маскування.....	34
1.5 Аналіз способів детектування мін.....	36
Висновки до розділу 1.....	40
РОЗДІЛ 2 МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ.....	42
2.1 Необхідність використання БПЛА.....	42
2.2 Розробка структурної схеми.....	45
2.3 Середовище програмування Python та NumPy для проектування нейронної мережі.....	46
2.4 Фреймворк машинного навчання PyTorch.....	48
2.5 Бібліотека для роботи з зображеннями OpenCV.....	54
2.6 Бібліотека для аналізу даних Pandas.....	57
2.7 Бібліотека для візуалізації даних matplotlib.....	61
2.8 Середовище програмування Jupyter notebook.....	62

Висновки до розділу 2.....	63
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	64
3.1 Підбір зображень для навчання нейронної мережі.....	64
3.2 Архітектура нейронної мережі.....	67
3.3 Встановлення параметрів навчання.....	71
3.4 Навчання моделі.....	75
3.5 Візуалізація результатів.....	82
3.6 Огляд коду розробленої програми.....	83
3.7 Можливі вдосконалення.....	99
Висновки до розділу 3.....	103
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП ПРОЕКТУ.....	104
4.1 Опис ідеї стартап проекту.....	104
4.2 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	109
4.3 Розроблення ринкової стратегії проекту.....	119
4.4 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту.....	123
4.5 Планування реалізації стартап-проекту.....	127
Висновки до розділу 4.....	130
ВИСНОВКИ.....	132
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	134
ДОДАТКИ.....	139

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ГІС - геоінформаційні системи

ШІ – штучний інтелект

SVM – метод опорних векторів

KSGD – калманівський метод стохастичного градієнту

R-CNN – регіональні згорткові нейронні мережі

SSD – одиночний детектор

ТМ – протитанкова міна

БПЛА – безпілотний літальний апарат

МПІС – матричний приймач інфрачервоного спектру

РЗ – регістр зсуву

MUX – мультиплексор

RAM – оперативна пам'ять

MCU – мікропроцесор

АЦП – аналого-цифровий перетворювач

SD – карта пам'яті

РП – радіопередавач

ПУ – пульт управління

CPU – центральний обробний пристрій

GPU – графічний процесор

CV – комп'ютерний зір

RPN – регіональна мережа пропозицій

mAP - середнє значення середньої точності

ВСТУП

Актуальність проблеми детектування мін є беззаперечною у сучасному світі, де конфлікти та військові дії залишають за собою великі території, забруднені невидимими загрозами. Міни та вибухові пристрої, залишені на територіях після війни або внаслідок терористичних актів, продовжують становити серйозну загрозу для цивільного населення та працівників правоохоронних органів. Наслідки вибухів мін включають тяжкі поранення та загибель, а також значні матеріальні збитки, що часто сповільнюють процеси відновлення та розвитку уражених регіонів.

У зв'язку з цим, розробка автоматизованої тепловізійної системи, яка могла б ефективно виявляти міни та вибухові пристрої на значних територіях, має критичне значення для підвищення безпеки та захисту цивільного населення. Використання технології штучного інтелекту у поєднанні з тепловізійними засобами дозволить розробити систему, яка здатна точно та оперативно виявляти міни, зменшуючи ризик випадкових вибухів та забезпечуючи ефективніші методи обстеження територій з потенційними загрозами. Такий прогрес у технологічній сфері може суттєво сприяти міжнародним зусиллям з розмінування та збереження миру на уражених воєнними конфліктами територіях.

Ситуація в Україні, де триває війна, підкреслює важливість розробки та впровадження ефективних технологій для детектування мін та вибухових пристроїв. Неспроможність ефективної та оперативної ідентифікації таких загроз може призвести до серйозних людських жертв та додаткової дестабілізації вже скрутної ситуації в регіоні.

Розробка автоматизованої тепловізійної системи детектування мін з використанням штучного інтелекту може виявитись ключовим елементом стратегії протидії мінній загрозі на воєнних та конфліктних територіях. Ефективне виявлення та мапування мінних полів за допомогою цієї системи може сприяти зниженню ризику для мирного населення та військових

підрозділів, що здійснюють операції на територіях з високим ризиком. Крім того, швидке та точне виявлення може допомогти у вчасному нейтралізуванні та усуненні мін, забезпечуючи безпечніші умови для ведення військових дій та реабілітації постраждалих.

У розумінні стратегічного значення такої технології для забезпечення безпеки та захисту життя військовослужбовців та цивільного населення в умовах конфліктів на сході України, розробка автоматизованої тепловізійної системи детектування мін з використанням штучного інтелекту має великий потенціал для зменшення втрат та сприяння збереженню миру та стабільності в регіоні.

Важливо зрозуміти, чому вибір технології штучного інтелекту є раціональним для вдосконалення процесу детектування мін.

Автоматизація та швидкість. Умови на зоні конфлікту часто є надзвичайно складними та небезпечними для людей. Застосування технології штучного інтелекту в устаткуванні для детектування мін дозволяє автоматизувати процеси аналізу великих обсягів даних, отриманих з тепловізійних зображень. Алгоритми машинного навчання можуть швидко та ефективно виявляти характерні ознаки, які вказують на наявність мін чи вибухових пристроїв, враховуючи при цьому навіть мінімальні деталі та підтримуючи високу швидкість реакції [1].

Точність та адаптивність. Умови на військових територіях часто є непередбачуваними та змінними, що може ускладнити процес виявлення мін та вибухових пристроїв. Застосування штучного інтелекту дозволяє системі навчатися на основі великого обсягу даних та аналізувати їх для вдосконалення процесу виявлення. Алгоритми машинного навчання можуть адаптуватися до нових умов та ситуацій, що дозволяє забезпечити високу точність виявлення навіть у складних умовах.

Така адаптивність технології штучного інтелекту є ключовим фактором у забезпеченні надійності та ефективності системи детектування мін, оскільки дозволяє системі аналізувати та інтерпретувати нові ситуації, які можуть

виникати на території конфліктів. Точність та адаптивність такої системи є надзвичайно важливими аспектами, оскільки вони допомагають уникнути помилкових сигналів та забезпечити ефективність дій при виявленні мін та вибухових пристроїв на небезпечних територіях.

Аналіз мультимодальних даних. У зоні воєнних конфліктів доступність даних з різних джерел може бути вирішальним фактором для успішного виявлення мін та вибухових пристроїв. Технологія штучного інтелекту дозволяє системі ефективно аналізувати дані з різних джерел, таких як тепловізійні зображення [2], радіаційні показники, геолокаційні дані, а також інші параметри, що можуть свідчити про наявність мін чи вибухових пристроїв.

Такий аналіз мультимодальних даних дозволяє системі забезпечити більш точне та надійне виявлення загроз на територіях конфліктів, оскільки враховуються різні фактори та параметри, що можуть свідчити про наявність підземних або прихованих вибухових пристроїв.

Спроможність до самонавчання. Штучний інтелект може навчатися на основі нових даних та ситуацій, що дозволяє системі покращувати свої здібності виявлення мін з часом та адаптуватися до нових видів загроз.

Можливість інтеграції з існуючими системами. Технологія штучного інтелекту може бути легко інтегрована з існуючими тепловізійними системами та обладнанням для детектування мін, що дозволяє максимально використовувати наявні ресурси та покращувати функціональність існуючих систем.

Предметом дослідження є автоматизована тепловізійна система детектування мін із застосуванням технології штучного інтелекту. Тобто, дослідження фокусується на розробці, вдосконаленні та ефективності цієї конкретної системи, яка використовує тепловізійні технології та штучний інтелект для виявлення мін. Метою такого дослідження є покращення точності виявлення, зменшення помилок та оптимізація роботи системи для впровадження її в реальні умови з максимальною ефективністю.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА

1.1 Використання цифрових технологій в детектуванні мін

Використання цифрових технологій в детектуванні мін може значно покращити ефективність та безпеку робіт з розмінування та розмінування територій.

Використання супутникових знімків дозволяє отримати детальні зображення з великою роздільною здатністю з високої орбіти навколо Землі. Ці знімки можуть виявляти підозрілі зони або структури, які можуть вказувати на можливу наявність мін чи інших підземних об'єктів. Аналіз супутникових знімків може допомагати в ідентифікації місць, де потрібно провести подальші розслідування.

Іншим ефективним методом є використання літальних апаратів (декілька спеціально обладнаних літаків або дронів), щоб отримати аерофотознімки високої роздільної здатності. Ці знімки можуть бути використані для виявлення підозрілих об'єктів або змін у ландшафті, які можуть вказувати на можливу наявність мін або інших підземних загроз.

Застосування комп'ютерного зору та обробки зображень дозволяє автоматизувати процес аналізу великих обсягів даних. Використання алгоритмів для виявлення аномалій чи характерних ознак, таких як структури, які можуть вказувати на наявність мін, може значно прискорити та поліпшити ефективність детектування.

Інфрачервоні (ІЧ) камери можуть виявляти теплове випромінювання об'єктів, включаючи підземні структури, такі як міни. Оскільки багато мін мають іншу тепловіддачу порівняно з навколишнім середовищем, їх можна виявити за допомогою інфрачервоних зйомок. Такий метод особливо корисний у важкодоступних або небезпечних районах, де важко проводити наземні обстеження.

За допомогою технологій обробки зображень і комп'ютерного зору можна автоматизовано виявляти теплові аномалії на інфрачервоних знімках. Алгоритми можуть виявляти неприродні температурні підвищення, що вказують на можливість наявності підземних загроз.

Інфрачервоні зображення можуть бути комбіновані з іншими технологіями, такими як лідар чи супутникові знімки, для отримання комплексного аналізу території. Це дозволяє отримати більш повну картину та точніше визначити можливі ризики.

Інфрачервоні камери можуть працювати в реальному часі, що дозволяє операторам миттєво реагувати на виявлення теплових аномалій і здійснювати подальший аналіз або вживати заходів безпеки.

Лідар (лазерне зондування) використовує лазерне випромінювання для вимірювання відстаней та створення точного тривимірного зображення поверхні. Це дозволяє отримати детальну інформацію про рельєф території та ідентифікувати нерівності, що можуть свідчити про наявність підземних об'єктів, таких як міни.

Аналіз отриманих даних лідара може виконуватися за допомогою алгоритмів комп'ютерного зору. Це дозволяє автоматично виявляти потенційно небезпечні зони, забезпечуючи ефективний та точний процес детектування мін.

Лідар може точно визначати глибину об'єктів на поверхні, включаючи підземні структури. Це допомагає ідентифікувати місця, де можуть знаходитися міни, та визначити їхнє точне місцезнаходження.

Лідар може використовуватися в реальному часі, що дозволяє операторам швидко реагувати на виявлення підозрілих об'єктів та приймати відповідні заходи безпеки.

Дані від лідара можуть бути інтегровані з іншими джерелами, такими як супутникові знімки або інфрачервоні зображення, для отримання повного інформаційного обсягу та підтримки точного детектування мін.

Мініатюрні роботи, спеціально створені для виявлення та розмінування мін, можуть бути обладнані різними сенсорами. Ці роботи здатні проникати в небезпечні або важкодоступні місця, знижуючи ризик для людей [3].

Роботи можуть мати вбудовані детектори металів для виявлення мін, які зазвичай мають металеві компоненти. Крім того, інші сенсори, такі як теплові камери, інфрачервоні сенсори або газові детектори, можуть використовуватися для виявлення інших характеристик мін чи підземних загроз.

Багато роботів призначені для дистанційного управління, що дозволяє операторам безпечно контролювати їх рух та взаємодію з навколишнім середовищем з безпечної відстані.

Деякі роботи можуть бути програмовані для автономного функціонування, виявляючи та обходячи підземні загрози без постійного втручання операторів.

Роботи-міні-детектори можуть використовуватися для опрацювання як окремих, обмежених областей, так і великих територій. Їх можна ефективно масштабувати в залежності від обсягу та складності завдань розмінування.

Геоінформаційні системи (ГІС) дозволяють інтегрувати та аналізувати різноманітні географічні дані, такі як рельєф, типи ґрунтів, гідрографічні особливості та інші. Це допомагає створити повну картографічну модель розмінування території.

ГІС може використовуватися для визначення ризикованих зон на основі різних параметрів, таких як історія конфліктів, густина населення та інші фактори, що впливають на ймовірність наявності мін.

ГІС може визначати оптимальні маршрути для робітників та роботів-міні-детекторів, щоб ефективно провести розмінування території, мінімізуючи ризики та витрати.

ГІС може бути використана для створення систем моніторингу, які надають операторам та аналітикам реальний час на інтерактивних картах для

ефективного керування роботами та персоналом під час операцій з розмінування.

ГІС може створювати візуалізації результатів детектування та розмінування, що допомагає зрозуміти стан та прогрес операцій. Також, ці системи можуть бути використані для генерації звітів та аналітичної інформації для прийняття рішень на вищому рівні [4].

Штучний інтелект та машинне навчання можуть бути використані для автоматизованої обробки зображень, зокрема для виявлення характерних ознак мін або підозрілих об'єктів. Алгоритми можуть самостійно вивчати та розпізнавати патерни на зображеннях, що дозволяє ефективно використовувати ці технології у завданнях детектування мін.

Машинне навчання може об'єднувати дані з різних джерел, таких як супутникові знімки, лідар, теплові зображення та інші сенсори, для отримання комплексної інформації про потенційні загрози. Це дозволяє створювати точніші моделі та виявляти області з підвищеним ризиком.

Машинне навчання може виявляти зміни у ландшафті або в інших параметрах, що можуть свідчити про наявність мін. Алгоритми можуть тренуватися на історичних даних та реагувати на нові обставини, що дозволяє автоматизовано виявляти підозрілі зони.

Штучний інтелект дозволяє оптимізувати алгоритми детектування на основі навчання на великих обсягах даних. Це може покращити точність та швидкість процесу виявлення мін.

Застосування машинного навчання може допомагати розробляти моделі прогнозування розміщення мін на підставі різних факторів, що дозволяє ефективніше планувати та виконувати операції з розмінування [5].

Дрони можуть використовуватися для аеріального моніторингу територій, швидко та ефективно перевіряючи великі площі на наявність мін та інших підземних загроз.

Дрони є мобільними та можуть безпечно пристосовуватися до різних типів терену. Це робить їх ідеальними для використання в умовах, де доступність та безпека можуть бути проблематичними для людей.

Деякі дрони можуть бути обладнані тепловими камерами, інфрачервоними сенсорами, лідаром та іншими технологіями для виявлення теплових аномалій, металевих об'єктів та інших ознак, що можуть вказувати на наявність мін чи інших загроз.

Дрони можуть бути віддалено керованими операторами, що дозволяє їм обстежувати територію та реагувати на виявлені підозрілі об'єкти безпосередньо з безпечного місця.

Використання дронів дозволяє отримувати дані в реальному часі, що є критичним для ефективного та швидкого виявлення підземних загроз.

Дрони можуть використовуватися у комбінації з іншими технологіями, такими як машинне навчання чи ГІС, для отримання комплексного підходу до детектування мін та розмінування.

1.2 Мета та завдання

1.2.1 Формулювання основної мети дослідження та розробки

Основною метою дослідження та розробки є створення та впровадження передової автоматизованої тепловізійної системи, яка здатна ефективно та точно виявляти міни та інші вибухові пристрої у воєнних умовах, забезпечуючи високий рівень безпеки та захисту для військових підрозділів, цивільного населення та гуманітарних працівників на конфліктних територіях. Ця система має забезпечувати надійну та швидку ідентифікацію мін та вибухових пристроїв навіть в умовах невизначеності та змінних факторів довкілля, таких як погода, освітлення та тип мінної загрози.

Крім того, метою є використання передових алгоритмів та моделей штучного інтелекту для покращення процесу аналізу тепловізійних зображень

та виявлення небезпечних об'єктів з максимальною точністю та швидкістю реакції. Реалізація цієї мети дозволить ефективно реагувати на екстрені ситуації та зменшити ризик травм та жертв серед військових та цивільного населення, сприяючи забезпеченню більш безпечного та стабільного життя в зонах зі збройним конфліктом. Також важливою метою є вдосконалення та розвиток існуючих технологій детекції мін з метою подальшого застосування їх у мирних цілях, таких як демінінг та розмінування для сприяння відновленню та розвитку уражених територій після завершення військових конфліктів.

Цей проект також має на меті забезпечити інноваційний підхід до розв'язання проблеми детекції мін, шляхом поєднання передових технологій тепловізії з потужними алгоритмами штучного інтелекту, такими як нейронні мережі та глибоке навчання. Це дозволить створити розумну систему, яка може навчатися на основі нових даних та адаптуватися до змінюючихся умов довкілля, що забезпечить високу ефективність та стійкість в роботі навіть у найскладніших умовах.

Окрім того, в рамках цієї мети передбачається інтеграція системи з існуючими військовими технологіями та інфраструктурою з метою забезпечення безшовної взаємодії та оптимального використання наявних ресурсів. Це дозволить ефективно впроваджувати розроблену систему у військові операції та гуманітарні місії, забезпечуючи операторам та командам максимально можливий рівень інформаційної підтримки та безпеки під час дій в зонах зі збройним конфліктом.

Отже, основною метою цього дослідження та розробки є створення комплексної, інтелектуальної та інтегрованої системи, яка буде ефективною та надійною в детекції мін та вибухових пристроїв у воєнних умовах, сприяючи забезпеченню безпеки та захисту життя на територіях зі збройним конфліктом та сприяючи подальшому мирному відновленню та розвитку уражених регіонів.

1.2.2 Визначення основних завдань, які необхідно вирішити для досягнення мети

Пункт один передбачає розробку комплексу алгоритмів обробки тепловізійних зображень з метою виявлення потенційно небезпечних об'єктів, зокрема мін та вибухових пристроїв, з високою точністю та ефективністю. Для досягнення цієї мети необхідно ретельно дослідити та аналізувати властивості тепловізійних зображень, зокрема їх спектральні та температурні характеристики, що дозволить розробити адекватні методи їх обробки.

Перш за все, планується вивчення різних алгоритмів обробки зображень, таких як фільтрація, сегментація, виокремлення особливостей та класифікація, з метою виявлення відмінностей у тепловому випромінюванні, що свідчать про наявність мін або вибухових пристроїв. Після цього передбачається розробка комплексу спеціалізованих алгоритмів для виявлення типових ознак, що характеризують даний тип об'єктів, зокрема їх форму, розмір, температурний профіль та контекст, в якому вони знаходяться.

Для забезпечення високої ефективності та точності алгоритмів необхідно також враховувати можливі перешкоди та спотворення, які можуть виникнути в реальних умовах бойових дій, такі як шум, відблиски, артефакти освітлення тощо, і врахувати їх при розробці відповідних корекційних алгоритмів.

Додатково, планується використання методів машинного навчання та глибокого навчання для автоматизації процесу виявлення мін на тепловізійних зображеннях. Це включає створення великого набору тренувальних даних, навчання нейронних мереж на цих даних та підгонку моделей для досягнення максимальної точності та надійності виявлення мін. В цілому, розробка комплексу алгоритмів обробки тепловізійних зображень буде здійснюватися з урахуванням вимог щодо швидкості, ефективності та точності, що дозволить забезпечити високий рівень впевненості у виявленні мін та вибухових пристроїв у реальному часі.

Пункт два передбачає розробку та тренування моделей штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, для розпізнавання та класифікації зображень з тепловізійних камер з метою виявлення потенційно небезпечних об'єктів, таких як міни та вибухові пристрої. Це передбачає проведення ретельного аналізу доступних даних та вибір оптимальних архітектур нейронних мереж для досягнення максимальної точності та надійності виявлення.

Початково, планується провести збір та підготовку великого обсягу тепловізійних зображень, що включатимуть в себе як зображення мін та вибухових пристроїв, так і широкий спектр тепловізійних зображень різних фонів та умов освітлення. Далі, з використанням цих даних планується побудувати та навчити нейронні мережі, враховуючи специфіку завдання виявлення мін та вибухових пристроїв, таку як їхні унікальні теплові сигнатури та специфічні візуальні ознаки.

Крім того, передбачається використання технік передбачання та післябачання для оптимізації навчання моделей та запобігання перенавчання, що забезпечить їхню стійкість та універсальність у різних умовах. Планується також впровадження методів аугментації даних для розширення набору тренувальних даних та покращення роботи моделей в умовах змінності та непередбачуваності.

Після тренування моделей передбачається їхню валідацію та оптимізацію з метою досягнення максимальної точності та швидкодії виявлення мін та вибухових пристроїв на тепловізійних зображеннях. В цілому, цей пункт передбачає ретельне дослідження, проектування та оптимізацію моделей штучного інтелекту для досягнення максимальної ефективності та надійності виявлення потенційно небезпечних об'єктів.

Пункт три передбачає інтеграцію геолокаційних технологій з системою для точного визначення місцезнаходження виявлених об'єктів з використанням географічних координат. Це включає розробку та впровадження механізмів, які дозволять ефективно визначати положення мін

та вибухових пристроїв на мапі території, що досліджується, з метою подальшого аналізу та вжиття заходів щодо їхнього усунення.

Спочатку передбачається обробка даних, отриманих з геолокаційних систем, для забезпечення високої точності та достовірності визначення географічних координат, що вимагає ретельного аналізу та усунення можливих помилок, що можуть виникнути внаслідок різноманітних джерел шуму та спотворень, таких як помилки вимірювання, зміщення антен, атмосферні впливи тощо.

Далі, планується розробка алгоритмів інтеграції геолокаційних даних з даними тепловізійних зображень для точного мапування знайдених об'єктів на території, що досліджується. Це передбачає аналіз та обробку даних про положення об'єктів на мапі з використанням географічних координат, а також розробку візуалізаційних засобів для зручного відображення результатів на картографічних сервісах.

Для забезпечення найвищої ефективності планується також інтеграція системи геолокації з іншими модулями системи детектування мін, зокрема з алгоритмами обробки тепловізійних зображень та модулями управління, для забезпечення цілісної та безперервної роботи системи в умовах бойових дій. В цілому, розробка та інтеграція геолокаційних технологій з системою детектування мін передбачає вирішення складних завдань з точності, надійності та ефективності визначення місцезнаходження об'єктів в умовах бойових дій.

Пункт п'ять передбачає проведення широкого спектру тестів для перевірки ефективності, точності та надійності розробленої системи детектування мін в умовах, які якомога більше наближені до реальних бойових ситуацій. Це охоплює ряд етапів тестування, які включають в себе тестування на контрольованих стендах, умовній бойовій обстановці, а також на реальних територіях, де можлива присутність реальних мін та вибухових пристроїв.

Перед початком тестування планується ретельне складання плану тестування, який включатиме в себе визначення ключових метрик

ефективності, які будуть використовуватися для оцінки роботи системи, таких як чутливість, специфічність, швидкість виявлення та точність класифікації. Далі, буде проведений ряд етапів тестування, що включатимуть в себе випробування системи на різних технічних показниках, таких як швидкість реакції, стійкість до шуму та змінних умов довкілля, а також здатність до виявлення різних типів мін та вибухових пристроїв.

Після проведення кожного етапу тестування планується ретельний аналіз результатів та коригування системи з метою виправлення виявлених недоліків та покращення роботи. Планується також порівняння результатів тестування зі стандартами та нормативами безпеки, які стосуються роботи з вибуховими матеріалами, для підтвердження відповідності системи вимогам безпеки.

У цілому, цей пункт передбачає проведення широкого та ретельного тестування, що забезпечить перевірку ефективності та надійності розробленої системи детектування мін у реальних умовах, що є ключовим кроком для підтвердження її придатності для застосування в реальних бойових ситуаціях.

Пункт шість передбачає оптимізацію системи детектування мін для роботи в реальних умовах бойових дій з урахуванням різноманітних факторів, таких як погодні умови, освітлення, терен та інші перешкоди, що можуть вплинути на ефективність роботи системи. Це передбачає впровадження гнучкості та адаптивності в роботу системи для забезпечення її стійкості та ефективності в різних умовах довкілля.

Спочатку передбачається проведення дослідження впливу різноманітних факторів довкілля на роботу системи, таких як погодні умови (дощ, сніг, туман), освітлення (денне, нічне, штучне), а також рельєф терену (рівнина, гори, лісиста місцевість). Після цього передбачається розробка та впровадження механізмів адаптації, які дозволять системі ефективно працювати в різних умовах, забезпечуючи високу якість та точність детектування мін незалежно від зовнішніх умов.

Крім цього, планується використання різноманітних технік оптимізації, таких як оптимізація параметрів алгоритмів обробки, вдосконалення алгоритмів адаптації до змінних умов довкілля, а також оптимізація апаратного забезпечення для забезпечення швидкості та продуктивності системи в реальному часі. Додатково, планується впровадження механізмів самодіагностики та самовідновлення, які дозволять системі ефективно виявляти та виправляти можливі неполадки та відновлювати свою працездатність у разі виникнення непередбачуваних ситуацій.

1.3 Алгоритми машинного навчання

Машинне навчання — це галузь комп'ютерних наук, яка вивчає методи, що дозволяють комп'ютерам вчитися на основі даних, не вимагаючи явного програмування їх поведінки. Ці методи використовуються у різних сферах сучасного суспільства, включаючи веб-пошук та фільтрацію контенту в соціальних мережах. Системи, побудовані на основі машинного навчання, ефективно використовуються для розпізнавання об'єктів на зображеннях, аналізу людської мови та текстів.

Традиційні методи розпізнавання образів базувалися на інформаційних ознаках, що вимагало експертних знань для розроблення методів та правил виокремлення ознак. Системи, що використовують методи машинного навчання, вирішують цю проблему, автоматично визначаючи внутрішні представлення та ознаки. Однак такі методи обмежені у здатності обробляти природні дані в початковому вигляді.

Методи машинного навчання (рисунок 1) поділяються на навчання з учителем та навчання без учителя. Навчання з учителем використовує навчальні дані з позначеними класами, тоді як навчання без учителя розподіляє вхідні дані на схожі групи без фіксованих класів [6]. У рамках даної роботи розглядається лише навчання з учителем.

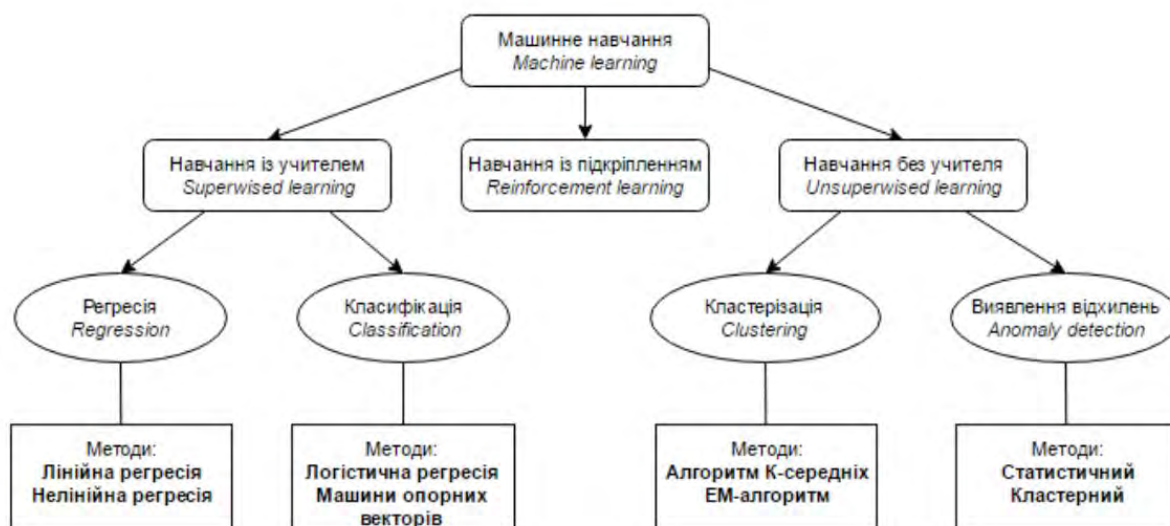


Рисунок 1. Методи машинного навчання

Класифікатори, які використовуються в машинному навчанні, можна розділити на параметричні та непараметричні. Параметричні класифікатори, такі як метод максимальної правдоподібності, базуються на певних припущеннях про розподіл даних, в той час як непараметричні не мають таких обмежень.

Важливою властивістю класифікаторів є їхність визначати ймовірності належності вхідних даних до різних класів, що полегшує вибір найбільш достовірного класу. Цю властивість мають, наприклад, логістична регресія та інші.

Найпоширенішими методами машинного навчання для класифікації є штучні нейронні мережі, логістична регресія, метод опорних векторів (SVM) та випадковий ліс.

1.3.1 Штучна нейронна мережа

Штучні нейронні мережі (рисунок 2) представляють собою математичні моделі, що наслідують структуру і функціонування біологічних нейронних мереж у живих організмах [7]. Вони виникли під час дослідження процесів у мозку, спроби моделювання яких ведуть до створення цих систем . 3

математичної точки зору, навчання нейронних мереж визначається як завдання багатопараметричної нелінійної оптимізації. В середині 1980-х років було запропоновано метод зворотного поширення помилки для розв'язання проблеми навчання багат шарових нейронних мереж. Цей ітеративний градієнтний алгоритм мінімізує помилку мережі, використовуючи функції втрат, такі як евклідова відстань чи середньоквадратична похибка.

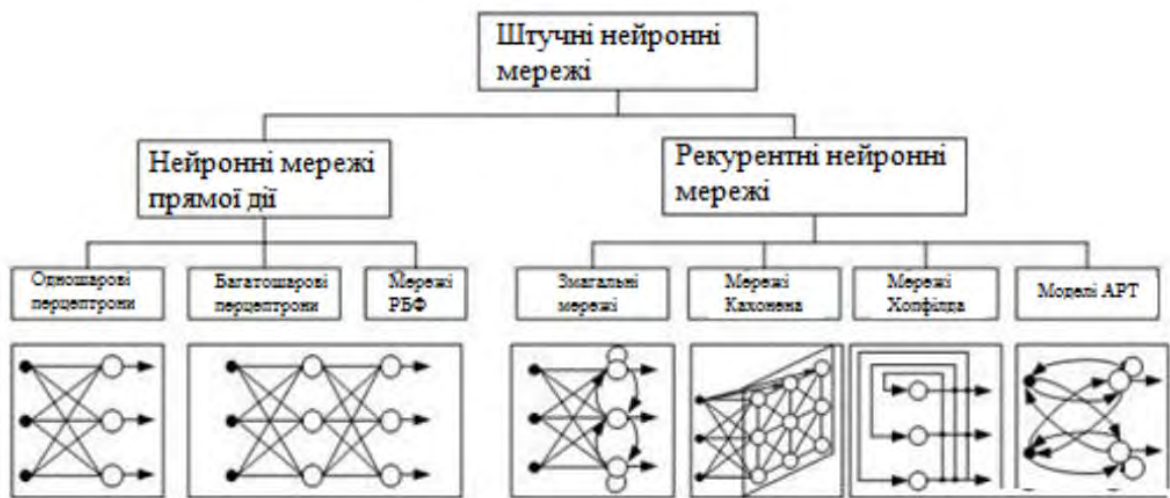


Рисунок 2. Штучні нейронні мережі

У процесі навчання ваги зв'язків між нейронами коригуються за допомогою градієнтного спуску. Для прискорення цього процесу застосовують метод стохастичного градієнта, який застосовує градієнтне спуску до груп навчальних прикладів. Також існують інші методи оптимізації, такі як AdaGrad, RMSProp, калманівський метод стохастичного градієнту (KSGD) та Adam.

У завданнях навчання з учителем найчастіше використовуються нейронні мережі прямого поширення, зокрема багат шаровий перцептрон. Згідно теореми про універсальну апроксимацію, одношарова нейронна мережа може апроксимувати будь-яку неперервну функцію з будь-якою точністю, що сприяє використанню архітектур з одним прихованим шаром для прискорення навчання.

Перевагами нейронних мереж є їхня непараметричність та здатність працювати без попередніх знань про розподіл вхідних даних [8]. Однак є певні недоліки, такі як повільність навчання через велику кількість параметрів, схильність до локальних мінімумів та перенавчання, що робить їх "чорним ящиком" у розумінні внутрішньої логіки рішень.

1.3.2 Алгоритми R-CNN

R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) (рисунок 3) є однією з перших архітектур, яка використовує глибокі нейронні мережі для об'єктного детектування. Ця модель була представлена в роботі "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation" у 2014 році. R-CNN та його вдосконалені версії (Fast R-CNN та Faster R-CNN) стали краєвими у досягненні високої точності в об'єктному детектуванні.

R-CNN використовує алгоритм Selective Search для визначення областей, що містять потенційні об'єкти. Це є першим кроком у визначенні регіонів для подальшого аналізу [9].

Кожен визначений регіон зображення обробляється в окремостоячій глибокій конволюційній мережі (CNN), такій як VGG-16. Мережа генерує вектори ознак для кожного регіону.

Отримані вектори ознак використовуються для класифікації об'єкта та точного визначення меж цього об'єкта. Крім того, використовуються регресійні моделі для корекції розташування меж об'єкта.

Після отримання класифікацій та регресійних параметрів, виконується виправлення локалізації для точного визначення розташування об'єктів на зображенні.

Переваги: добре працює для об'єктів різних розмірів та форм. Висока точність детектування об'єктів.

Недоліки: висока обчислювальна складність через велику кількість регіонів та великий обсяг даних для обробки. Повільна швидкість навчання та тестування.

Fast R-CNN та Faster R-CNN були розроблені для покращення ефективності R-CNN, зменшення часу обробки та вдосконалення швидкості детектування об'єктів.

Fast R-CNN є вдосконаленою версією R-CNN і був представлений Россом Гіршіком у роботі "Fast R-CNN" у 2015 році. Ця модель адресує обмеження R-CNN, зокрема, швидкодію та обчислювальну складність, і вводить інновації для покращення швидкості та продуктивності об'єктного детектування.

В Fast R-CNN використовується об'єднане витягнення ознак (RoI pooling), що дозволяє використовувати однаковий вектор ознак для різних регіонів і уникнути повторного обчислення функцій ознак для кожного регіону.

Однією з ключових інновацій є можливість загального навчання, що дозволяє зменшити обчислювальну складність порівняно з R-CNN. Всі етапи, включаючи визначення регіонів, витягнення ознак та класифікацію, входять в єдиний процес навчання.

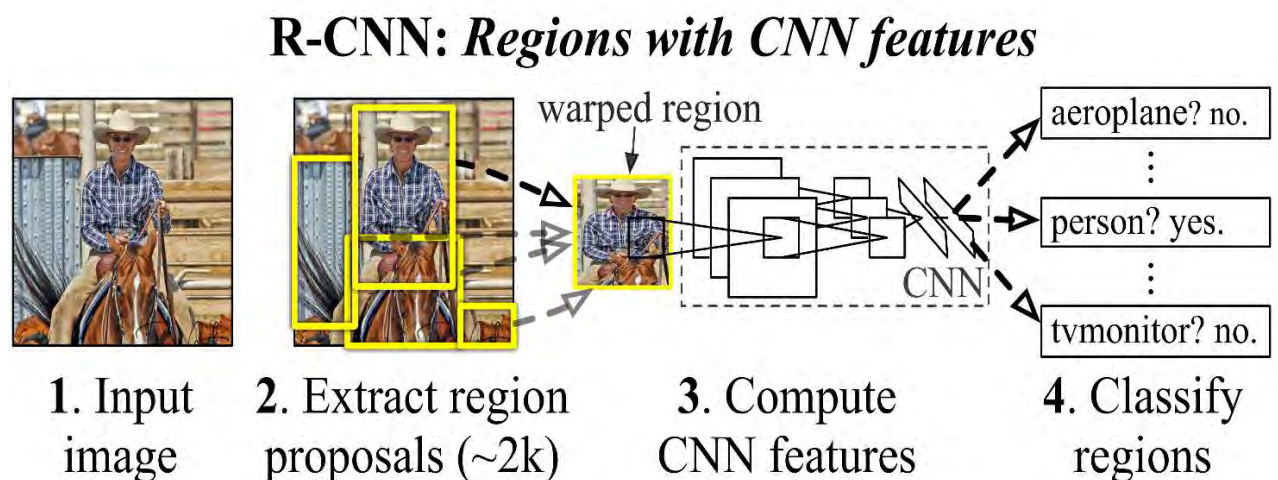


Рисунок 3. Схематичне зображення роботи алгоритму R-CNN

Архітектура Fast R-CNN (рисунок 4) є "все-в-одному", що дозволяє виконувати навчання та передбачення об'єктів на зображенні в одному об'єднаному процесі.

Fast R-CNN демонструє велике покращення у швидкості в порівнянні з R-CNN, оскільки об'єднане витягнення ознак і загальне навчання роблять процес обчислень ефективнішим.

Fast R-CNN є проміжною стадією в еволюції архітектур для об'єктного детектування. Його успіх спонукав подальший розвиток у вигляді Faster R-CNN, яка ще більше зменшила обчислювальну складність та збільшила швидкодію.

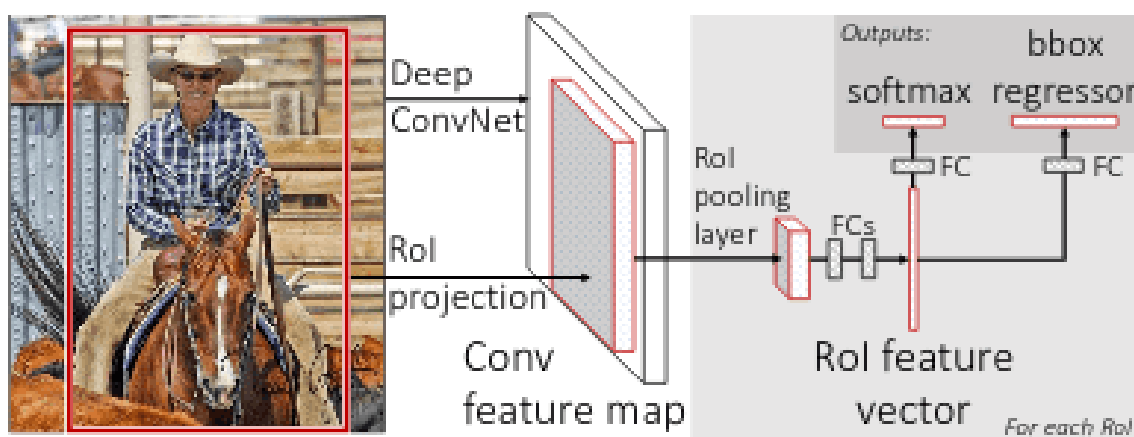


Рисунок 4. Схематичне зображення роботи алгоритму Fast R-CNN

Faster R-CNN є еволюційним кроком у розвитку архітектур для об'єктного детектування і був представлений в роботі "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks" у 2015 році Шаою Реном, Кайм Хе та Россом Гіршіком. Ця модель вдосконалює попередні версії, такі як R-CNN і Fast R-CNN, шляхом впровадження Region Proposal Network (RPN), який автоматизує процес генерації пропозицій регіонів.

Однією з головних інновацій є введення RPN, що дозволяє моделі автоматично генерувати пропозиції регіонів для потенційних об'єктів. RPN інтегрований в архітектуру і дозволяє ефективно визначати регіони, які мають

великий шанс містити об'єкти. RPN та процес визначення областей інтересу (RoI) використовують об'єднане витягнення ознак для спільного використання ознак та зменшення обчислювальної складності.

Як із назви випливає, Faster R-CNN (рисунок 5) ще швидший за свої попередники, завдяки автоматизованому процесу генерації пропозицій регіонів, який робить його придатним для реального часу. Faster R-CNN, подібно до Fast R-CNN, має архітектуру "все-в-одному", що спрощує процес навчання та передбачення [10].

Процес Роботи:

RPN аналізує ознакові карти з глибокої мережі та генерує пропозиції регіонів на зображенні, визначаючи потенційні області об'єктів.

Перевагою використання RPN є те, що він генерує пропозиції регіонів та класифікує їх одночасно, що прискорює процес.

Згенеровані регіони пройшовши через RoI Pooling, об'єднане витягнення ознак та подальшу класифікацію для визначення класу та координат об'єктів.

Faster R-CNN здатний досягати високої точності об'єктного детектування при високій швидкодії, зробивши його важливим рішенням для застосувань у реальному часі та обробці стріму зображень.

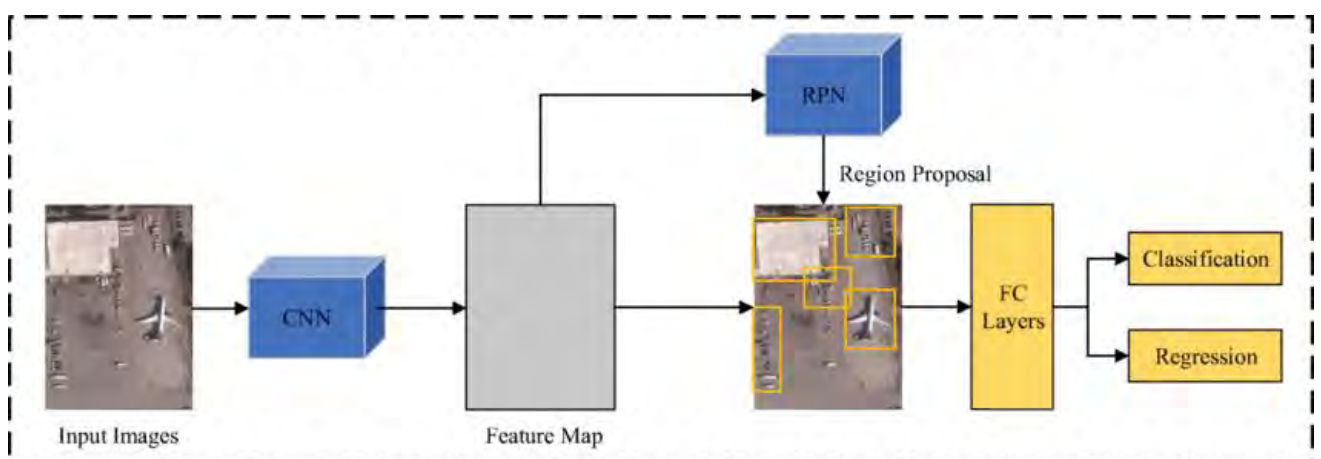


Рисунок 5. Схематичне зображення роботи алгоритму

Faster R-CNN

1.3.3 Алгоритм Single Shot MultiBox Detector

Single Shot MultiBox Detector (SSD) (рисунок 6) є іншою важливою архітектурою для завдань об'єктного детектування. Розроблений Каймом Хе, Веєм Цзя та іншими, SSD спроектований з урахуванням високої швидкодії та точності. Ця модель була представлена в роботі "SSD: Single Shot MultiBox Detector" у 2016 році.

SSD використовує множину розмірів боксів для визначення областей, в яких можуть знаходитися об'єкти. Це дозволяє моделі працювати з об'єктами різних розмірів та масштабів. SSD використовує конволюційні шари для передбачення класу та координат об'єктів в різних розмірах боксів, що дозволяє виявлення об'єктів на різних рівнях деталізації [11]. SSD складається з різних шарів, що дозволяє моделі виявляти об'єкти на різних рівнях деталізації та масштабів. Об'єднане витягнення ознак використовується на різних рівнях для отримання інформації про об'єкти на різних масштабах. SSD включає контекстну інформацію для кращого розпізнавання об'єктів та їх меж на зображеннях. SSD використовує глибоку нейронну мережу для витягнення ознак і формування ознакових карт різних розмірів.

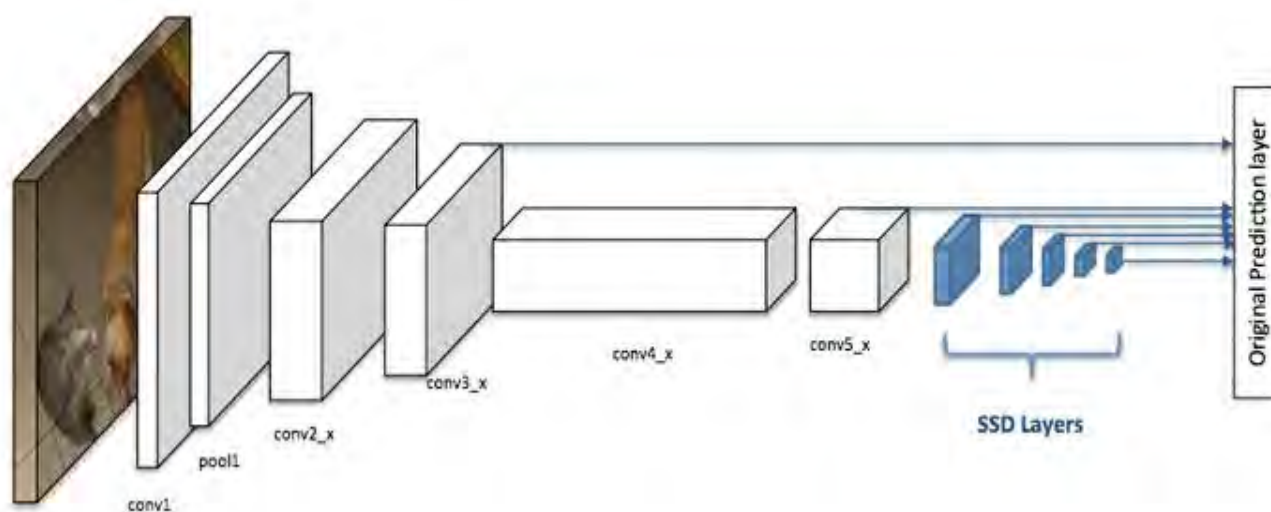


Рисунок 6. Схематичне зображення роботи алгоритму SSD

Конволюційні шари використовуються для передбачення класу та координат об'єктів на різних рівнях. Множина розмірів боксів використовується для визначення областей, в яких можуть знаходитися об'єкти. Кожен бокс класифікується згідно передбаченням. Об'єднане витягнення ознак допомагає зібрати інформацію з різних рівнів та забезпечує підсумкову класифікацію. SSD відомий своєю здатністю до високоточного об'єктного детектування в реальному часі. Модель ефективно працює з об'єктами різних розмірів і забезпечує гнучкість в розгортанні для різних завдань.

1.3.4 Алгоритм You Only Look Once (YOLO)

You Only Look Once (YOLO) (рисунок 7) є інноваційною архітектурою для завдань об'єктного детектування, спроектованою для швидкості та ефективності. Розроблена Джозефом Редмоном та Алексом Шундером, YOLO вперше представлена в роботі "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection" у 2016 році.

YOLO відомий своєю здатністю до реального часу детектування об'єктів завдяки одноразовому проходженню зображення через мережу.

Зображення розбивається на сітку, і кожна клітина цієї сітки відповідає конкретній області на зображенні. Кожна клітина сітки відповідає прогнозу для конкретної області та класифікації об'єкта. Для кожної клітини виводяться прогнози для декількох класів та областей, що дозволяє моделі виявляти багато об'єктів на одному зображенні [12].

YOLO використовує лише один прохід для визначення областей та класифікації об'єктів.

Мережа охоплює глобальний контекст зображення, що допомагає у визначенні взаємозв'язків між об'єктами.

YOLO максимізує інформацію, яку можна отримати з кожного зображення, шляхом одного ефективного проходу.

Зображення розбивається на сітку, і кожна клітина цієї сітки відповідає конкретній області на зображенні.

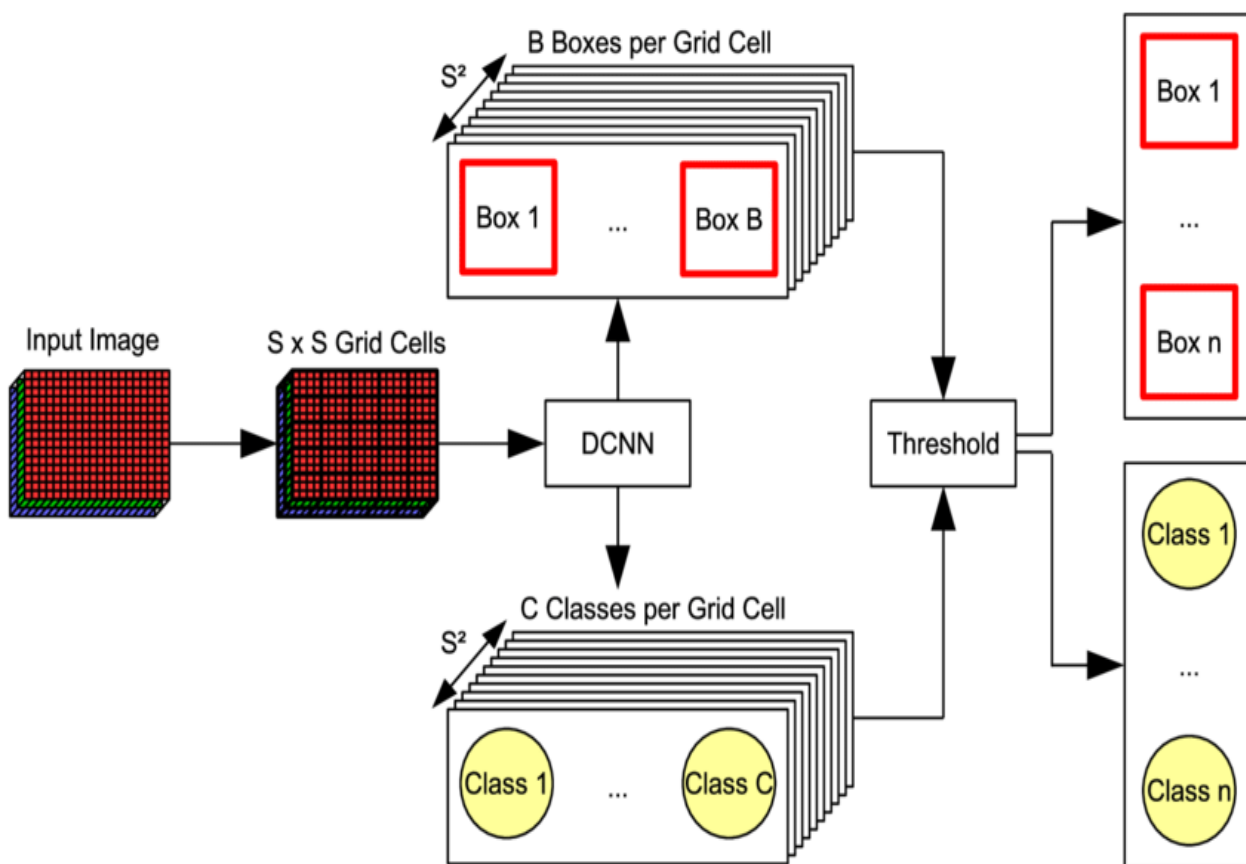


Рисунок 7. Схематичне зображення роботи алгоритму YOLO

Для кожної клітини виводяться прогнози для декількох класів та областей, що дозволяє визначити межі та клас об'єкта.

YOLO максимізує інформацію з кожного зображення за допомогою лише одного проходу.

Класифікація об'єднується для отримання підсумкового результату.

YOLO вражає своєю швидкістю та ефективністю у реальному часі. Ця модель дозволяє ефективно виявляти та класифікувати об'єкти на зображеннях та відео, забезпечуючи значні вигоди у високоточному об'єктному детектуванні.

1.4 Аналіз об'єкта виявлення

1.4.1 Загальні відомості

Аналіз об'єкту виявлення є ключовим етапом у розробці автоматизованої тепловізійної системи детектування мін. Цей аналіз передбачає дослідження широкого спектру фізичних, теплових та конструктивних характеристик об'єктів, що можуть бути потенційно небезпечними.

Спочатку проводиться докладний аналіз фізичних параметрів різних типів мін та вибухових пристроїв, їхніх конструкцій, матеріалів, з яких вони виготовлені, та особливостей їхньої будови. Це включає вивчення унікальних характеристик теплового випромінювання, яке може виявлятися з об'єктів на тепловізійних зображеннях.

Під час аналізу об'єкту виявлення також досліджується вплив зовнішніх умов, таких як температурні зміни, вологість, атмосферний тиск та освітлення, на теплові сигнатури цих об'єктів. Це дозволяє враховувати можливі відхилення теплових параметрів, що можуть виникнути в реальних умовах експлуатації системи.

Помітним аспектом аналізу є також дослідження впливу геологічних умов на виявлення мін, зокрема врахування різних типів ґрунтів, гідрогеологічних умов, або можливих перешкод, що можуть спотворювати теплові сигнатури об'єктів.

У цілому, цей аналіз дозволяє отримати глибоке розуміння фізичних та теплових характеристик об'єктів, що можуть бути виявлені системою, що в свою чергу створює основу для ефективного виявлення та класифікації мін та вибухових пристроїв у реальному часі.

Протитанкові міни є важливими елементами оборонної стратегії та протипіхотної оборони. Вони призначені для завдання шкоди бойовій техніці, зокрема танкам, бронетранспортерам та іншим броньованим об'єктам. Основним завданням протитанкових мін є створення ураження, внаслідок чого

танк чи інший броньований транспортний засіб може бути виключений з бойової дії або зруйнований.

Конструкція протитанкових мін може варіюватися в залежності від їхнього призначення та умов експлуатації. Деякі протитанкові міни мають металеву коробку з вибуховим зарядом всередині, який активується при натисканні танкового гусеничного приводу чи колеса. Інші мають підзаряджений пружинний механізм, який вибухає після зміщення від свого початкового положення.

Протитанкові міни можуть мати різні розміри та форми, а також різноманітні механізми вибуху, що дозволяє їм бути ефективними в різних умовах бойових дій. Деякі з них також можуть бути обладнані засобами протипіхотної оборони, такими як датчики тиску, які активуються при натисканні людини або тварини на поверхню міни.

Для ефективного виявлення протитанкових мін на полі бою важливо ретельно вивчати їхню конструкцію, особливості механізмів вибуху та характерні теплові сигнатури, які можуть виявитися на тепловізійних зображеннях. Детальний аналіз цих параметрів є ключовим для розробки ефективних алгоритмів та систем виявлення протитанкових мін у реальному часі.

Деякі типи протитанкових мін також можуть бути обладнані дистанційними системами вибуху, що дозволяють їм активуватися на визначеній відстані від об'єкта, який рухається над ними. Це робить їх особливо ефективними проти швидкоплинних бойових машин, які можуть швидко пересуватися по території бойових дій.

Окрім того, деякі сучасні протитанкові міни можуть бути обладнані датчиками або сенсорами, які реагують на зближення з танками або іншими броньованими машинами. Ці датчики можуть виявляти магнітні поля, тиск або інші характеристики, що вказують на наближення потенційної цілі, що дозволяє міні активуватися в найбільш ефективний момент.

У зоні ведення бойових дій протитанкові міни можуть бути використані для створення загороджень та обмежень, що ускладнюють рух танків та іншої важкої техніки. Їхнє правильне виявлення та нейтралізація стає ключовим елементом стратегії протипіхотної оборони та безпеки в зоні бойових дій.

Вивчення всіх цих аспектів протитанкових мін є важливим для ефективного протидії їх впливу на військові операції та цивільний населення, що підкреслює необхідність постійного розвитку та вдосконалення систем виявлення та нейтралізації цих небезпечних об'єктів.

Міна ТМ-62 є однією з найпоширеніших протипіхотних мін у світі та часто використовується у воєнних конфліктах та бойових діях. Детальний аналіз об'єкту виявлення, зокрема міни ТМ-62, включатиме дослідження її конструкції, геометричних параметрів, матеріалів, використаних у виготовленні, та унікальних теплових сигнатур, що характерні саме для цього типу мін.

1.4.2 Огляд міни ТМ-62

Протитанкові міни поділяються на проти гусеничні, протиднищеві, проти бортові.

Проти гусеничні міни вибухають при наїзді на них гусеницею танку або колесом автомобіля і забезпечують руйнування елементів ходової частини. До них відносяться міни серії ТМ-62.

Міна ТМ-62 складається з: корпусу, спорядженого зарядом і підричника. Корпус сталевий, має центральний стакан з різьбою в верхній частині. В нижній частині стакана за допомогою пайки закріплений додатковий детонатор з пресованого тротилу в металічній оболонці. Для герметизації дотику міни з підривником служить гумова прокладка. Дно з'єднане з корпусом закаткою, має заливочні горловини. На дні приварені провушини для кріплення з'йомної ручки з капроною тканиною. Ручка може мати

карабіни для прищілювання до провудин [13]. Основні тактико-технічні характеристики наведені у таблиці 1.

Таблиця 1. Основні ТТХ протитанкових мін серії ТМ-62

Найменуван характерист	ТМ-62	ТМ62Т	ТМ62П2	ТМ-62П	ТМ62Д	ТМ62Б
Матеріал корпусу	Метал	Капрн тканин	Пластмаса	Пластмаса	Деревина	Без корпус.
Маса міни, кг	9,5-10	8,3-9,2	9,4-10	9-11	11,3-13	8,6
Застосована ВР	Тротил (ТГА)	Тротил (ТГА)	Тротил (ТГА)	Тротил (ТГА)	Тротил (ТГА)	ВВО- 32
Маса ВР, кг	7-7,5	7-7,9	6,5-7	6,6-8	6,5-11,1	8,2
Діаметр(довжина ширина), мм	320	320	320	340	340x290	318
Висота штільбованим підв'язником	128	128	128	129	178	125
Зусилля спрацювання, кгс	+150	+150	+150	+150	+150	+150

1.4.3 Способи маскування

Оскільки міни можуть бути розташовані в різних умовах та середовищах, вони можуть бути маскованими таким чином, що ускладнює їх виявлення та нейтралізацію.

Знання різноманітних природних та штучних методів маскування мін допомагає військовим та спеціальним службам виявляти підозрілі об'єкти та ризикові зони на полі бою. Це може сприяти запобіганню непередбаченим травмам та збиткам серед військовослужбовців та цивільного населення.

Знання способів маскування також сприяє розвитку ефективних стратегій протидії цим загрозам, таких як вдосконалення технологій виявлення, нейтралізації та руйнування мін. Це дозволяє покращити безпеку та зменшити ризик втрат у військових операціях та конфліктах.

Крім того, знання способів маскуванню мін допомагає розробникам систем безпеки та захисту створювати більш ефективні та інноваційні технології для виявлення та нейтралізації цих небезпечних об'єктів.

Способи маскуванню мін є важливими стратегіями для підвищення їх ефективності та унеможливлення виявлення супротивником. Ці методи можуть включати в себе використання різноманітних природних або штучних матеріалів, що дозволяють мінам залишатися прихованими та непомітними навіть для спеціальних засобів виявлення.

Один з основних способів маскуванню мін (рисунок 8) - це використання природних матеріалів, таких як рослинність, ґрунт, каміння тощо, для приховування міни в навколишньому середовищі. Наприклад, міна може бути прихована під шарами землі або розташована під кущами чи деревами, що робить її важко помітною для очей супротивника.

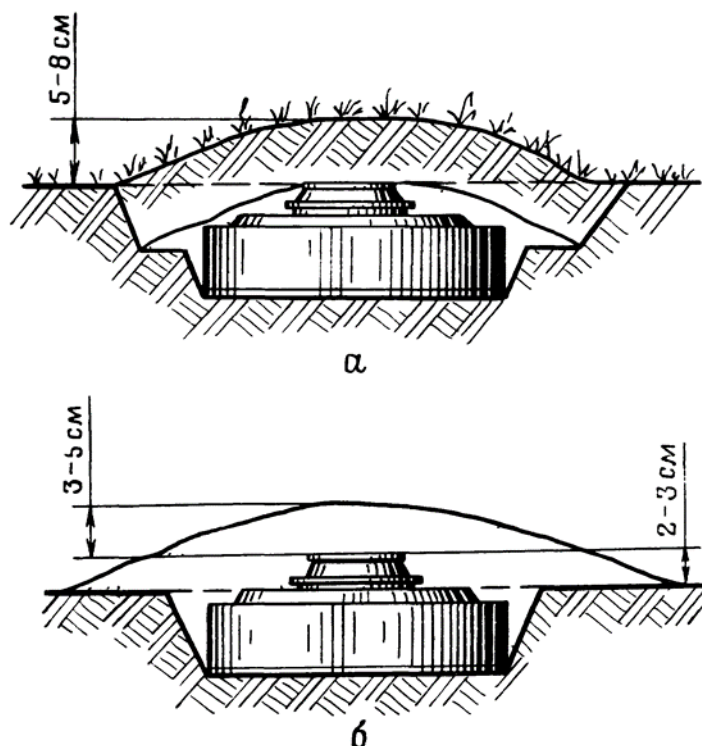


Рисунок 8. Способи маскуванню міни: а) у ґрунт середньої міцності й у рихлий ґрунт; б) у твердий ґрунт.

Додатково, штучні методи маскування можуть включати в себе використання спеціальних фарб або покриттів, що дозволяють міні злитися з оточенням, що ускладнює її виявлення навіть на тепловізійних зображеннях. Також використання штучних камуфляжних матеріалів, які імітують текстуру та кольори навколишнього середовища, може створювати додаткові перешкоди для виявлення міні.

Крім того, активне маскування передбачає використання рухомих елементів або механізмів, що дозволяють мінам зміщатися або приховуватися у нерухомих умовах, що ускладнює їхнє виявлення навіть для спеціалізованих датчиків тиску чи руху.

Ці способи маскування демонструють важливість розуміння та вивчення стратегій ворожої сторони, що дозволяє ефективно впроваджувати контрзаходи та заходи безпеки для нейтралізації цієї загрози на полі бою.

1.5 Аналіз способів детектування мін

Аналіз способів детектування мін є ключовим етапом у розробці та вдосконаленні систем виявлення мін на полі бою. Цей аналіз включає в себе дослідження різноманітних технологій та методів, які використовуються для виявлення різних типів мін у різних умовах та середовищах. Зміст аналізу способів детектування мін може включати такі ключові аспекти:

1. Теплові методи детектування мін є важливою складовою у системах виявлення, оскільки вони базуються на вимірюванні теплового випромінювання та розподілу тепла на поверхні землі або в інших середовищах. Ці методи використовують теплові сенсори, інфрачервоні камери та спеціальне обладнання для виявлення теплових аномалій, які можуть бути пов'язані з наявністю мін або інших об'єктів з вибуховими матеріалами [14].

У теплових методах детектування використовуються закони теплопередачі та теплопровідності, що дозволяє виявляти зміни теплового

випромінювання навколишніх об'єктів. Міни, які зазвичай мають іншу теплову сигнатуру порівняно з навколишнім середовищем, можуть бути виявлені через ці теплові аномалії.

Під час детектування мін за допомогою теплових методів враховуються такі фактори, як розподіл тепла у ґрунті, вплив погодних умов на теплові аномалії, а також властивості теплопровідності різних матеріалів, з яких можуть бути виготовлені міни. Наприклад, металеві міни можуть мати вищу теплопровідність порівняно з навколишнім ґрунтом, що може призводити до характерних теплових відмінностей на тепловізійних зображеннях [15].

Важливо також враховувати вплив інших джерел тепла, таких як сонячне випромінювання, теплове випромінювання від будівель або транспорту, або інші природні аномалії, які можуть впливати на точність детектування мін за допомогою теплових методів.

2. Електромагнітні методи детектування мін використовуються для виявлення металевих об'єктів, таких як корпуси мін, які мають певну магнітну або електромагнітну сигнатуру. Ці методи базуються на використанні радарів, металошукачів, магнітних сенсорів та інших приладів, які можуть реєструвати електромагнітні відгуки від металевих предметів.

Електромагнітні методи детектування мін дозволяють виявляти металеві об'єкти під землею або в навколишньому середовищі, засновуючись на змінах в електромагнітних полях, відбиттях сигналів та інших характеристиках металевих об'єктів. Такі методи можуть бути особливо ефективними для виявлення мін, які мають металеві корпуси або складові.

Під час аналізу електромагнітних методів детектування мін враховуються такі фактори, як чутливість приладів до електромагнітних відгуків, можливі ефекти перешкоджання від навколишнього металевого обладнання, а також можливість розрізнення між мінами та іншими металевими об'єктами, що можуть знаходитися у землі або у інших умовах.

Додатково, електромагнітні методи детектування мін можуть бути поєднані з іншими технологіями, такими як теплові або акустичні методи, для

створення комплексних систем виявлення, що забезпечують більш високу точність та надійність при виявленні мін на різних типах територій та умовах.

3. Акустичні методи детектування мін використовують звукові хвилі та акустичні сигнали для виявлення мін на поверхні землі або в навколишньому середовищі. Ці методи базуються на вимірюванні звукових відгуків, ехо, вібрацій чи інших акустичних характеристик, що можуть виникати під час взаємодії з металевими об'єктами, такими як міни.

Під час аналізу акустичних методів детектування мін враховуються такі фактори, як чутливість акустичних сенсорів до звукових відгуків від мін, можливі перешкоджання від навколишнього шуму чи інших джерел звукових вібрацій, а також можливість розрізнення між акустичними сигналами від мін та інших об'єктів.

Деякі акустичні методи можуть використовувати ультразвукові хвилі або інші спеціальні типи звукових характеристик для виявлення мін у різних умовах та середовищах. Ці методи можуть бути особливо корисними для виявлення мін, які мають певні акустичні сигнатури або видають специфічні звукові сигнали при взаємодії з ними.

4. Оптичні та візуальні методи детектування мін засновані на використанні оптичного обладнання, включаючи камери, спостереження та інші візуальні пристрої, для виявлення ознак мін на поверхні землі або в інших ландшафтах. Ці методи можуть використовувати різні спектри світла, включаючи видиме світло, інфрачервоне світло та інші спеціальні типи оптичних сигналів для виявлення мін та інших вибухових пристроїв[16,17].

Під час аналізу оптичних та візуальних методів детектування мін враховуються такі фактори, як чутливість оптичних сенсорів до візуальних ознак мін, можливі перешкоджання від навколишнього освітлення чи інших оптичних ефектів, а також можливість розрізнення між ознаками мін та іншими об'єктами на поверхні землі.

Деякі оптичні методи можуть використовувати спеціальні алгоритми обробки зображень, що дозволяють виявляти певні шаблони чи контури мін

на візуальних зображеннях. Ці методи можуть бути особливо корисними для виявлення мін, які можуть бути приховані під шарами землі чи іншими об'єктами, що ускладнює їх виявлення за допомогою інших методів детектування.

5. Комбіновані та інтегровані підходи до детектування мін є ключовими для створення комплексних та ефективних систем виявлення, які поєднують у собі різноманітні технології та методи для підвищення точності та надійності процесу виявлення мін на полі бою. Ці підходи можуть включати в себе комбінації теплових, електромагнітних, акустичних, оптичних та інших методів детектування для забезпечення комплексного аналізу та ідентифікації мін та інших вибухових пристроїв [18,19].

Під час аналізу комбінованих та інтегрованих підходів до детектування мін враховуються такі фактори, як взаємодія між різними типами сенсорів та обладнання, алгоритми обробки даних, необхідність узгодження інформації з різних джерел для визначення точного місцезнаходження та класифікації мін. Комбіновані підходи можуть дозволяти посилення переваг кожного окремого методу та зменшення його обмежень шляхом використання додаткових джерел інформації та даних.

Інтегровані підходи передбачають використання спеціально розроблених систем обробки даних, алгоритмів і штучного інтелекту для автоматизованого аналізу інформації з різних джерел та визначення найбільш ймовірних місць розташування мін. Це може допомогти вдосконалити швидкість та ефективність процесу детектування мін, що є критичним у воєнних умовах, де швидке та точне виявлення може врятувати життя військовослужбовців та мирного населення.

Цей аналіз комбінованих та інтегрованих підходів детектування мін допомагає розробникам систем безпеки та оборони вдосконалювати та прискорювати процес виявлення мін на полі бою, забезпечуючи більш високу ефективність та надійність у боротьбі з цією серйозною загрозою.

На підставі проведеного аналізу різних методів детектування мін, зокрема теплових, електромагнітних, акустичних, оптичних та інтегрованих підходів, можна зробити висновок, що тепловий метод є одним з найбільш ефективних і найбільш підходящих для використання в рамках проекту. Теплові методи детектування мають декілька переваг, які роблять їх привабливими для застосування в автоматизованих системах виявлення мін.

По-перше, тепловий метод детектування може дозволити ефективно виявляти теплові аномалії, пов'язані з наявністю мін або інших вибухових пристроїв, навіть у складних ґрунтових умовах чи природних ландшафтах. Він може бути особливо корисним для виявлення мін, які мають відмінну теплову сигнатуру порівняно з навколишнім середовищем [20].

По-друге, тепловий метод може бути ефективним навіть в умовах обмеженої видимості, що дозволяє виявляти міни в нічний час або в умовах низької освітленості, коли інші методи можуть бути менш ефективними [21].

По-третє, тепловий метод детектування може бути поєднаним з іншими технологіями, що дозволяє створювати комплексні системи виявлення з підвищеною точністю та надійністю.

Його використання допоможе забезпечити ефективне та надійне виявлення мін, що має велике значення для забезпечення безпеки на полі бою та захисту життя людей.

Висновки до розділу 1

Перш за все, використання цифрових технологій у цьому контексті є критичним елементом розвитку ефективних систем виявлення мін. Особливо важливими є алгоритми машинного навчання, такі як штучні нейронні мережі та спеціалізовані алгоритми. Вони дозволяють вдосконалити процес виявлення, забезпечуючи високу точність і швидкість обробки даних.

Було розглянуто різні аспекти використання цифрових технологій у детектуванні мін. Розділ включає аналіз алгоритмів машинного навчання,

таких як штучні нейронні мережі, R-CNN, SSD і YOLO. Цей аналіз спрямований на з'ясування їхньої ефективності, точності та швидкості виявлення об'єктів.

Мета цього дослідження полягає у розробці та оптимізації системи виявлення мін з метою зменшення ризиків для людей та підвищення ефективності пошукових операцій. Це вимагає ретельного аналізу об'єктів виявлення, таких як міни ТМ-62, включаючи їхні характеристики та способи маскуваня. Було виконано ретельний аналіз об'єкта виявлення - міни ТМ-62. Цей аналіз охоплює загальні відомості про цей тип міни, його конструкцію, особливості та можливі способи маскуваня, які ускладнюють їх виявлення.

У контексті цього дослідження ключовим завданням є розробка та впровадження алгоритмів, що забезпечують ефективне виявлення мін у реальному часі, а також розробка стратегій аналізу об'єктів для максимально точного виявлення прихованих загроз.

Окрім того, проведено аналіз способів детектування мін взагалі. Це включає вивчення різноманітних підходів та методів, що застосовуються для виявлення мін, зокрема ті, що базуються на використанні сучасних технологій та алгоритмів.

Робота охоплює не лише теоретичний аналіз цих методів, а й їхню практичну застосовність у контексті детектування мін. Завдяки цьому, було здійснено значний прогрес у напрямі розробки та вдосконалення систем виявлення мін, що можуть мати практичне застосування для забезпечення безпеки людей та оптимізації пошукових операцій.

Загалом, дане дослідження пропонує комплексний погляд на використання цифрових технологій у детектуванні мін, спрямоване на створення та вдосконалення систем, які допомагатимуть у зменшенні ризиків та підвищенні безпеки людей.

РОЗДІЛ 2. МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

2.1. Необхідність використання БПЛА

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) можуть бути надзвичайно корисними в проекті автоматизованої тепловізійної системи для детектування мін з використанням штучного інтелекту. Умови конфлікту, зони з небезпечними умовами або обмежений доступ можуть ускладнювати роботу та безпеку людей при виконанні завдань, таких як дослідження та моніторинг територій, зокрема для виявлення мін. В таких ситуаціях безпілотні літальні апарати стають важливим інструментом для безпечного збору інформації.

Оператори можуть керувати БПЛА з віддаленої точки, що дозволяє їм виконувати завдання без прямого фізичного присутності на небезпечній території.

Використання дронів дозволяє уникнути виставлення людей на небезпечність у зоні конфлікту або на територіях з мінами. Це знижує ризик поранень та загибелей.

БПЛА можуть надавати швидкий зворотній зв'язок та інформацію в реальному часі, що полегшує оперативну реакцію на виявлені проблеми або небезпеку.

БПЛА може забезпечити швидкий та ефективний огляд великих територій, дозволяючи системі тепловізії просканувати значну площу для виявлення можливих мін. Також можуть працювати на значних відстанях від оператора. Деякі моделі мають дуже великий радіус дії, що дозволяє охоплювати значні території без необхідності переміщення оператора. Можуть пересуватися швидше, ніж людина - це дозволяє їм охоплювати більшу площу за короткий період часу, що робить їх ефективними у виявленні потенційних загроз.

БПЛА можуть летіти на різних висотах, включаючи висоти, які недосяжні для звичайних спостерігачів. Це дозволяє отримувати зображення з різних перспектив, що полегшує виявлення об'єктів на землі, таких як міни.

Дрони оснащені різноманітними сенсорами, які можуть працювати в різних спектрах (включаючи інфрачервоний для тепловізійних сканувань). Це дозволяє збирати різні типи інформації про територію, що підвищує можливості виявлення потенційно небезпечних об'єктів, таких як міни [22].

Деякі літальні апарати оснащені системами автопілоту, які дозволяють автоматизовано прокладати маршрути для оптимального огляду території. Це може включати сканування відповідно до певних шаблонів або рух по передвизначених координатах, що полегшує організацію та проведення моніторингу [23].

Більшість такої техніки можуть транслювати зображення в реальному часі, що дозволяє операторам системи тепловізії миттєво реагувати на виявлені об'єкти або потенційні загрози.

Для даного проекту вдалим вибором, на мою думку, буде квадрокоптер Mavic3T (табл. 2). Він має передові технології, включаючи камеру з потрійним об'єктивом, здатну знімати у високій роздільній здатності 8K. Завдяки передовій системі стабілізації, Mavic 3T забезпечує чіткі та плавні зйомки навіть в умовах високої динаміки. Однією з унікальних особливостей квадрокоптера є технологія 3T, яка забезпечує покращений контроль, стабільність та тривалий час польоту. Система управління з використанням передових алгоритмів дозволяє легко маневрувати у повітрі та створювати високоякісні зйомки. Просунута система запобігання перешкодам та точна навігація GPS забезпечують безпечні польоти. Зручна програма для смартфона дозволяє легко керувати квадрокоптером, редагувати відео та ділитися результатами зйомки відразу ж. Найголовніше, дана модель має високоякісний тепловізор, що в сукупності з вище названими технологіями повністю задовольняє потреби проекту.

Таблиця 2. Основні Тактико-технічні характеристики квадрокоптера

Mavic 3T

Тип:	Квадрокоптер
Швидкість підйому, км / год:	28,8
Швидкість спуску, км / год:	21,6
Максимальна швидкість, км/год:	75,6
Макс. допустима швидкість вітру, км / год:	43,2
Температура навколишнього середовища, град:	-10... + 40
Час польоту, хв:	46
Тепловізор:	Hasselblad L2D-20c 640 × 512 px
GPS:	GPS+Galileo+BeiDou+ГЛОНАСС (ГЛОНАСС підтримується лише при увімкненому RTK)
Підтримка карт пам'яті:	SDXC або картка UHS-I microSD, ємністю до 2 ТБ
Матриця:	1/2-inch CMOS, Effective pixels: 48 MP
Об'єктив:	84°, f/2,8
Чутливість, ISO:	відео: 100-6400; фото: 100 - 6400
Здатність запису відео, точок (частота, к / с):	5,1К: 5120x2700 при 24/25/30/48/50 кадрах/с DCI 4К: 4096x2160 при 24/25/30/48/50/60/120* кадрах/з 4К/3840x2165 при 24 48/50/60/120* кадрах/сек. /60/120* кадрах/с 4К: 3840x2160 при 24/25/30/48/50/60/120* кадрах/з FHD: 1920x1080p при 24/25/30/48/50/60/120*/200* кадрах/с
Роздільна здатність фото, точок:	8000x6000
Стабілізація:	3х-осьова
Ширина, см:	34,75
Довжина, см:	28,3
Висота, см:	10,77
Вага, кг:	0,920

2.2. Розробка структурної схеми

Завдання розробки структурної схеми є ключовим етапом у створенні ефективної та інноваційної системи безпеки. Цей проект має на меті об'єднати потужні можливості тепловізійної технології з інтелектуальними алгоритмами штучного інтелекту для виявлення мін.

У цьому розділі ми розглянемо основні компоненти та взаємозв'язки між ними, необхідні для функціонування системи.

Цей розділ відкриє шлях до глибшого розуміння принципів роботи системи, відображаючи, як кожен компонент співпрацює з іншими для досягнення основних цілей проекту. Розглянемо технічні аспекти цієї інноваційної системи та її потенційний внесок у підвищення безпеки та захисту людей у воєнних та небезпечних ситуаціях.

Структурна схема (рисунок 9) показує взаємозв'язки та взаємодію різних функціональних частин системи, процесу або пристрою. Вона відображає, які завдання виконуються в межах цієї системи та які компоненти взаємодіють між собою для досягнення певних цілей.

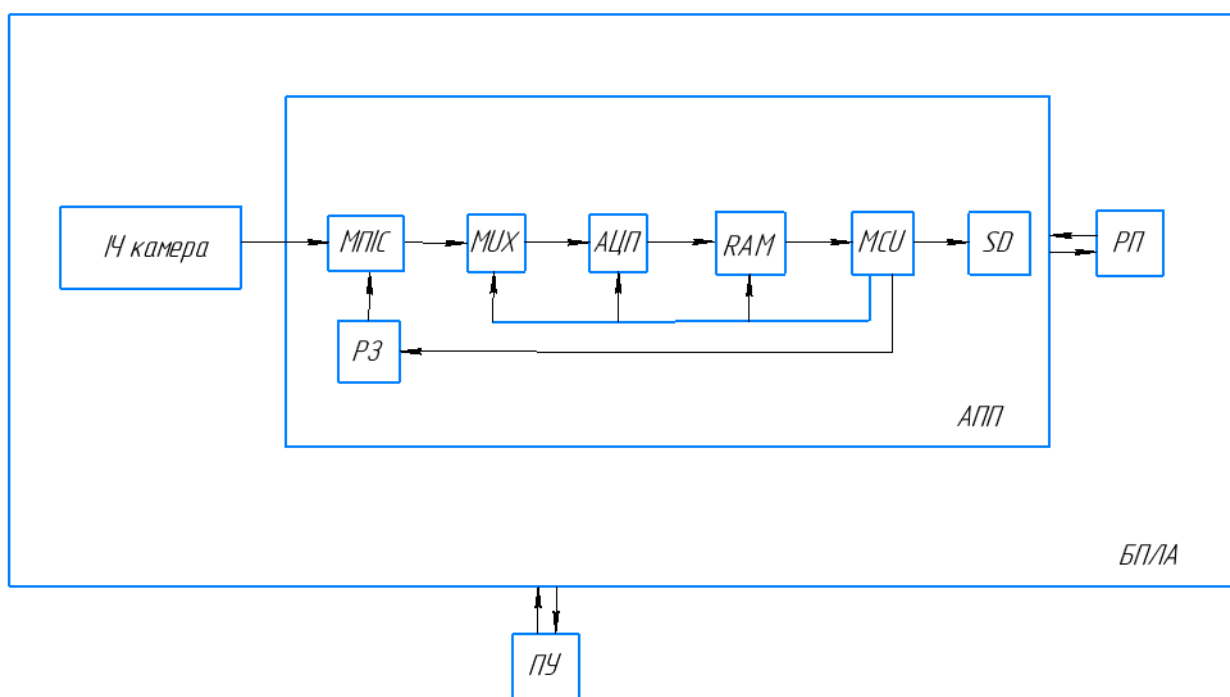


Рисунок 9. Структурна схема

Система складається з різноманітних компонентів: оптичного тракту передачі інфрачервоного випромінювання, матричного приймача для інфрачервоного спектру (МПС), мультиплексора (MUX), регістру зсуву (РЗ), аналогово-цифрового перетворювача (АЦП), оперативної пам'яті (RAM), мікроконтролера (MCU), SD-карти пам'яті (SD), та двох радіопередавачів (РП), один з яких знаходиться на БПЛА, а інший-у пульті управління (ПУ). Система складається з усіх компонентів, необхідних для збору, обробки та передачі інфрачервоних та видимих спектрів. Починаючи з оптичного тракту, інфрачервоне випромінювання (ІЧ) з об'єкта і фону перехоплюється матричними приймачами (МПС), формуючи зображення. Ці дані послідовно проходять регістр зсуву (РЗ) для опитування рядків, після чого сигнали пікселів обраного рядка поступово надсилаються до мультиплексора (MUX). Мультиплексор (MUX) відбирає сигнал, відправлений мікроконтролером (MCU), і дозволяє йому пройти до аналого-цифрового перетворювача (АЦП). Отриманий цифровий сигнал фіксується в блоку пам'яті (RAM), де зберігаються дані з усіх пікселів. Мікропроцесор (MCU) обробляє ці дані, формуючи остаточне зображення, яке зберігається на SD-карті (SD) та одночасно передається оператору у режимі реального часу через радіопередавачі (РП). Ці процеси відбуваються під час польоту БПЛА, керованого пультом(ПУ), який надає оператору можливість постійно бачити інфрачервоне зображення.

2.3. Середовище програмування Python та NumPy для проектування нейронної мережі.

Python - це мова програмування високого рівня, яка завдяки своїй простоті та читабельності синтаксису здобула величезну популярність серед розробників будь-якого рівня досвіду. Ця мова надійно використовується для розробки різноманітних застосунків у сферах веб-розробки, наукових

обчислень, штучного інтелекту, аналізу даних, автоматизації та багатьох інших галузях.

Однією з ключових особливостей Python є його простота та доступність для новачків. Синтаксис мови дуже схожий на природну мову, що робить його легким для вивчення та розуміння. Це створює можливість швидко розпочати програмування без глибокого технічного багажу.

Більшість сучасних програмістів використовують Python для розв'язання різноманітних задач. Ця мова має велику кількість розширень та бібліотек, які полегшують процес програмування. Наприклад, бібліотека NumPy сприяє роботі з масивами та матрицями, що робить Python потужним інструментом для обчислень та наукових досліджень.

Python також використовується в сфері штучного інтелекту та машинного навчання. Бібліотеки, такі як TensorFlow, PyTorch та scikit-learn, дозволяють створювати та навчати нейронні мережі, розв'язувати завдання класифікації, регресії та багато інших задач із застосуванням інтелектуальних алгоритмів.

NumPy — це потужна бібліотека для мови програмування Python, яка надає підтримку для масивів та матриць, а також великий набір функцій для роботи з ними. Однією з ключових переваг NumPy є швидкодія операторів, що дозволяє швидко та ефективно виконувати операції над масивами даних [24].

NumPy дозволяє створювати та маніпулювати багатовимірними масивами даних. Це особливо корисно для роботи з науковими даними, обробки зображень, сигналів та інших числових даних.

Бібліотека містить великий набір математичних функцій, що спрощують роботу з масивами даних. Вона дозволяє виконувати операції лінійної алгебри, випадкові генерації, статистичний аналіз та інше.

Операції в NumPy реалізовані на низькорівневому рівні, що забезпечує високу швидкодію та оптимізацію обчислень.

NumPy є основою для багатьох інших бібліотек для наукових обчислень та обробки даних в Python, таких як SciPy, Pandas та Matplotlib.

Можливість використовувати різні методи для доступу до підмасивів та окремих елементів масивів дозволяє легко та зручно маніпулювати даними.

NumPy є важливою складовою для багатьох наукових та технічних застосувань у Python, дозволяючи розробникам ефективно працювати з великими обсягами даних та виконувати складні математичні операції.

Python та NumPy є вельми ефективними інструментами для проектування нейронних мереж завдяки простоті синтаксису Python, який спрощує розробку коду, а також функціональності NumPy, яка надає зручний і потужний інструментарій для маніпулювання масивами та матрицями, що є ключовим для обробки даних у нейронних мережах. Така комбінація дозволяє швидко та ефективно розробляти складні моделі нейронних мереж.

2.4. Бібліотека машинного навчання PyTorch

PyTorch - це фреймворк машинного навчання, розроблений на мові програмування Python, який спеціалізується на роботі з нейронними мережами та глибоким навчанням.

Динамічний граф обчислень у PyTorch став однією з ключових характеристик, що відрізняє його від інших фреймворків машинного навчання[25].

Динамічний граф визначається як послідовність "класичних" (стаціонарних) графів, між якими здійснюється перехід складними і простими операціями. Послідовність графів утворює траєкторію динамічного графа.

Граф (рисунок 10) - це ієрархічна структура, яка складається з Вузлів / Nodes та Ребер / Edges. Граф представляє собою колекцію взаємозв'язаних вузлів, де кожен вузол представляє математичну операцію або частину обчислення, а ребра відображають потоки даних між цими вузлами.

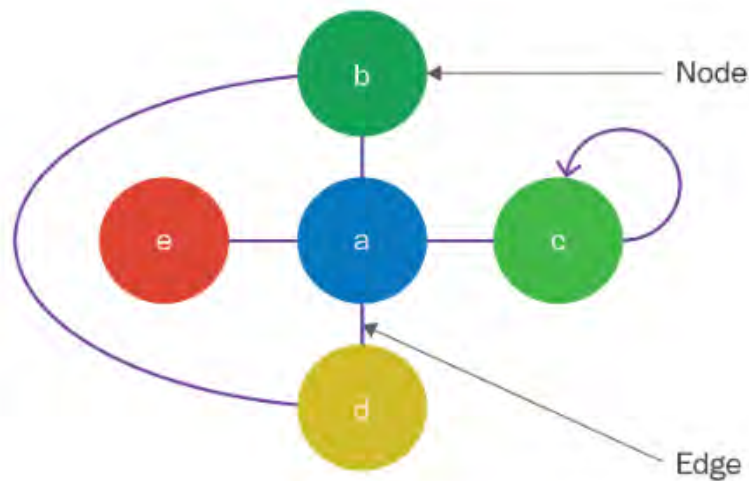


Рисунок 10. Простий приклад графа

У цьому графі вузли представляють операції, такі як додавання, множення, активаційні функції тощо, а ребра вказують на потік даних між цими операціями. Кожен вузол отримує вхідні дані, обробляє їх та передає результати наступному вузлу у графі.

PyTorch пропонує динамічне створення графа обчислень. Він дозволяє створювати графи обчислень динамічно, що означає, що граф може змінюватись під час виконання програми. Ця гнучкість особливо корисна при розробці складних моделей або у випадку, коли структура графа залежить від даних чи поточного стану.

Під час тренування нейронних мереж або в ітеративних алгоритмах, де структура може змінюватись на кожній ітерації, динамічний граф обчислень PyTorch дозволяє легко адаптуватися до цих змін. Для рекурсивних моделей або таких, що використовують цикли, динамічний граф дозволяє легко створювати та обробляти такі структури, оскільки вони можуть змінюватись в процесі виконання. Динамічний граф обчислень робить PyTorch більш гнучким у визначенні умов та завдань, що можуть змінюватись в залежності від умов та потреб алгоритму або моделі. Динамічний граф обчислень також спрощує відлагодження та налагодження, оскільки він дозволяє легко відстежувати потік даних та контролювати процес обчислень. У порівнянні зі

статичними графами, де потрібно передбачити всі можливі обчислення на етапі компіляції, динамічний граф PyTorch використовує пам'ять більш ефективно, оскільки обчислення відбуваються тільки тоді, коли необхідно. Його можливості динамічного графа дозволяють розробникам швидко та зручно експериментувати зі структурами мереж та алгоритмами, що прискорює процес розробки та тестування моделей. Динамічний граф обчислень у PyTorch відкриває широкі можливості для створення та роботи з складними моделями машинного навчання, дозволяючи розробникам більш гнучко працювати з обчисленнями та даними.

PyTorch має Pythonic API, що робить його дуже інтуїтивно зрозумілим для розробників, які вже володіють мовою програмування Python. Це дозволяє легко створювати, розширювати та модифікувати моделі машинного навчання. Фреймворк пропонує простий інтерфейс, що допомагає користувачам швидко засвоїти основні концепції та почати розробку моделей без значної підготовки. PyTorch має широкий набір документації, прикладів коду та туторіалів, що допомагає новачкам швидко освоїти основи фреймворку та знайти рішення для практичних завдань. Оскільки PyTorch побудований на мові програмування Python, він легко інтегрується з іншими Python-бібліотеками, що робить його більш зручним для використання та розширення. Підтримка різних інструментів відлагодження та інтерактивних середовищ розробки (наприклад, Jupyter Notebook) робить процес розробки та налагодження більш зручним та продуктивним. PyTorch має добре структуровану документацію та активну спільноту розробників, що допомагає швидко знаходити відповіді на питання та отримувати підтримку. Оскільки PyTorch надає гнучкість у роботі з моделями, він дозволяє швидко прототипувати та експериментувати з різними архітектурами. Легка у використанні природа PyTorch робить його одним з улюблених фреймворків для швидкого розгортання та тестування нових ідей у сфері машинного навчання та глибокого навчання

PyTorch розроблений з урахуванням модульної архітектури (рисунок 11), що дозволяє легко створювати та поєднувати різні модулі.

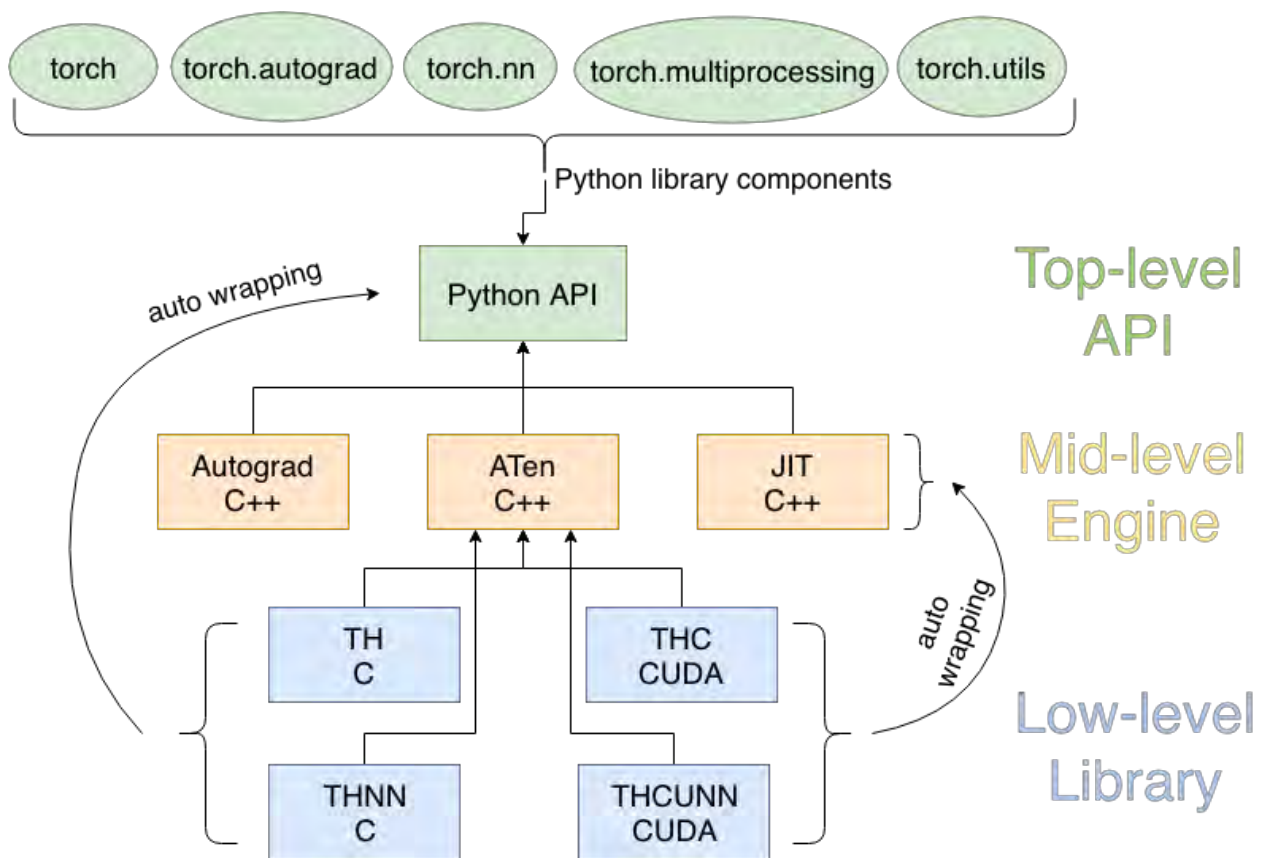


Рисунок 11. Модель структури PyTorch

Бібліотека PyTorch на рівні верхнього рівня Python надає зручний API для швидкої роботи з тензорами, побудови та навчання глибоких нейронних мереж. Ця бібліотека надає інтерфейс для користувачів, але сама не виконує обчислення. Замість цього, вона делегує цю роботу ефективним двигунам обчислень, написаним на C++ [26].

Ці двигуни, які знаходяться на середньому рівні структури модулів, включають такі компоненти: `autograd` для обчислення графів обчислень та надання автоматичної диференціації; JIT (just-in-time) компілятор для оптимізації кроків обчислень, що прослідковані; `ATen` як бібліотека тензорів на C++, що огортає низькорівневу бібліотеку на мові C для PyTorch (без підтримки `autograd`).

Низькорівнева бібліотека на мові C або CUDA виконує майже всі інтенсивні обчислення, призначені верхньому рівню API. Вони надають ефективні структури даних, тензори (тобто багатовимірні масиви), для CPU і GPU (відповідно, TH і THC), а також безстанційні функції, які реалізують операції нейронних мереж та ядра (THNN і THCUNN), або обгортають оптимізовані бібліотеки, наприклад, CuDNN від NVIDIA.

ATen обгортає ці низькорівневі бібліотеки на C++, а потім відкриває їх для використання у верхньому рівні Python API. Також нейронні мережеві функціональні бібліотеки (низькорівневі) автоматично обгорнуті до двигуна та Python API. Цей вид зв'язку дозволяє тримати код слабо зв'язаним, зменшуючи загальну складність системи та сприяючи подальшому розвитку.

Бібліотека PyTorch складається з таких компонентів:

`torch`: бібліотека тензорів, схожа на NumPy, із потужною підтримкою GPU. Вона містить структури даних для багатовимірних тензорів та визначає багато математичних операцій на основі цих тензорів. На відміну від свого аналогу NumPy, всі структури даних і операції з тензорами можна безперешкодно виконувати від CPU до GPU, що значно прискорює обчислення.

`torch.autograd`: бібліотека автоматичної диференціації на основі запису, яка підтримує всі диференційовані операції з тензорами в `torch`. Ця функціональність відрізняє PyTorch від інших фреймворків машинного навчання або глибокого навчання, таких як TensorFlow, Caffe та CNTK, які вимагають від користувачів перезапуску з нуля, щоб змінити деякі незначні поведінки нейромережі після створення. У PyTorch використовується техніка, яка називається автоматичною диференціацією у реверсивному режимі, щоб спростити процес диференціації, таким чином, граф обчислень обчислюється на льоту, що залишає користувачам більше часу для втілення їхніх ідей.

`torch.nn`: бібліотека нейронних мереж глибоко інтегрована з `autograd` і призначена для максимальної гнучкості. Цей компонент або модуль у PyTorch надає високорівневу функціональність для побудови та навчання глибоких

нейронних мереж легко та без болю. Він містить багато типів шарів нейронних мереж, таких як згорткові шари, рекурентні шари, шари підсумовування та нормалізації.

`torch.multiprocessing`: модуль Python multiprocessing, але з волшебною спільною пам'яттю тензорів torch між процесами. Корисний для завантаження даних та навчання методом Hogwild. Цей компонент обгортає вбудований модуль Python multiprocessing із використанням спільної пам'яті для надання спільних видів на ті самі дані в різних процесах.

`torch.utils`: `DataLoader`, `Trainer` та інші утиліти для зручності. Він складається з п'яти підмодулів - `torch.utils.bottleneck` для відлагодження проблем у програмі, `torch.utils.checkpoint` для створення контрольних точок моделі або частини моделі та інше.

Це дозволяє розробникам будувати складні моделі з меншими компонентами, що сприяє ясності та повторному використанню коду. Фреймворк надає набір вбудованих модулів, які можна легко комбінувати для створення складних моделей. Це дозволяє розробникам зосередитися на конкретних частинах моделі, що полегшує роботу з великими проектами. Модульна структура PyTorch сприяє легкості розширення та модифікації моделей. Розробники можуть з легкістю змінювати окремі модулі або додавати нові без впливу на решту коду. Модульна структура спрощує реорганізацію коду: розробники можуть легко виокремлювати, змінювати та переставляти частини коду без значного впливу на решту системи. Модульна архітектура дозволяє розширювати функціонал фреймворку, додавати нові функції та можливості без необхідності зміни основної структури. Модульність полегшує управління та роботу з різними версіями моделей, дозволяючи легко використовувати та тестувати різні компоненти. Модульність PyTorch робить фреймворк привабливим для розробників, які шукають гнучкість та зручність у створенні складних та розширюваних моделей машинного навчання.

PyTorch підтримує прискорення обчислень за допомогою графічних процесорів (GPU), що дозволяє прискорити навчання нейронних мереж та обчислення.

Є активна спільнота користувачів PyTorch, яка надає різноманітні ресурси, від документації до прикладів коду та форумів підтримки.

Фреймворк PyTorch є популярним інструментом для розробки моделей для навчання з підкріпленням, що використовуються у різних задачах.

PyTorch є одним з провідних фреймворків у світі штучного інтелекту та глибокого навчання, завдяки своїй простоті, гнучкості та потужному функціоналу.

2.5 Бібліотека для роботи з зображеннями OpenCV

Бібліотека OpenCV — незамінний інструмент для обробки зображень, надаючи широкий спектр функцій для маніпулювання графічними даними. Основні можливості цієї бібліотеки забезпечують надзвичайну гнучкість та потужність у роботі з різними аспектами обробки зображень.

OpenCV має великий набір функцій для обробки зображень, включаючи зміну розміру, фільтрацію, видалення шуму, визначення контуру та багато інших.

OpenCV надає можливості для завантаження, відображення та збереження зображень у різних форматах. Це означає, що користувачі можуть легко читати та відображати зображення з різних джерел, таких як фотоапарати, файли чи відеопотоки.

Бібліотека дозволяє розробникам створювати відео, компілювати послідовність зображень в одну або кілька частот за допомогою вбудованих методів. Це корисно для створення відео з фотографій або для аналізу послідовних кадрів.

OpenCV дозволяє легко отримувати доступ до відеопотоків з камер, а також зчитувати та обробляти кадри з камер у реальному часі. Це важливо для застосування у сферах комп'ютерного зору, діагностики або відеоаналізу [27].

Крім роботи зі зображеннями, OpenCV може використовуватися для генерації та відображення графіків. Це дозволяє створювати різноманітні візуальні репрезентації даних, що є важливим для аналізу результатів обробки.

OpenCV також дозволяє побудову та відображення різних типів діаграм, включаючи гістограми, пізнавальні діаграми та інші, що корисно для аналізу даних та візуалізації результатів.

Бібліотека підтримує роботу з різними форматами зображень та відео, що робить її універсальним інструментом для роботи з графікою та відео на різних платформах.

OpenCV дозволяє реалізовувати функціонал з сегментації зображень та додавання підписів, що полегшує роботу з обробкою графіки та зберігання важливої інформації на зображеннях.

Візуалізація та демонстрація у OpenCV відкриває широкий спектр можливостей для розробників та користувачів, забезпечуючи потужний функціонал для роботи з різноманітними типами зображень та відео.

OpenCV має функції для виявлення та локалізації об'єктів на зображеннях, такі як детектори людей, автомобілів, обличчя та інших об'єктів.

Ця бібліотека також пропонує інструменти для сегментації зображень, що дозволяє розділити зображення на різні класи та області. OpenCV має вбудовані методи для визначення ключових точок на зображенні, що дозволяє використовувати їх для подальшого аналізу та розпізнавання об'єктів. Бібліотека дозволяє виконувати аналіз об'єктів, включаючи визначення їх характеристик, форми, розмірів та орієнтації. OpenCV дозволяє проводити класифікацію об'єктів, розпізнавання облич, емоцій та інших особливостей на зображеннях. Є можливість тренувати власні моделі машинного навчання для розпізнавання образів за допомогою OpenCV, що відкриває можливості для реалізації специфічних завдань та досліджень.

OpenCV дозволяє легко читати відео з файлів або за допомогою веб-камер. Це важливо для аналізу великих масивів відеоданих. Бібліотека дозволяє обробляти кадри в реальному часі, що є критично важливим для застосувань, які вимагають миттєвої реакції. OpenCV дозволяє аналізувати потоки зображень, витягати та обробляти інформацію, що міститься в них. Бібліотека дозволяє відображати оброблені відеокадри, а також здійснювати запис та збереження відеофайлів. OpenCV має можливості для трекінгу об'єктів у відеопотоках, що дозволяє відстежувати рух об'єктів на великій відстані чи у великому потоці даних. Бібліотека дозволяє аналізувати динамічні властивості відео, такі як рух, швидкість, зміни яскравості тощо. OpenCV надає можливість працювати з потоками зображень у реальному часі, що дозволяє використовувати його для систем, які вимагають миттєвої реакції. Бібліотека дозволяє обробляти як статичні, так і динамічні сцени, відкриваючи широкі можливості для аналізу різноманітних відеоданих. Відеоаналіз у OpenCV знаходить застосування у сферах відеоспостереження, медицини, транспорту, комп'ютерного зору та багатьох інших. Бібліотека працює ефективно навіть з великими обсягами відеоданих, що робить її потужним інструментом для обробки великих обсягів інформації [28].

Загалом, робота з відео та потоками зображень у OpenCV надає величезний функціонал для аналізу, обробки та використання відеоданих у різних областях.

Бібліотека підтримується на різних платформах (Windows, Linux, macOS) та мовах програмування (C++, Python, Java), що робить її універсальним інструментом для розробників.

OpenCV має активну спільноту розробників, яка постійно вдосконалює бібліотеку, додає нові функції та покращує її ефективність, що робить цей інструмент надзвичайно потужним та актуальним.

Бібліотека OpenCV є надзвичайно потужним інструментом для обробки зображень та комп'ютерного зору. Її широкий спектр функцій та легкість використання роблять її важливим компонентом для будь-якого проекту, що

вимагає обробки зображень та відео. Її висока ефективність робить OpenCV важливим інструментом для розробників, дослідників та інженерів, що працюють у сфері комп'ютерного зору та обробки зображень.

2.6 Бібліотека для аналізу даних Pandas

Pandas - це потужна бібліотека для обробки та аналізу даних у мові програмування Python. Вона надає структури даних, такі як DataFrame і Series, що дозволяють зручно та ефективно маніпулювати табличними даними.

Series є одновимірною маркованою структурою даних, що може містити будь-який тип даних. Series - це масив даних з однієї вимірною структурою, що складається з послідовності значень. Кожен елемент у Series має власне маркування (індекс), що дозволяє звертатися до конкретних елементів за допомогою маркерів. Series може містити дані різних типів, такі як цілі числа, дробові числа, рядки, булеві значення чи об'єкти. Можна виконувати різноманітні операції над Series, такі як вилучення елементів, зміна значень, фільтрація, сортування, об'єднання, обчислення статистики тощо. Маркування (індекси) є важливою частиною Series і зберігається разом з даними під час виконання операцій. Pandas автоматично розпізнає та обробляє пропущені значення в Series. Series може використовуватись для створення стовпців в DataFrame, що дозволяє легко створювати та маніпулювати даними у таблицях. Можна виконувати операції з індексами, такі як вибірка, зміна, перетворення і обробка за допомогою індексів. Використовуючи інші бібліотеки, такі як Matplotlib чи Seaborn, можна візуалізувати дані з Series. Series підтримує операції з часовими рядами, що робить їх дуже корисними для роботи з даними, пов'язаними з часом.

DataFrame - це основний інструмент для роботи з даними у Pandas, і він має безліч корисних функцій та можливостей.

DataFrame (рисунок 12) представляє дані у вигляді таблиці з рядками та стовпцями. Кожен стовпець може мати свій власний тип даних, такий як числа, рядки, булеві значення чи об'єкти [29].

Series			Series			DataFrame																																	
<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"><thead><tr style="background-color: #90EE90;"><th>apples</th></tr></thead><tbody><tr><td>0</td><td>3</td></tr><tr><td>1</td><td>2</td></tr><tr><td>2</td><td>0</td></tr><tr><td>3</td><td>1</td></tr></tbody></table>		apples	0	3	1	2	2	0	3	1	+	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"><thead><tr style="background-color: #FFD700;"><th>oranges</th></tr></thead><tbody><tr><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>3</td></tr><tr><td>2</td><td>7</td></tr><tr><td>3</td><td>2</td></tr></tbody></table>		oranges	0	0	1	3	2	7	3	2	=	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"><thead><tr style="background-color: #90EE90;"><th>apples</th><th>oranges</th></tr></thead><tbody><tr><td>0</td><td>3</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>2</td><td>3</td></tr><tr><td>2</td><td>0</td><td>7</td></tr><tr><td>3</td><td>1</td><td>2</td></tr></tbody></table>		apples	oranges	0	3	0	1	2	3	2	0	7	3	1	2
apples																																							
0	3																																						
1	2																																						
2	0																																						
3	1																																						
oranges																																							
0	0																																						
1	3																																						
2	7																																						
3	2																																						
apples	oranges																																						
0	3	0																																					
1	2	3																																					
2	0	7																																					
3	1	2																																					

Рисунок 12. Простий приклад DataFrame

DataFrame дозволяє виконувати різноманітні операції з рядками і стовпцями, такі як вибірка, індексація, фільтрація, сортування, об'єднання, вилучення тощо. Це робить його дуже гнучким і потужним інструментом для маніпулювання даними. DataFrame підтримує можливості групування даних за певними критеріями та обчислення агрегованих статистичних показників, таких як сума, середнє значення, максимум, мінімум тощо для кожної групи. DataFrame можна з'єднувати за допомогою різних типів з'єднань (наприклад, злиття, об'єднання) для створення нових таблиць на основі існуючих даних. Pandas має велику кількість функцій для роботи з даними, такі як обробка дат, обробка тексту, виконання операцій з матрицями та багато інших. DataFrame дозволяє вирізати та використовувати підмножини даних за допомогою різних умов і критеріїв, що дозволяє здійснювати різні аналізи. Pandas дозволяє зручно та ефективно працювати з багатовимірними наборами даних, включаючи великі обсяги даних. За допомогою функції `apply` або інших подібних методів можна легко застосовувати користувацькі функції до кожного елемента чи стовпця у DataFrame. DataFrame підтримує зчитування та запис даних з різних джерел, таких як файли CSV, Excel, бази даних SQL, що робить його зручним для обробки різноманітних даних.

Pandas підтримує різні формати файлів, такі як CSV, Excel, JSON, SQL, що дозволяє легко імпортувати та експортувати дані.

Pandas - потужний інструмент для роботи з даними, який допомагає вирішувати різноманітні завдання з обробки та аналізу даних у Python.

Структура файлів у бібліотеці Pandas (рисунок 13) розподіляється на рівні розділи:

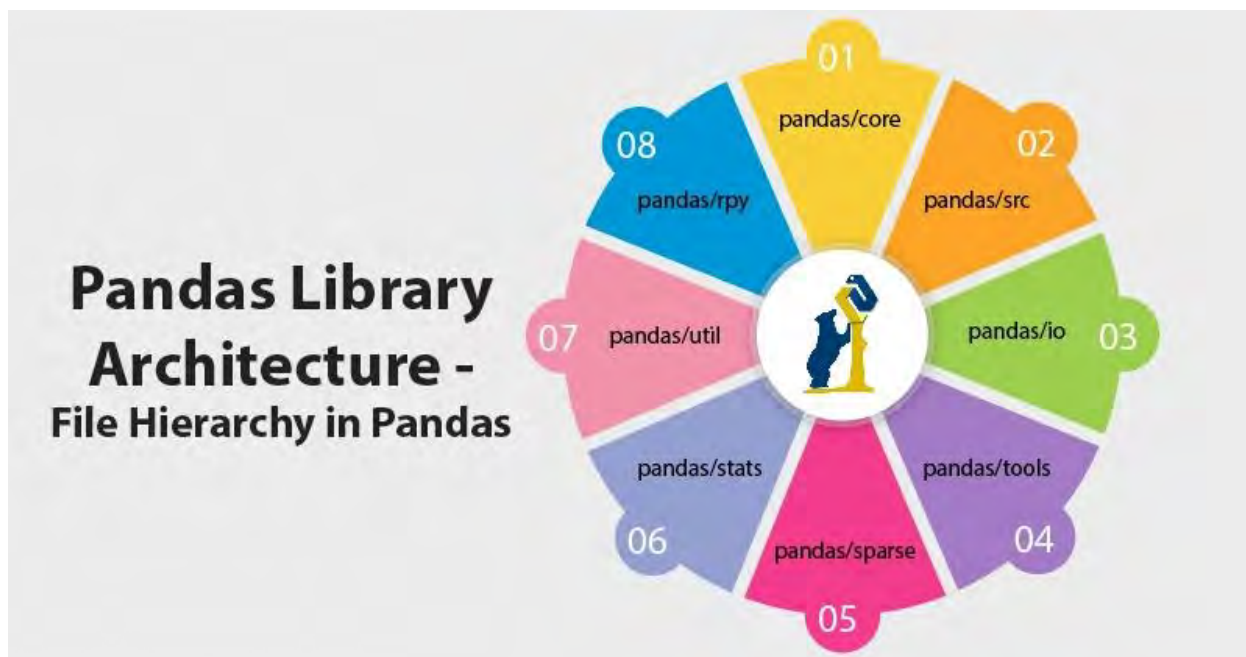


Рисунок 13. Архітектура бібліотеки Pandas

1. pandas/core : у архітектурі бібліотеки Pandas ця частина містить основні файли про наявні в бібліотеці структури даних. Наприклад, структури даних - Series та DataFrames. У розділі core є різноманітні Python-файли, найважливіші з них:

api.py: ці файли імпортують важливі ключові модулі, які будуть використовуватися пізніше.

base.py: надає основу для всіх інших присутніх класів, таких як PandasObject та StringMixin.

common.py: керує загальними утилітами, які допомагають у роботі з різними структурами даних.

`config.py`: допомагає керувати об'єктами, які можна налаштовувати, що зустрічаються по всьому пакету.

Це основні класи Python, які керують більшістю роботи в основі Pandas.

2. `pandas/src` : у цій частині містяться алгоритми, які забезпечують основний функціонал бібліотеки. Код тут, як правило, написаний на мові C або Cython.

3. `pandas/io` : важлива частина архітектури бібліотеки Pandas. Тут містяться інструменти введення та виведення, які допомагають Pandas працювати з файлами різних форматів. Основні модулі, які можна знайти тут:

`api.py`: цей модуль керує різними імпортами, необхідними для функцій введення та виведення.

`auth.py`: цей модуль відповідає за автентифікацію та методи, що з нею пов'язані.

`common.py`: загальна функціональність функцій введення та виведення опрацьовується цим модулем.

`data.py`: цей модуль допомагає керувати даними, які вводяться або виводяться.

4. `pandas/tools` : алгоритми в `pandas/tools` призначені для вспоміжних даних. Вони допомагають різним функціям, таким як `pivot`, `merge`, `join`, `concatenation` та інші для обробки наборів даних.

5. `pandas/sparse` : ця частина містить розріджені версії різних структур даних, таких як `DataFrames` та `Series`. Розріджена версія означає, що дані в основному відсутні або недоступні.

6. `pandas/stats` : частина архітектури бібліотеки Pandas містить панель і лінійну регресію, а також включає регресію з вікном. У цьому розділі можна знайти різні функції, пов'язані зі статистикою.

7. `pandas/util` : тут розташовані різні утиліти, засоби тестування та розробки. У `pandas/util` використовуються класи для тестування та налагодження будь-якої частини бібліотеки.

8. `pandas/rpy` : складається з інтерфейсу для підключення до мови програмування R, відомого як RPy2. Використання Pandas як з R, так і з Python може допомогти в кращому розумінні аналізу даних.

Все це дає загальне уявлення про структуру файлів у бібліотеці Pandas та про їх ієрархію. Це допомагає отримати чітке уявлення про архітектуру бібліотеки Pandas.

2.7 Бібліотека для візуалізації даних `matplotlib`

Matplotlib - це бібліотека для візуалізації даних у мові програмування Python. Вона дозволяє створювати різноманітні типи графіків, діаграм, гістограм, розподілених діаграм, контурних графіків та багато інших видів візуалізацій для аналізу даних.

Matplotlib дозволяє створювати графіки ліній, точкові графіки, стовпчасті діаграми, гістограми, кругові діаграми, контурні графіки, графіки розподілу, теплові карти та багато інших типів графіків [30].

Можливість налаштовувати майже всі аспекти графіків, включаючи колір, стиль ліній, розмір шрифту, легенди, маркери, вісі координат тощо.

Здатність зберігати графіки у різних форматах файлів, таких як PNG, JPG, PDF, SVG, що дозволяє використовувати графіки в презентаціях, звітах та інших документах.

Matplotlib може бути використаний для створення як простих, так і складних графіків, і він є потужним інструментом для візуалізації даних в наукових дослідженнях, аналізі даних, машинному навчанні та багатьох інших областях.

Matplotlib може бути легко поєднаний з бібліотекою Pandas для відображення даних, які знаходяться в `DataFrame`.

Зручний та легкий у використанні синтаксис дозволяє створювати графіки швидко та ефективно.

Matplotlib - це інструмент у Python для створення різноманітних графіків та діаграм для аналізу й візуалізації даних. Він надає широкий спектр можливостей для відображення даних у вигляді зручних інтерактивних чи статичних візуальних представлень.

2.8 Середовище програмування Jupyter notebook

Jupyter Notebook - це інтерактивне середовище програмування, яке дозволяє створювати та ділитися документами, що містять живий код, візуалізації, текст та інші медіа-елементи. Він отримав свою назву від трьох основних мов програмування: Julia, Python і R, але підтримує багато інших мов програмування.

Jupyter надає можливість виконання коду по частинам, що дозволяє аналізувати кожен крок окремо та вивчати результати в реальному часі. Це робить його чудовим інструментом для вивчення, експериментів та презентацій.

Вмонтовані можливості візуалізації (зокрема, використання бібліотек matplotlib, seaborn, і багатьох інших) дозволяють легко створювати графіки, діаграми та інші візуальні елементи. Також, можливість додавання текстових блоків, документації та форматування дозволяє створювати повноцінні документи з кодом [31].

Jupyter дозволяє спільно працювати над ноутбуками та експортувати їх у різні формати, такі як HTML, PDF, або зберігати як сценарії для виконання поза середовищем Jupyter.

Маючи широку спільноту користувачів, Jupyter постійно розвивається. Існують різні розширення та інструменти, що полегшують його використання та розширюють його можливості.

Jupyter Notebook широко використовується у науці, освіті, дослідженнях та інших галузях завдяки своїй інтерактивності, зручності та можливостям створення інтерактивних звітів та аналізу даних.

Висновки до розділу 2

У цьому розділі розглянуто різноманітні аспекти, пов'язані із використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА) та програмного забезпечення для розробки та реалізації проекту.

Підкреслено актуальність використання безпілотних літальних апаратів у сучасному світі, вказано на їх важливість у великій кількості сфер, від наукових досліджень до комерційних та військових застосувань.

Описано важливість розробки функціональної схеми для визначення основних етапів проекту та його архітектури, що допомагає у визначенні та уточненні завдань та мети проекту.

Зазначено переваги використання мови програмування Python та бібліотеки NumPy для розробки нейронних мереж через їх простоту використання та потужність при роботі з числовими даними.

Виділено важливість використання фреймворку PyTorch для реалізації нейронних мереж, оскільки він пропонує гнучку та ефективну систему для роботи з нейронними мережами у сфері машинного навчання.

Підкреслено значення бібліотеки OpenCV для обробки зображень, наведено її ключові можливості у виконанні операцій з зображеннями.

Відзначено важливість Pandas для обробки, аналізу та маніпулювання даними у табличному форматі, наведено її основні функції.

Зазначено роль бібліотеки matplotlib у візуалізації даних та створенні графіків для кращого розуміння даних.

Виділено переваги використання Jupyter Notebook для інтерактивної роботи з кодом, візуалізації даних та обміну результатами досліджень.

Ці аспекти представляють ключові компоненти та інструменти, які допомагають у розробці та реалізації проектів, пов'язаних з безпілотними літальними апаратами та машинним навчанням

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

3.1 Підбір зображень для навчання нейронної мережі

Підбір зображень для навчання нейронної мережі - це критично важливий етап у процесі розробки моделі машинного навчання. Ось чому це так важливо. Якісні зображення забезпечують більш точне навчання моделі. Якщо дані містять помилки, шум або неправильні мітки, це може призвести до некоректної роботи моделі. Набір зображень повинен бути репрезентативним для всіх можливих варіантів, які модель повинна розпізнавати. Це допоможе уникнути перенавчання на обмеженому наборі даних. Різноманітність зображень у навчальному наборі допоможе моделі усвідомити різні контексти та варіації об'єктів у візуальних даних. Додавання зображень з різних джерел та кутів зору може допомогти моделі бути більш універсальною та адаптивною до різних умов та сценаріїв.

Для формування тренувального, валідаційного та тестувальних наборів було відібрано в загальному 1000 кадрів полів з наявними на них закопаними на різній глибині, а також просто розміщені на землі, в траві, на піску міни.

Отримання зображень для датасету власноруч з небезпечних регіонів було складним, але важливим етапом у моїй роботі. Я був на місці, щоб особисто здобути візуальні дані, необхідні для моєї моделі. Цей процес включав у себе ризики та вимагав від мене дотримання високих стандартів безпеки.

Зйомка проводилась за допомогою дрона Mavic 3T на висоті 20 метрів від землі, кут огляду - кут під яким ведеться відеозйомка об'єкта контролю приблизно 90° , глибина залягання міни, тобто місце де дно міни стикається з землею і до поверхні землі від 0 до 25см.

На рисунку 14 представлені приклади правильно, з технічної точки зору, знятих кадрів.

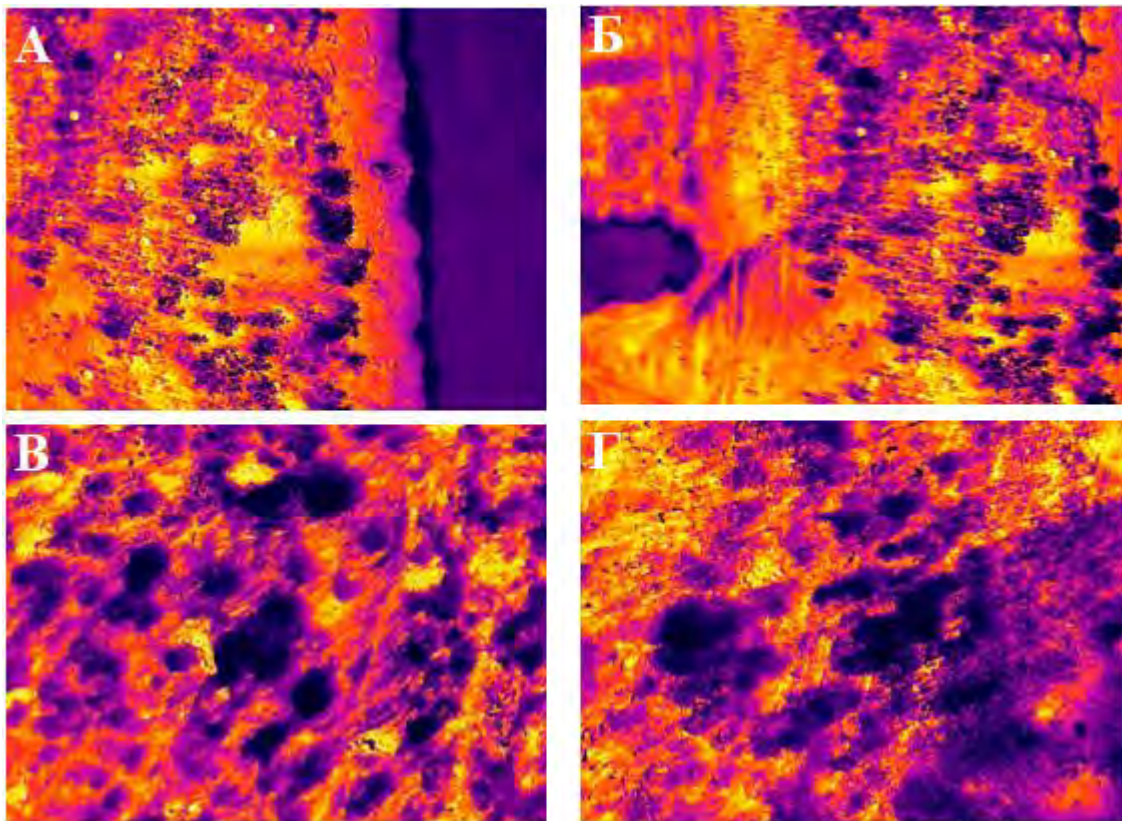
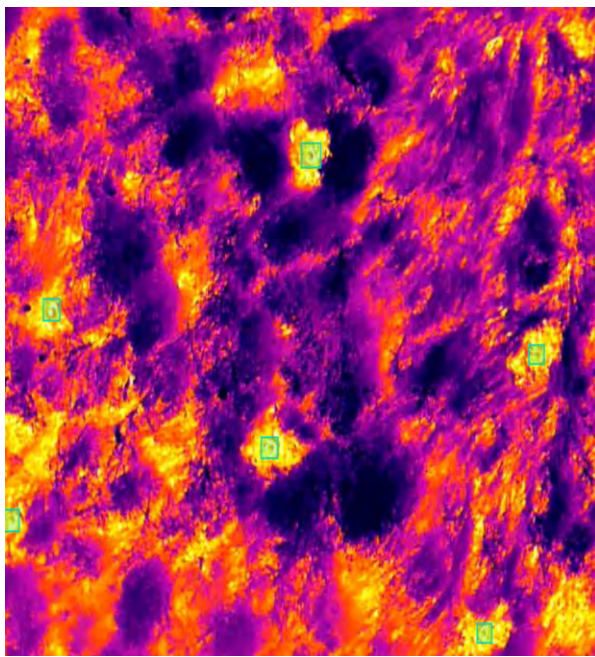


Рисунок 14. Зображення з наявними мінами: а) зображення мін на піщаній місцевості (пляж); б) зображення мін на землі в чагарниках біля водойми; в, г) зображення мін в полях з високою травою, кущами та іншою рослинністю.

Для формування датасету, були використані власноруч оброблені зображення. Неймережі потрібні вхідні дані, щоб вони могли навчатися розпізнавати об'єкти. Розмічання дозволяє моделі "навчитися" розрізняти та впізнавати об'єкти, які потрібно виявляти. Розмічені дані стають частиною навчального набору, на якому навчається неймережа. Це важливо, оскільки правильно розмічені дані допомагають моделі розуміти, як виглядають ці об'єкти у різних умовах. Розмічені дані використовуються для оцінки ефективності моделі. Це дозволяє зрозуміти, наскільки точно модель виявляє чи розпізнає об'єкти на зображеннях. Гарно розмічені дані сприяють покращенню якості роботи моделі. Чим точніше та репрезентативніше розмічені дані, тим краще модель може вчитися та працювати на нових даних.

Для кожного зображення було розмічено та підписано області, де знаходяться об'єкти, які модель повинна розпізнати. Після обробки фото та їх розмітки, інформацію про об'єкти (координати, класи) було збережено у JSON-форматі для подальшого зручного використання (рисунок 15).



```
{
  "label_name": "mine",
  "bbox_x": 296,
  "bbox_y": 79,
  "bbox_width": 13,
  "bbox_height": 15,
  "image_name": "0158.jpg",
  "image_width": 640,
  "image_height": 512
},
{
  "label_name": "mine",
  "bbox_x": 397,
  "bbox_y": 82,
  "bbox_width": 14,
  "bbox_height": 13,
  "image_name": "0158.jpg",
  "image_width": 640,
  "image_height": 512
}
```

Рисунок 15. Приклад оброблених зображень для навчання нейронної мережі

По результатам було створено тренувальний набір, який складається з 700 зображень з наявними мінами в ортогональній проекції, для валідаційного набору було виділено 200 зображень, для тестового 100. Такі пропорції вважаються оптимальними через баланс між досить великим обсягом даних для навчання моделі (65-75%), достатньою кількістю для валідації (15-20%) для налаштування параметрів та перевірки ефективності, і окремою тестовою вибіркою (10-15%) для оцінювання загальної продуктивності моделі. Це забезпечує уникнення перенавчання, ефективне налаштування параметрів, а також об'єктивну оцінку точності та загальної ефективності моделі на невидимих їй даних.

3.2 Архітектура нейронної мережі

Архітектура цієї нейронної мережі базується на алгоритмі Faster R-CNN, який включає в себе кілька ключових компонентів:

Використовується попередньо навчена модель ResNet-50 для отримання векторних представлень зображень.

ResNet-50 - це глибока згорткова нейронна мережа, яка складається з 50 шарів. Загальною основою багатьох глибоких нейронних мереж для обробки зображень є згорткові шари.

Основна ідея застосування згорткових шарів полягає у використанні фільтрів для здійснення згортки по вхідному зображенню. Ці шари відповідають за вилучення різних рівнів ознак зображення і формування нових внутрішніх представлень, які найбільш інформативні для подальшого аналізу. Кожен згортковий шар використовує набір фільтрів або ядер, які проймаються по вхідному зображенню. Фільтри взаємодіють з різними частинами зображення, виокремлюючи важливі ознаки, такі як границі, текстури або форми. Зазвичай фільтри мають розмірність, наприклад, 3x3 або 5x5 пікселів. Більші розміри фільтрів можуть зафіксувати більші області зображення, але вимагатимуть більше обчислювальних ресурсів. Згортка зазвичай виконується з певним кроком (стрід), що визначає, на скільки пікселів переміщається фільтр під час обробки зображення. Більший крок зменшує розмір вихідного зображення після згортки. Після згортки застосовується функція активації, наприклад ReLU (Rectified Linear Activation), для введення нелінійності у вихідні значення згорткового шару. Це дозволяє мережі вивчити складніші зв'язки між ознаками зображення.

У деяких випадках застосовується піддискретизація (пулінг) для зменшення розмірності зображення, але збереження ключових ознак. Після кожних декількох шарів згортки може використовуватись піддискретизація для зменшення обчислювального обсягу. Згорткові шари утворюють основну основу для вилучення ознак зображення, і вони зазвичай розміщуються у

найпершій частині нейронних мереж для обробки зображень. Ці шари створюють мапи ознак, які потім використовуються більш складними модулями для подальшого аналізу та виявлення об'єктів.

ResNet-50 складається з п'яти груп (стадій) згорткових шарів, що представлені 3x3 свертками, та декількома ідентичними блоками у кожній групі. Загалом в ResNet-50 маємо 16 згорткових шарів та 1 повнозв'язний шар на виході. Починаючи з вхідного зображення, кожен згортковий шар використовує фільтри для витягування різних рівнів ознак з вхідного зображення. У ResNet-50 використовуються 1x1 свертки для зменшення розмірності каналів та 3x3 свертки для збереження просторової інформації.

ResNet-50 використовує 5 типів блоків (рисунок 16) : 1 блок зі збільшенням розмірності та 4 типи блоків ідентичних за розмірністю.

Перша стадія включає пачку згорткових шарів та пулінгу (зменшення розміру зображення) для витягування основних ознак з вхідного зображення.

Стадії 2-5: кожна стадія містить блоки, які складаються зі згорткових шарів та блоків ідентичності (Residual Blocks). Кожен блок має кілька згорткових шарів, активаційну функцію (наприклад, ReLU), та "шлях обходу" (skip connection), що дозволяє негайно передавати вхід до виходу блоку без обчислення.

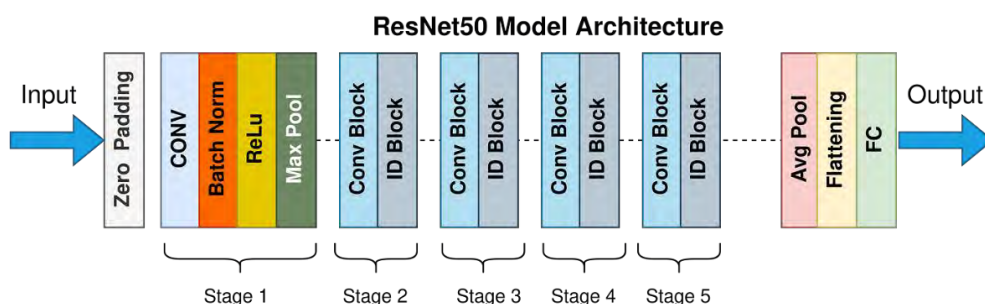


Рисунок 16. Зображення архітектури моделі ResNet50

Skip connection (або "шлях обходу") в нейронних мережах використовується з метою полегшення навчання та уникнення проблеми зниклих градієнтів у глибоких моделях.

У дуже глибоких мережах під час зворотного поширення може виникати проблема зниклих градієнтів, коли градієнти, які передаються назад у мережу під час навчання, стають дуже малими. Це може призвести до того, що ваги в нижніх шарах мережі не оновлюються належним чином, ускладнюючи адаптацію моделі до даних. Skip connection допомагає градієнтам легше переходити через мережу, оскільки вони можуть "обходити" певні шари. Це дозволяє зберігати великі значення градієнтів та сприяє більш ефективному навчанню моделі. Додавання шляху обходу дозволяє простіше пристосуватися до більш глибоких шарів мережі, оскільки градієнти можуть легше пройти через мережу і забезпечити оновлення ваг у всіх шарах. Skip connection може допомогти уникнути перенавчання (overfitting), дозволяючи зберігати важливість вхідних даних на різних рівнях мережі, що сприяє загальній універсальності моделі.

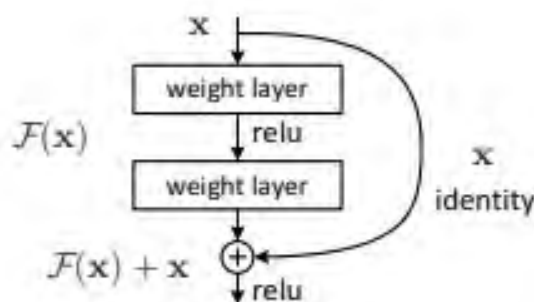


Рисунок 17. Зображення роботи Skip connection

З погляду архітектури (рисунок 17) , якщо який-небудь рівень в кінцевому підсумку знижує продуктивність моделі в простій мережі, він пропускається через наявність з'єднань, що пропускаються.

Простими словами - це стрибок або прямий шлях через блоки, який дозволяє переносити вхідні дані на більш глибокі шари без обробки. Стрибки допомагають уникнути проблеми зниклих градієнтів та сприяють полегшенню навчання глибоких мереж.

У контексті Faster R-CNN, ResNet-50 використовується для отримання векторних представлень зображень. Його глибокі шари дозволяють ефективно виявляти різні ознаки на різних рівнях абстракції, що є важливим для точного виявлення об'єктів на зображеннях. Використання ResNet-50 як частини архітектури дозволяє Faster R-CNN виявляти об'єкти з високою точністю та швидкістю.

Region Proposal Network (RPN): це складова частина Faster R-CNN, відповідальна за генерацію пропозицій регіонів, де можуть знаходитися об'єкти. RPN використовується для створення пропозицій регіонів зображення, які ймовірно містять об'єкти. Ці пропозиції потім проходять через процес класифікації та точного визначення положення об'єктів.

RoI (Region of Interest) Pooling (рисунок 18) : після отримання пропозицій регіонів RPN, вони передаються до модуля RoI Pooling. RoI Pooling конвертує різні розміри областей зображення в фіксований розмір, що дозволяє подальшу обробку цих областей однаковим способом.

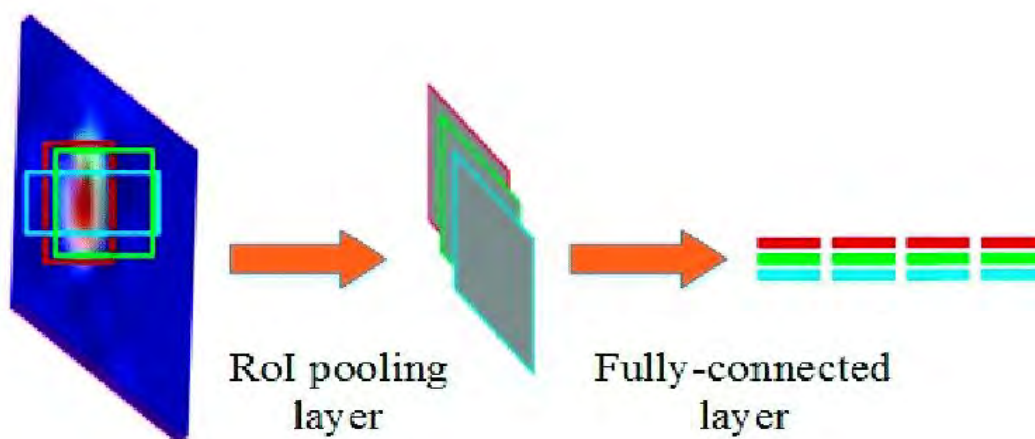


Рисунок 18. Зображення роботи RoI (Region of Interest) Pooling

Класифікатор та регресор областей: отримані від RoI Pooling регіони проходять через класифікатор, який визначає класи об'єктів, що містяться в кожній області. Також використовується регресор для точного визначення позицій та розмірів областей, де знаходяться об'єкти.

Функція втрат: мережа оптимізується за допомогою функції втрат, яка включає в себе різні складові, такі як втрати класифікації, втрати регресії областей, втрати об'єктності тощо.

Загалом, Faster R-CNN є потужним методом для виявлення об'єктів на зображеннях, оскільки він комбінує у собі точність та швидкість завдяки впровадженню пропозицій регіонів та ефективному використанню попередньо навчених моделей для отримання векторних представлень зображень.

3.3 Встановлення параметрів навчання

У коді параметри навчання (learning parameters) встановлені наступним чином:

Оптимізатор: використовується оптимізатор Adam з вказаною швидкістю навчання "LEARNING_RATE".

Оптимізація Adam — це алгоритм оптимізації на основі градієнтного спуску, який був представлений Дідеріком П. Кінгмою та Джиммі Ба у 2014 році. Adam означає "Адаптивна оцінка моменту", що описує метод оптимізатора для оновлення ваг під час навчання.

Основна ідея за Adam полягає у тому, щоб адаптивно налаштувати швидкість навчання для кожного параметра моделі на основі історії обчислених градієнтів для цього параметра. Це допомагає оптимізатору збігатися швидше та точніше, ніж методи з фіксованою швидкістю навчання, наприклад, стохастичний градієнтний спуск (SGD).

Оптимізація Adam поєднує переваги двох інших алгоритмів оптимізації - Momentum та RMSProp. Метод Momentum використовує попередній градієнт для згладжування коливань у процесі оптимізації, а RMSProp масштабує швидкість навчання на основі величини останніх градієнтів. Оптимізація Adam йде ще далі, обчислюючи експоненційне середнє як перших моментів

градієнтів, так і їх квадратів для адаптивного налаштування швидкостей навчання.

Adam є адаптивним методом налаштування швидкості навчання, який обчислює окремі швидкості навчання для різних параметрів. Його назва походить від адаптивної оцінки моменту, і для зміни швидкості навчання кожної ваги нейронної мережі використовуються оцінки першого та другого моментів градієнту.

Практично це означає, що оптимізація Adam обчислює ковзне середнє градієнтів та квадратів градієнтів для кожного параметра у моделі. Потім вона використовує ці середні для обчислення оновлення кожного параметра під час навчання.

Adam можна записати наступним чином:

$$m_t = \beta_1 * m_{t-1} + (1 - \beta_1) * g_t \quad (3.3.1)$$

$$v_t = \beta_2 * v_{t-1} + (1 - \beta_2) * g_t^2 \quad (3.3.2)$$

$$mhat_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (3.3.3)$$

$$vhat_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (3.3.4)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha * \frac{mhat_t}{\sqrt{vhat_t + \epsilon}} \quad (3.3.5)$$

Тут g_t - градієнт у момент часу t , m_t та v_t - перший(3.3.1) та другий моменти(3.3.2) градієнтів відповідно. β_1 і β_2 - гіперпараметри, які контролюють швидкість зникнення оцінок моментів, α - швидкість навчання, а ϵ - мала константа, що запобігає діленню на нуль.

Оптимізація Adam базується на обчисленні експоненційного середнього як градієнтів, так і квадратів градієнтів для адаптивного налаштування швидкостей навчання. Оцінка першого моменту(3.3.3) $mhat_t$ є експоненційно випадającym середнім градієнтів, а оцінка другого моменту(3.3.4) $vhat_t$ - експоненційно випадającym середнім квадратів градієнтів.

Параметри β_1 та β_2 контролюють швидкість зникнення оцінок моментів. Зазвичай β_1 встановлюється близько до 1, що означає, що оцінка першого моменту має довгу пам'ять і надає гарну оцінку тенденції градієнту. З іншого боку, β_2 встановлюється значно менше, що означає, що оцінка другого моменту має меншу пам'ять і більше зосереджена на величині градієнту.

Оцінки ковзного середнього(3.3.5) на початку навчання спрямовані до нуля, особливо коли t маленьке. Щоб виправити це упередження, Adam застосовує крок корекції упередження, ділячи оцінки моментів на фактор корекції, який залежить від швидкостей зникнення та поточного часу t . Це забезпечує, що оцінки моментів неупереджені та точно відображають справжні значення.

У відмінність від методів з фіксованою швидкістю навчання, таких як SGD, оптимізація Adam надає адаптивні швидкості навчання для кожного параметра на основі історії градієнтів. Це дозволяє оптимізатору швидше та точніше збігатися, особливо в високовимірних просторах параметрів. Оптимізація Adam використовує моментум для згладжування коливань у процесі оптимізації, що може допомогти уникнути локальних мінімумів та сідлових точок. Оптимізація Adam застосовує корекцію вибірки до оцінок першого та другого моментів, щоб забезпечити, що вони є неупередженими оцінками справжніх значень. Оптимізація Adam відносно стійка до вибору гіперпараметрів і працює добре на широкому спектрі архітектур глибокого навчання.

Кількість епох: модель навчається протягом NUM_EPOCHS епох.

Кількість епох вибирається з урахуванням декількох факторів: більші набори даних можуть вимагати більшої кількості епох для того, щоб модель змогла адекватно "побачити" та навчитися на них. Складні завдання можуть потребувати більше часу для того, щоб модель зробила адекватні прогнози. Наприклад, розпізнавання об'єктів у складних зображеннях може потребувати більше епох, ніж прості завдання класифікації. Якщо модель показує високу

точність на валідаційному наборі після певної кількості епох, подальше навчання може призвести до перенавчання, тому краще зупинити процес.

Додаткові епохи можуть займати багато часу, особливо для складних моделей або великих наборів даних. Тому варто балансувати між точністю та часом навчання.

Розмір партії: дані подаються на навчання партіями розміром `BATCH_SIZE`.

Розмір партії (часто вказується як `BATCH_SIZE`) - це кількість прикладів даних, які модель обробляє одночасно перед оновленням ваг моделі під час навчання.

Більші розміри партій (більший `BATCH_SIZE`) можуть спричинити прискорення процесу навчання, оскільки обчислення градієнтів відбуваються паралельно для кількох прикладів даних, що зменшує загальний час на оновлення ваг моделі.

Більші `BATCH_SIZE` вимагає більше пам'яті для обробки партій даних, що може становити проблему для пам'яті GPU або оперативної пам'яті під час навчання.

Для деяких моделей і завдань мала величина `BATCH_SIZE` може допомогти зменшити дисперсію градієнтів, що може призвести до більш стабільних оновлень ваг моделі під час навчання.

Партійне навчання може впливати на шлях, яким проходить модель через простір параметрів. Різні `BATCH_SIZE` можуть спричинити модель навчатися по-різному та можуть впливати на загальну точність моделі.

Вибір оптимального `BATCH_SIZE` - це компроміс між ефективністю обчислень та стабільністю навчання моделі.

Розмір зображення: використовується зображення розміром `IMG_SIZE` під час навчання. В даному випадку визначений розмір 512x640 бо це максимальна роздільна здатність тепловізора дрона Mavic 3T.

Розподіл наборів даних: датасет розділено на навчальний та валідаційний набори за допомогою `torch.utils.data.Subset`.

Планувальник швидкості навчання: використовується швидкісний планувальник (scheduler) `torch.optim.lr_scheduler.StepLR` це швидкісний планувальник для оптимізатора в бібліотеці PyTorch. Він використовується для зміни швидкості навчання (learning rate) в процесі навчання моделі.

Цей швидкісний планувальник зменшує швидкість навчання на певний коефіцієнт кожні `step_size` епох. Зміна швидкості навчання може бути корисною для оптимізації процесу навчання, зокрема для того, щоб зменшити швидкість навчання, коли модель зближається до оптимальних значень.

Параметри `torch.optim.lr_scheduler.StepLR` включають:

`optimizer`: об'єкт оптимізатора (наприклад, Adam, SGD), до якого застосовується планувальник.

`step_size`: кількість епох перед зменшенням швидкості навчання.

`gamma`: коефіцієнт зменшення швидкості навчання, на який помножається поточний learning rate.

Цей планувальник корисний для поступового зменшення швидкості навчання з часом, що може допомогти моделі знаходити оптимальніші параметри.

Функція втрат: модель оптимізується за допомогою загальної функції втрат, яка обчислюється на основі різних складових втрат, які вказуються в `output.values()`.

Ці параметри встановлюються для ефективного навчання моделі та контролю процесу навчання, включаючи швидкість навчання, розмір партії, розподіл даних на навчальний та валідаційний набори, а також стратегії оновлення швидкості навчання.

3.4 Навчання моделі

Процес навчання моделі Faster R-CNN, яка використовується у вашому коді, можна розглянути більш детально, зокрема щодо роботи з баундінг боксами:

Створення баундінг боксів та міток: на початку навчання підготовлюються дані, де для кожного об'єкта у зображенні визначені координати баундінг боксу (координати прямокутника, який обмежує об'єкт) і мітки (клас об'єкта), які вказують, що це за об'єкт.

Створення датасету: код містить клас, який відповідає за підготовку даних для навчання. Цей клас може завантажувати зображення та відповідні баундінг бокси з мітками.

Формування анкорів (anchors): Faster R-CNN використовує анкори (anchors) для генерації пропозицій областей, які можуть містити об'єкти на зображеннях. Анкори є фіксованими прямокутними областями різних розмірів та аспектів, які розміщені по всьому зображенню.

Основна ідея полягає в тому, що ці анкори служать як пропозиції областей, які потенційно містять об'єкти. Замість того, щоб пропонувати області на всій сітці об'ємного шару, анкори розміщуються стратегічно, щоб покрити різні можливі розміри та пропорції об'єктів.

Анкори допомагають робити прогнози щодо областей, де можуть знаходитися об'єкти на зображенні, та вони використовуються у двох основних частинах моделі Faster R-CNN:

RPN (Region Proposal Network): ця частина мережі генерує пропозиції анкорів. RPN використовується для створення пропозицій областей, які містять об'єкти на зображенні, на основі фіксованих анкорів та їхніх характеристик (зокрема, якість областей відповідності об'єктам).

Відбір анкорів та класифікація: після генерації анкорів, вони проходять через процес відбору та класифікації. Ця частина визначає, які з пропозицій анкорів насправді містять об'єкти та яких класів вони можуть належати.

Узагальнюючи, анкори є ключовою концепцією Faster R-CNN, яка допомагає швидше та ефективніше генерувати пропозиції областей з можливими об'єктами на зображеннях, що дозволяє моделі швидше та точніше робити прогнози щодо місцезнаходження та класифікації об'єктів.

Формування пакетів даних та навчання моделі: у кодї створюється навчальний цикл, де дані подаються моделі партіями на кожній ітерації. Під час навчання модель приймає зображення та відповідні баундінг бокси для об'єктів на цих зображеннях. Модель обчислює пропозиції баундінг боксів (Region Proposals) за допомогою своїх компонентів, наприклад, RPN (Region Proposal Network).

Навчальний процес включає в себе обчислення втрат за допомогою функції втрат (наприклад, функція втрати, яка оцінює різницю між прогнозованими та очікуваними баундінг боксами), та оновлення ваг моделі для їх уточнення.

Оцінка та корекція баундінг боксів: після отримання прогнозів моделі для баундінг боксів, проводиться порівняння прогнозованих баундінг боксів з фактичними баундінг боксами. Використовуються методи, такі як Non-Maximum Suppression (NMS), для відбору найкращих баундінг боксів серед перекриваються.

Оновлення ваг моделі: за допомогою оптимізатора (Adam), модель оновлює свої ваги, використовуючи обчислені градієнти з функції втрати.

Повторення циклу: цей процес повторюється протягом заданої кількості епох для того, щоб модель навчилася узагальнювати та вивчила патерни в даних для ефективного розпізнавання об'єктів на зображеннях.

Після навчання моделі Faster R-CNN на виході ми отримуємо:

Навчену модель: ваги та параметри моделі, які були оптимізовані під час тренування для виявлення об'єктів на зображеннях.

Оптимізатор: параметри оптимізатора (наприклад, ваги, які оновлювалися за допомогою Adam), які використовувалися для покращення моделі під час тренування.

Результати на валідаційному наборі (або тестовому):

Прогнози моделі для валідаційного (або тестового) набору даних, які містять інформацію про баундінг бокси, класи об'єктів та ймовірності для кожного об'єкту на зображенні.

Тож розглянемо метрики, що вимірюють втрати під час навчання моделі.

Loss Classifier (Втрата класифікатора) (рисунок 19) : це втрата, яка виникає під час класифікації об'єктів на зображенні. Модель намагається визначити, до якого класу належить кожен об'єкт. Ця втрата вимірює, наскільки прогнозовані класи відрізняються від фактичних міток класів.

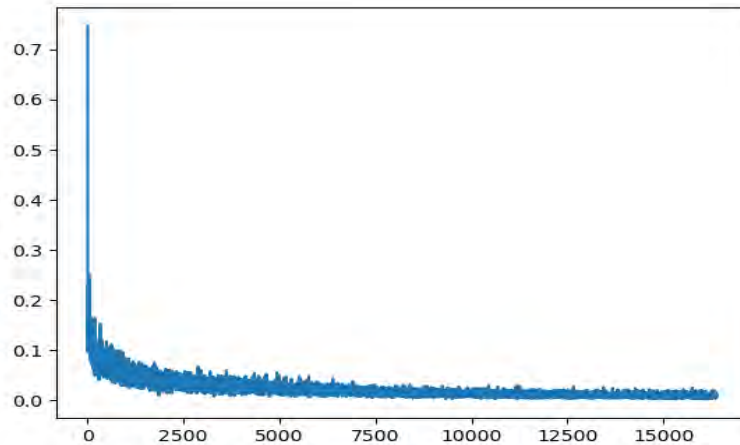


Рисунок 19. Зображення графіку Loss Classifier

Loss Box Regression (Втрата регресії боксів) (рисунок 20): втрата, яка виникає під час коригування прогнозованих координат баундінг боксів (розміщення та розміри областей, де знаходяться об'єкти) для того, щоб вони краще відповідали реальним координатам об'єктів.

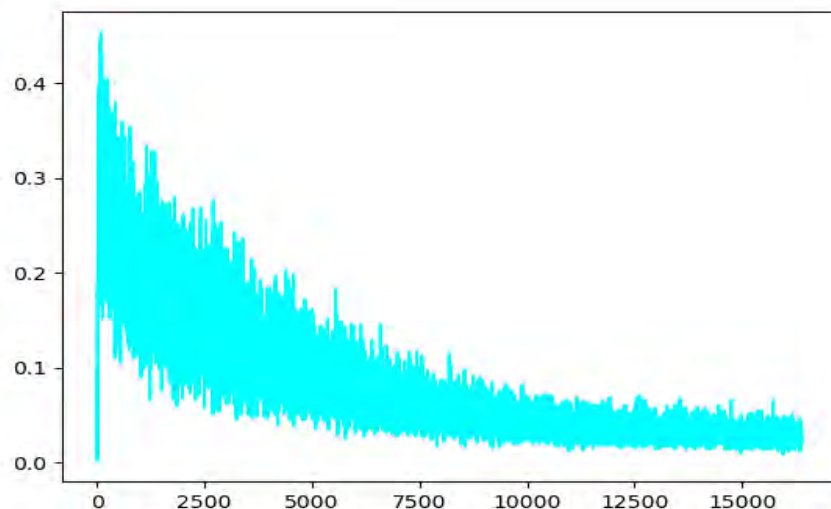


Рисунок 20. Зображення графіку Loss Box Regression

Loss Objectness (Втрата визначення об'єктності) (рисунок 21) : це втрата, пов'язана з визначенням наявності об'єкта в певному регіоні зображення. Вона вимірює, наскільки прогнози щодо присутності об'єкта в баундінг боксах відрізняються від фактичної наявності об'єктів.

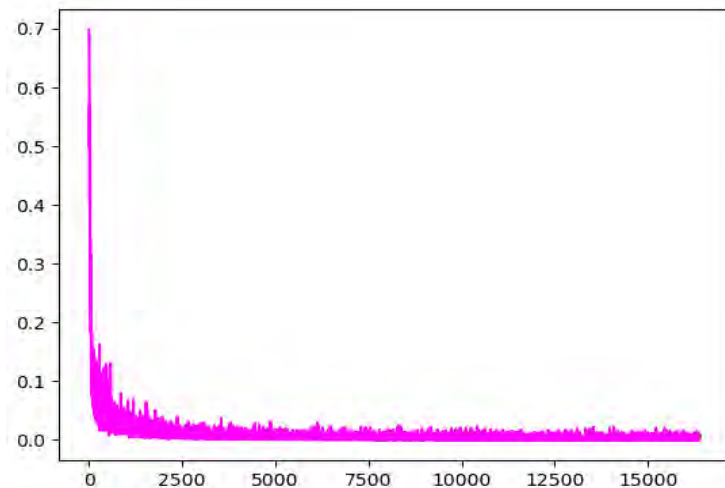


Рисунок 21. Зображення графіку Loss Objectness

Loss RPN Box Regression (Втрата регресії боксів RPN) (рисунок 22) : ця втрата вимірює різницю між прогнозованими та фактичними координатами боксів, які генерує Region Proposal Network (RPN). RPN відповідає за генерацію кандидатів на області зображення, де можуть знаходитися об'єкти.

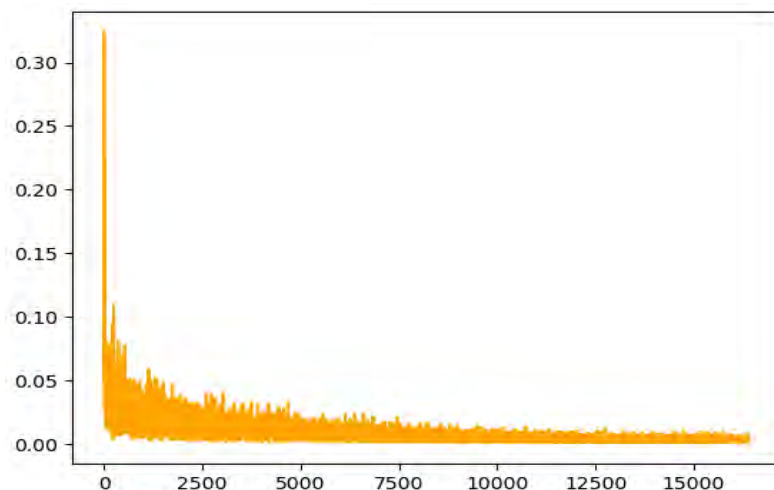


Рисунок 22. Зображення графіку Loss RPN Box Regression

Спад графіків вказує на те, що втрати зменшуються з кожною ітерацією. Це свідчить про те, що модель стає точнішою під час навчання. Отже, у процесі навчання модель здатна краще класифікувати об'єкти, коректно прогнозувати їх координати та визначати їх наявність.

Поступовий спад втрат також свідчить про збільшення стабільності моделі. Якщо модель навчається краще з кожною ітерацією, це означає, що вона ліпше адаптується до навчальних даних та вчиться більш стійким і надійним способом.

Спадаючий графік втрат також свідчить про ефективніше навчання моделі. Якщо втрати зменшуються швидше, це може показувати, що модель швидше навчається розпізнавати об'єкти та адаптуватися до навчальних даних. Отже, спадаючий графік втрат при збільшенні ітерацій свідчить про позитивний напрямок навчання моделі.

Що і показала фінальна модель, результати тестування показані на рисунку 23.

```
mAP: {'map': tensor(0.5916), 'map_50': tensor(0.9713), 'map_75': tensor(0.6801), 'map_small': tensor(0.5916), 'map_medium': tensor(-1.), 'map_large': tensor(-1.), 'mar_1': tensor(0.0995), 'mar_10': tensor(0.6220), 'mar_100': tensor(0.6639), 'mar_small': tensor(0.6639), 'mar_medium': tensor(-1.), 'mar_large': tensor(-1.), 'map_per_class': tensor(-1.), 'mar_100_per_class': tensor(-1.), 'classes': tensor(1, dtype=torch.int32)}
```

Рисунок 23. Зображення результату mAP

mAP, або середнє значення середньої точності (mean Average Precision), є метрикою, що використовується для оцінки ефективності моделі у завданні виявлення об'єктів на зображеннях.

Оцінка mAP базується на розрахунку Precision-Recall кривої для кожного класу об'єктів. Для кожного класу обчислюється Precision та Recall на основі порівняння виявлених об'єктів з правильними анотаціями. Потім обчислюється площа під цією кривою для кожного класу.

Precision і Recall (рисунок 24) - це дві ключові метрики у задачах класифікації та виявлення об'єктів, які використовуються для оцінки ефективності моделей машинного навчання.

Precision (Точність): Precision визначає, яка частина об'єктів, визначених моделлю як певний клас, дійсно належить до цього класу. Формула для обчислення Precision: $\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$, де TP - true positives (правильно визначені об'єкти), FP - false positives (об'єкти, помилково визначені як цей клас). Precision відображає точність у визначенні об'єктів певного класу. Висока Precision означає, що більшість визначених як певний клас об'єктів справді належать до цього класу.

Recall (Повнота): Recall показує, яка частина всіх об'єктів певного класу була правильно визначена моделлю. Формула для обчислення Recall: $\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$, де TP - true positives (правильно визначені об'єкти), FN - false negatives (об'єкти певного класу, які були помилково не визначені). Recall відображає, як ефективно модель виявляє всі екземпляри певного класу. Високе значення Recall означає, що модель здатна виявити більшу частину об'єктів цього класу.

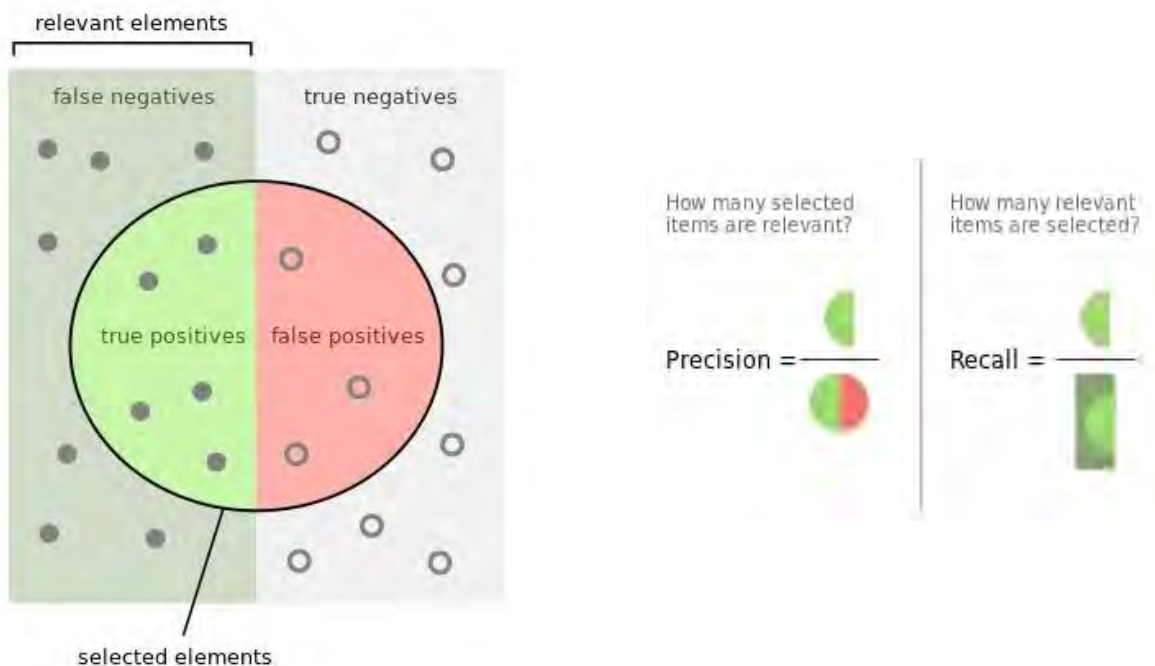


Рисунок 24. Зображення визначення Precision і Recall

mAP - це середнє значення площі під Precision-Recall кривими для всіх класів об'єктів. Величина mAP вказує на узагальнену ефективність моделі виявлення об'єктів по всіх класах.

Для кожного класу обчислюється Precision і Recall на основі порогового значення впевненості (confidence threshold). Потім обчислюється площа під Precision-Recall кривою для цього класу. Остаточне mAP - це середнє арифметичне всіх таких площ для всіх класів.

Високе значення mAP свідчить про те, що модель ефективно виявляє об'єкти у всіх класах зображень. Значення mAP 0.59 означає, що у середньому площа під Precision-Recall кривою для класів становить приблизно 0.59. Це вказує на середню точність моделі у виявленні об'єктів для різних класів, все одно модель достатньо ефективна, але може покращити точність у виявленні деяких конкретних класів об'єктів.

3.5 Візуалізація результатів

Створення візуального зображення: за допомогою бібліотеки візуалізації створюється нове зображення для подальшої візуалізації результатів моделі.

Відображення об'єктів на зображенні: з використанням бібліотеки до зображення додаються прямокутні області (баундінг бокси), які позначають місцезнаходження виявлених об'єктів.

Маркування класів та ймовірностей: для кожного баундінг боксу відображається мітка, що містить інформацію про клас об'єкту та ймовірність його наявності.

Відключення вісей: часто при візуалізації результатів не потрібні координатні вісі, тому їх відключають, щоб отримати чисте зображення.

Відображення результатів: завершальним кроком є відображення підготованого зображення, на якому виділені області з виявленими об'єктами.

На рисунку 25 показані приклади оброблених програмою зображень, те що буде бачити користувач.

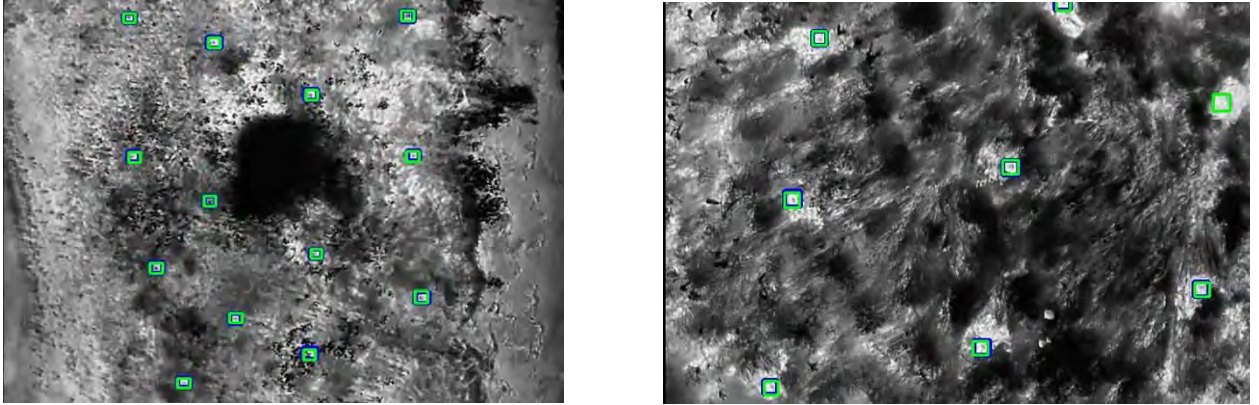


Рисунок 25. Приклад оброблених зображень

3.6 Огляд коду розробленої програми

Головний файл `train.py`

У цій частині коду (рисунок 26) виконується імпорт необхідних бібліотек та модулів для налаштування середовища для тренування моделі на даних.

Рисунок 26. Зображення частини коду файлу «`train.py`» - надається з погодження авторів роботи

`pandas (import pandas as pd)` - бібліотека для обробки та аналізу даних, часто використовується для роботи з табличними даними.

`numpy (import numpy as np)` - бібліотека для роботи з числовими даними та виконання операцій з масивами.

`torch (import torch)` - бібліотека для роботи з нейронними мережами та глибоким навчанням.

`DronPatronDataset (імпорт з dataset)` - це, ймовірно, клас, який визначає ваш датасет для тренування моделі.

`fasterrcnn_resnet50_fpn` (імпорт з `torchvision.models.detection`) - це архітектура Faster R-CNN зі своїми внутрішніми компонентами.

`FastRCNNPredictor` (імпорт з `torchvision.models.detection.faster_rcnn`) - це клас для налаштування предиктора Faster R-CNN.

`AnchorGenerator` (імпорт з `torchvision.models.detection.rpn`) - це клас, що генерує `anchor boxes` для областей пропозицій (Region Proposal Network).

`Path` (імпорт з `pathlib`) - це клас, який дозволяє працювати з шляхами до файлів та папок.

`shutil` - модуль для виконання високорівневих операцій з файлами та папками.

`tqdm` - це бібліотека для створення інтерактивних прогрес-барів для ітераційних процесів.

Ця частина коду (рисунок 27) встановлює значення різних параметрів, які будуть використовуватися під час тренування моделі.

Рисунок 27. Зображення частини коду файлу «`train.py`» - надається з погодження авторів роботи

Ось що означають ці змінні:

`RUN_NAME`: назва експерименту чи тренування, яка використовується для створення каталогу, логів та збереження моделі.

`DEVICE`: вказує пристрій для використання під час обчислень. У цьому випадку, `'cuda'` означає використання GPU (якщо доступно) для прискорення обчислень у PyTorch.

`BATCH_SIZE`: розмір партії (кількість зображень), яка використовується під час одного кроку навчання.

`NUM_EPOCHS`: кількість епох, яку модель буде тренуватися.

`LEARNING_RATE`: швидкість навчання, тобто крок оновлення ваг моделі під час оптимізації.

`ORIGINAL_SIZE` і `IMG_SIZE`: розмір зображень, які використовуються для тренування моделі. `ORIGINAL_SIZE` вказує початковий розмір зображень у форматі (висота, ширина), а `IMG_SIZE` - розмір, до якого зображення буде зменшено чи збільшено для введення моделі. У цьому випадку, вони однакові - (512, 640). Ці параметри визначають умови та параметри для навчання моделі.

У цій частині коду (рисунок 28) проводиться налаштування структури папок для зберігання результатів експерименту чи тренування моделі.

Рисунок 28. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

`run_dir`: створюється шлях до каталогу, де будуть збережені результати даного експерименту. Цей каталог створюється в папці "runs" і отримує назву змінної `RUN_NAME`.

`code_dir`: створюється підкаталог для зберігання копій файлів коду, які використовувалися в цьому запуску (файли `dataset.py` та `train.py`). Ці файли копіюються з їх оригінальних розташувань в цей новий каталог.

`weights_dir`: створюється каталог для зберігання ваг моделі під час тренування.

`logs_dir`: створюється каталог для зберігання журналів (логів) процесу тренування моделі.

Отже, цей фрагмент коду відповідає за створення необхідних каталогів та підготовку структури зберігання результатів експерименту з метою забезпечення порядку та можливості подальшого аналізу результатів.

Цей фрагмент коду (рисунок 29) завантажує дані з файлу JSON за допомогою бібліотеки Pandas та створює екземпляр набору даних для тренування моделі.

Рисунок 29. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

У цьому фрагменті коду (рисунок 30) визначається модель для об'єкту `fasterrcnn_resnet50_fpn`, яка використовується для виявлення об'єктів на зображеннях методом Faster R-CNN з використанням архітектури ResNet-50 у якості основи (`backbone`).

Основні кроки в цьому коді:

`scale_factor`: обчислює масштабування зображень за допомогою `IMG_SIZE` і `ORIGINAL_SIZE`. Це масштабування використовується для коректування розмірів якості генерації якості як залежності від оригінального розміру.

Рисунок 30. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

`anchor_generator`: створюється об'єкт `AnchorGenerator`, який генерує якості, що використовуються для виявлення об'єктів. В даному випадку вказані розміри і співвідношення сторін для якостей. Ці значення можуть бути налаштовані емпірично залежно від даних.

`model = fasterrcnn_resnet50_fpn(...):` створення моделі `fasterrcnn_resnet50_fpn`. Ця модель використовується для виявлення об'єктів за допомогою Faster R-CNN з ResNet-50 у ролі основи. Параметри моделі включають кількість класів (`num_classes`), кількість шарів основи, які можна навчати (`trainable_backbone_layers`), об'єкт `anchor_generator` для генерації анкорів, а також параметри `pretrained` для завантаження попередньо навчених ваг (якщо це потрібно) і `pretrained_backbone` для завантаження попередньо навченої основи ResNet-50.

Отже, цей фрагмент коду визначає модель, яка буде використовуватися для виявлення об'єктів на зображеннях.

Цей фрагмент коду (рисунок 31) відповідає за підготовку моделі до роботи з конкретними класами об'єктів, які ми хочемо виявляти. Ось що відбувається:

`num_classes = 2:` визначається кількість класів. У цьому випадку є два класи: фон (`background`) та об'єкт, який ми хочемо виявляти (`landmine`).

Рисунок 31. Зображення частини коду файлу «`train.py`» - надається з погодження авторів роботи

`in_features = model.roi_heads.box_predictor.cls_score.in_features:` отримання кількості вхідних ознак для класифікатора. Це допомагає визначити, скільки ознак використовується для передбачення класу об'єкту на основі ROI (Region of Interest).

`model.roi_heads.box_predictor = FastRCNNPredictor(in_features, num_classes):` створення нового класифікатора `FastRCNNPredictor` з підрахованою кількістю вхідних ознак (`in_features`) і зазначеним числом класів (`num_classes`). цей новий класифікатор замінює попередній, що був навчений на попередніх даних або класах.

`model.to(DEVICE):` переміщення моделі на пристрій, який використовується для обчислень (наприклад, GPU). Це може бути 'cuda' (якщо використовується GPU) або 'cpu' (якщо використовується CPU).

Отже, ця частина коду визначає модель для роботи з визначеними класами, готуючи її до навчання та виявлення конкретних об'єктів.

У цьому фрагменті коду (рисунок 32) дані розділяються на навчальний і валідаційний набори для використання під час навчання моделі.

Рисунок 32. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

Ось що тут відбувається:

`num_val_samples = 200` та `num_test_samples = 100`: визначення кількості зразків для валідаційного та тестового наборів даних.

`indices = np.arange(len(dataset))`: створення масиву індексів від 0 до `len(dataset)`.

`dataset_train`: створення навчального набору даних. Здійснюється використання методу `Subset` з `torch.utils.data`, який створює підмножину `dataset`, обираючи індекси від початку до `-(num_val_samples + num_test_samples)`. Це дозволяє відібрати певну кількість зразків для навчання без включення зразків для валідації та тестування.

`dataset_val`: створення валідаційного набору даних. Це аналогічно створенню навчального набору, але використовуються інші індекси, щоб відібрати зразки для валідації.

Отже, цей фрагмент коду дозволяє розділити вхідні дані на навчальний і валідаційний набори з використанням певних кількостей зразків для кожного з них.

У цьому фрагменті коду (рисунок 33) створюються завантажувачі даних (`DataLoader`) для навчання та валідації моделі.

Рисунок 33. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

`data_loader`: створення завантажувача даних для навчання (`dataset_train`). `DataLoader` використовується для зчитування даних з `dataset_train`. Він створює партії даних розміром `BATCH_SIZE`, які будуть використовуватись під час навчання моделі. `shuffle=True` вказує на перемішування даних перед подачею їх у модель.

`val_data_loader`: аналогічно до `data_loader`, але для валідаційного набору даних (`dataset_val`). `shuffle=False` означає, що дані не будуть перемішуватись під час валідації.

Ці завантажувачі даних готові подавати дані у модель для навчання та валідації, у визначених розмірах партій (`BATCH_SIZE`). Функція `collate_fn` використовується для об'єднання даних у формат, придатний для передачі у модель.

У цьому фрагменті коду (рисунок 34) створюються оптимізатор та планувальник швидкості навчання для моделі.

Рисунок 34. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

Оптимізатор: `params = [p for p in model.parameters() if p.requires_grad]`: створення списку параметрів моделі, які можна навчати.

`optimizer = torch.optim.Adam(params, lr=LEARNING_RATE)`: створення оптимізатора Adam. Всі параметри, які можна навчати (`params`), будуть

оптимізовані з швидкістю навчання (LEARNING_RATE), використовуючи алгоритм оптимізації Adam.

Планувальник швидкості навчання: `lr_scheduler = torch.optim.lr_scheduler.StepLR(optimizer, step_size=3, gamma=0.1)`: створення планувальника швидкості навчання типу StepLR. Цей планувальник зменшує швидкість навчання на кожному кроці на `gamma` разів кожні `step_size` епохи. Тобто кожні `step_size` епохи швидкість навчання зменшується у `gamma` рази.

Отже, цей фрагмент коду налаштовує оптимізатор та планувальник швидкості навчання для використання під час навчання моделі. Оптимізатор відповідає за оновлення параметрів моделі, а планувальник швидкості навчання регулює швидкість з якою це відбувається.

У цьому фрагменті коду (рисунок 35) створюються файли журналів для збереження метрик під час навчання та валідації моделі.

Рисунок 35. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

`training_log_path`: створення файлу для запису метрик під час навчання моделі. Шлях до цього файлу вказується як `training_metrics.csv` у папці `logs_dir` (директорія для журналів). Потім у цей файл записуються заголовки метрик: `loss_classifier`, `loss_box_reg`, `loss_objectness`, `loss_rpn_box_reg`.

`val_log_path`: створення файлу для запису метрик під час валідації моделі. Шлях до цього файлу вказується як `val_metrics.csv` у тій же папці `logs_dir`. Потім у цей файл також записуються ті ж самі заголовки метрик: `loss_classifier`, `loss_box_reg`, `loss_objectness`, `loss_rpn_box_reg`.

Ці файли будуть використовуватись для зберігання значень цих метрик під час тренування та валідації моделі для подальшого аналізу та візуалізації результатів.

Наступний код (рисунок 36) організовує процес навчання моделі за допомогою циклу тренування через задану кількість епох `NUM_EPOCHS`.

Основні етапи циклу:

Train Loop (Цикл навчання): всередині кожної епохи модель навчається на даних з `data_loader`. Кожна партія (`batch`) зображень та їх міток подається на вхід у модель, після чого рахується втрата (`loss`) для прогнозування. Очищення градієнтів оптимізатора (`optimizer.zero_grad()`), обчислення градієнтів (`losses.backward()`) та оновлення ваг моделі (`optimizer.step()`). Результати навчання (втрата для різних компонентів моделі) записуються у файл `training_log_path`.

Рисунок 36. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

Validation Loop (Цикл валідації) (рисунок 37): після кожної епохи виконується валідація на валідаційному наборі даних з `val_data_loader`. Модель оцінюється на валідаційних даних без обчислення градієнтів, результати записуються для подальшого аналізу. Середні метрики втрати валідації обчислюються (`avg_metrics`) та записуються у файл `val_log_path`.

Рисунок 37. Зображення частини коду файлу «train.py» - надається з погодження авторів роботи

Контроль найкращої моделі: зберігається краща модель (за мінімальною загальною втратою) під час валідації. Шлях до кращої моделі вказується у файлі `weights_dir`. Цей процес навчання дозволяє моделі навчитися на

тренувальних даних, валідуватися на валідаційних даних та зберігати кращу модель під час валідації для подальшого використання.

Файл `visualize_bbox.py`

Цей код (рисунок 38) використовує бібліотеки для завантаження даних зображень та їх анотацій, а потім візуалізує області інтересу на зображеннях за допомогою прямокутників.

Читання даних: використовуючи `Pandas`, відбувається читання анотацій (координат областей інтересу) з файлу `combined.json`.

Візуалізація областей інтересу: під час ітерації через кожен рядок у фреймі даних `df`, завантажується відповідне зображення та на ньому малюється прямокутник, який відображає область інтересу згідно координат з анотацій. Зображення з областями інтересу відображаються за допомогою `plt.imshow()` та `plt.show()` з `Matplotlib`.

Рисунок 38. Зображення частини коду файлу «`visualize_bbox.py`» - надається з погодження авторів роботи

Цей код допомагає візуалізувати прямокутники на зображеннях для кожного запису у файлі анотацій, що дозволяє перевірити, чи правильно анотовані області інтересу на зображеннях.

Файл `dataset.py`

Цей клас (рисунок 39) `DronPatronDataset` призначений для роботи з набором даних для навчання моделі детекції об'єктів.

Основні методи та їх функції:

`__init__`: ініціалізує клас, приймаючи шлях до даних, `DataFrame` з анотаціями, функції трансформації, пристрій та розмір зображень.

`_process_df`: перетворює анотації у формат, зручний для подальшої обробки. Обчислює координати та площу `bounding box`'ів, видаляє записи з нульовою шириною або висотою.

`_preprocess_img`: виконує попередню обробку зображення: нормалізація значень пікселів та зміна розміру зображення за допомогою методу `Resize`.

Клас підготовлює дані для навчання моделі детекції об'єктів, обробляючи `DataFrame` з анотаціями, а також попередньо обробляючи зображення для подальшого використання їх у моделі.

Рисунок 39. Зображення частини коду файлу «dataset.py»

Методи (рисунок 40) `__getitem__` і `__len__` визначають, як клас `DronPatronDataset` має взаємодіяти з іншими частинами коду, зокрема, як набір даних може бути ітерованим та його розмір.

`__getitem__(self, idx)`: приймає індекс `idx`; Знаходить ім'я файлу зображення за вказаним індексом; Зчитує зображення з файлу та виконує попередню обробку; Вибирає рядки `DataFrame`, що відповідають даному зображенню; Отримує координати `bounding box`'ів, класи, інформацію про те, чи є об'єкт "толпою" та площу об'єктів; Повертає словник `target`, який містить інформацію про об'єкти на зображенні та їх анотації;

`__len__(self)`: повертає загальну кількість унікальних файлів зображень у `DataFrame`.

Рисунок 40. Зображення частини коду файлу «dataset.py» - надається з погодження авторів роботи- надається з погодження авторів роботи

Файл `inference.py`

Цей фрагмент коду (рисунок 41) відповідає за візуалізацію результуючих об'єктів та їх областей пропозицій на зображеннях.

Він завантажує попередньо навчену модель з вагами, які зберігаються у `MODEL_PATH`. Потім він виконує перегляд зображень, використовуючи ці параметри та візуалізує результати детекції об'єктів. Цикл проходить по унікальних іменах зображень у датафреймі. Виконується обробка кожного зображення. Зображення читається та обробляється для відповідності розміру моделі. Зображення нормалізується та змінюється розмір. Зображення надсилається до моделі для отримання вихідних даних. Виявлені об'єкти з високими показниками впевненості візуалізуються зеленими прямокутниками. Реальні (валідовані) об'єкти візуалізуються червоними прямокутниками. Після обробки зображення відображається для перевірки результатів.

Цей фрагмент коду створений для відображення зображень та областей, визначених моделлю, на валідаційному наборі зображень.

Рисунок 41. Зображення частини коду файлу «`inference.py`» - надається з погодження авторів роботи

Файл `video2video.py`

У цьому фрагменті коду (рисунок 42) відбувається наступне: ініціалізація відеофайлу для запису відео за допомогою `OpenCV`. Шлях до вихідного відео, кодек, частота кадрів на секунду (FPS) та розміри кадрів встановлюються перед початком запису. Відкриття відеофайлу для читання кадрів, що надходять від відеопотоку. Цикл читання кадрів з відеофайлу, де кожен кадр надсилається до попередньо навченої моделі для отримання результатів детектування об'єктів. Для кожного кадру обробляється

інформація про об'єкти, які були виявлені з довірчим рівнем більше встановленого порогу (threshold). Потім для кожного об'єкта визначається прямокутник і візуалізується на відповідному кадрі. Відредагований кадр (з областями детекції об'єктами) записується в вихідний відеофайл.

Цей фрагмент коду читає відеопотік, надсилає кадри до моделі для виявлення об'єктів і записує вихідне відео з нанесеними рамками областей детекції.

Рисунок 42. Зображення частини коду файлу «video2video.py» - надається з погодження авторів роботи

Блок-схема роботи програми представлена на рисунку 43. Вона допомагає розібрати складну програму на менші компоненти, що полегшує розуміння та аналіз програми.

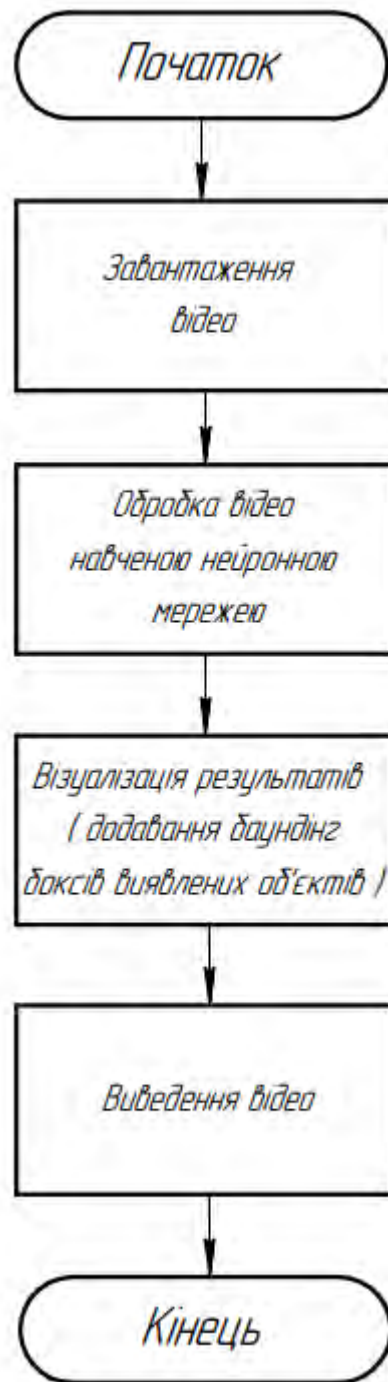


Рисунок 43. Зображення блок-схеми роботи програми

3.7 Можливі вдосконалення

1. Додавання двоканальної обробки зображення (рисунок 44), яка включає дані як з тепловізійної, так і зі звичайної камери, може суттєво

покращити точність системи детектування мін [32,33]. Ось деякі переваги цього підходу:

Комплементарні дані: теплові та звичайні зображення можуть надавати різні аспекти об'єктів і довкілля. Теплові зображення чутливі до теплових різниць, тоді як звичайні зображення передають більше деталей про форму та структуру об'єктів [34]. Поєднання цих даних може допомогти виявити об'єкти, які можуть бути важко виявити за допомогою однієї камери.

Покращена розпізнаваність об'єктів: аналізуючи дані з двох джерел, система може отримати більше контексту та інформації про об'єкти. Це може сприяти впевненішому виявленню та класифікації об'єктів, зменшуючи ймовірність помилок.

Підвищення надійності системи: використання двох типів зображень може підвищити надійність системи в різних умовах, таких як зміни погоди, освітлення або поведінка об'єктів. Одне джерело може компенсувати обмеження іншого у певних умовах [35].

Розширення можливостей виявлення: додавання іншого каналу інформації може допомогти системі знайти об'єкти, які можуть бути непомітними на одному типі зображення через їх особливості або контекст.

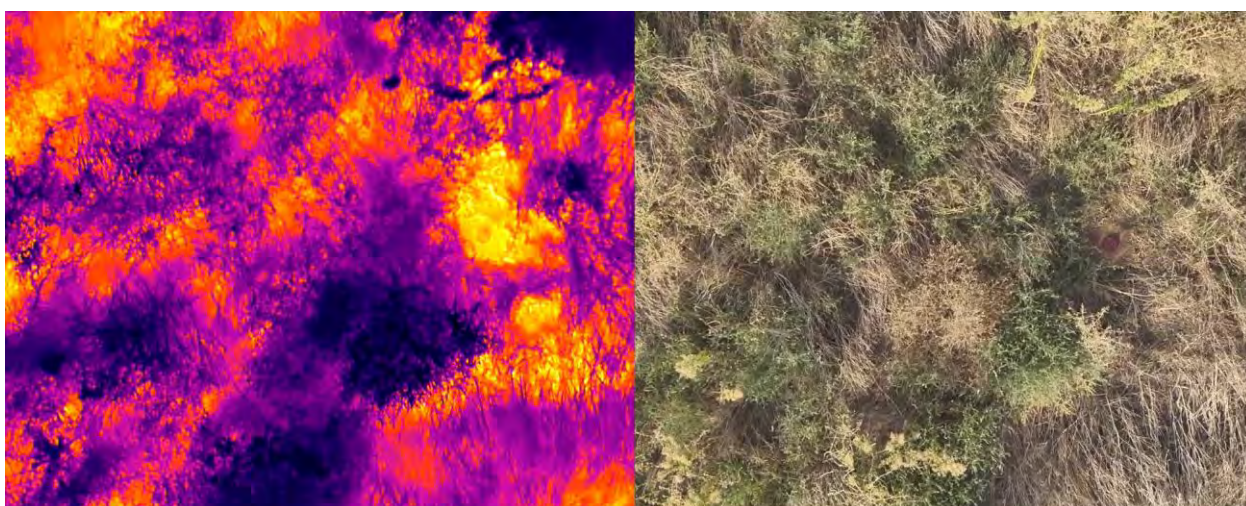


Рисунок 44. Зображення концепту додавання двоканальної обробки зображення

Однак, важливо правильно обробляти і поєднувати ці дані, а також уникати перенавчання на великій кількості функцій. Інтеграція двох джерел даних потребує уважної підготовки та аналізу, але у великій кількості випадків може принести значні переваги для точності та надійності системи.

2. Додавання системи виявлення координат мін та записування їх до інтерактивної карти (рисунок 45) може значно покращити ефективність та оперативність системи.

Ось деякі переваги цього підходу:

Збір та відображення координат мін на інтерактивній карті дозволяє операторам точно знати місцезнаходження потенційно небезпечних об'єктів.

Легка локалізація та навігація: інтерактивна карта може слугувати як зручний інструмент для операторів, що дозволить легко локалізувати міни та здійснювати навігацію до них.

Можливість візуалізувати місцезнаходження мін на карті допомагає приймати оперативні та обґрунтовані рішення щодо подальших дій.

Запис координат мін на карті дозволяє збирати дані для подальшої аналітики, відстеження змін та виявлення закономірностей у розташуванні мін.

Для визначення координат об'єктів на відео з використанням GPS та комп'ютерного зору можуть застосовуватися різні методи та алгоритми.

Програмне забезпечення може аналізувати метадані відео та екстрагувати інформацію про GPS-координати, які були вбудовані в запис. Цей метод не вимагає використання комп'ютерного зору чи нейронних мереж, але залежить від наявності цих метаданих у відеофайлі.

Трекінг об'єктів на відео, використовує алгоритми комп'ютерного зору для відстеження руху об'єктів на відео. Це може бути реалізовано за допомогою алгоритмів оптичного потоку [36], методів відстеження маркерів або навіть застосування нейронних мереж для розпізнавання та відстеження об'єктів у кадрі. Поєднання цих даних з GPS-інформацією дрона може дозволити встановити місцезнаходження об'єктів.

Геометрична реконструкція, використовує дані про розташування дрона (GPS) та зображення об'єктів на відео для створення тривимірної моделі та подальшого визначення координат об'єктів на цій моделі. Цей метод потребує складних обчислень та використання геометричних принципів.

Якщо доступний GPS-трек дрона, можна використати дані про рух дрона на карті для визначення положення об'єктів у відео у відповідності з часом запису.

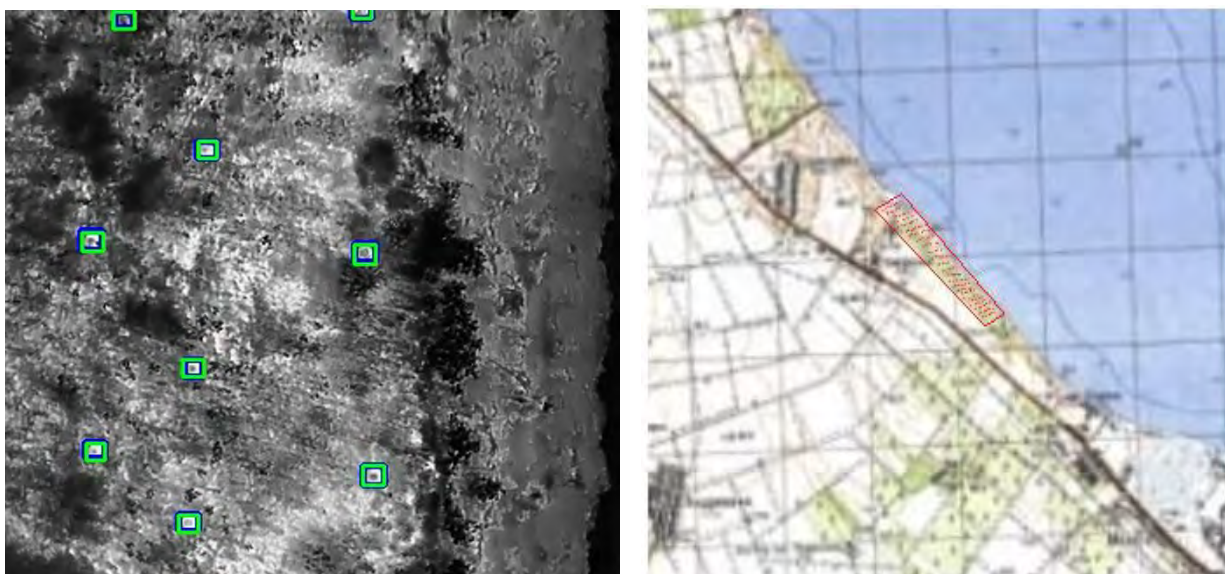


Рисунок 45. Зображення концепту додавання системи виявлення координат мін та записування їх до інтерактивної карти

Ці методи можуть застосовуватися окремо чи в комбінації, залежно від потреби, доступної інформації та технічних можливостей програмного забезпечення чи системи обробки відео.

Для ефективною інтеграції системи виявлення координат до інтерактивної карти, важливо мати добре налаштований інтерфейс та забезпечити точність та надійність виявлення координат. Також важливо мати систему збереження та обробки даних для подальшого використання.

Висновки до розділу 3

В розділі, присвяченому процесу навчання нейронної мережі для детектування мін, було проведено широкий спектр робіт.

Важливою частиною було уважне відібрання набору зображень, що використовувалися для тренування моделі. Це включало в себе вибір різноманітних зображень мін для забезпечення репрезентативності та різноманітності даних.

Було проведено дослідження та вибір оптимальної архітектури нейронної мережі для задачі детектування мін, враховуючи ефективність, швидкість та точність моделі.

Визначення оптимальних параметрів навчання було ключовим етапом, де проводилися експерименти з різними значеннями параметрів для досягнення максимальної продуктивності моделі.

Процес навчання моделі включав ітеративні цикли навчання на вибраних даних для досягнення оптимального рівня впевненості та точності виявлення мін.

Після завершення навчання моделі були вивчені та візуалізовані результати, щоб оцінити їхню ефективність та точність виявлення мін на тестових наборах даних.

Проведений детальний огляд програмного коду, розробленого для тренування та використання нейронної мережі, що включав у себе оптимізацію та чистку коду для підвищення його читабельності та ефективності.

У цілому, цей розділ відображає комплексну роботу з навчання нейронної мережі для детектування мін, що включає в себе аналіз, експерименти, оптимізацію та пошук шляхів подальшого вдосконалення цієї технології для підвищення безпеки та ефективності виявлення мін.

РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА СТАРТАП ПРОЕКТУ

За останні десяти років концепція стартапів стала надзвичайно популярною завдяки зниженню бар'єрів для входу на ринок, що стало можливим завдяки зростанню використання Інтернету як інструменту для зв'язку та продажу. Цей феномен вважається однією з важливих складових інноваційної економіки, оскільки він сприяє розвитку і розповсюдженню ідей. Проте створення та успішне впровадження стартапів супроводжується значними ризиками: лише мала частка проектів досягає успіху на ринку.

Окрема ідея стартапу майже не має вартості - ключове завдання полягає в перетворенні її в живу бізнес-модель, що вимагає ретельної розробки концепції продукту чи послуги для певної аудиторії за існуючих умов ринку [37]. Процес розвитку стартапу включає аналіз ринкових перспектив, планування виробництва, фінансовий аналіз та ризиків, а також стратегії для привернення інвесторів.

4.1 Опис ідеї стартап проекту

Система базується на використанні теплових зображень для ідентифікації аномалій, пов'язаних з мінами чи вибуховими пристроями. Вона використовує передові алгоритми штучного інтелекту для аналізу теплових даних і виявлення потенційно небезпечних об'єктів на певній території. Ця система спрямована на підвищення безпеки в районах з потенційними загрозами мін, забезпечуючи автоматичне сповіщення та реакцію на виявлені об'єкти, що допомагає уникнути можливих трагічних наслідків.

Сформуємо інформаційну карту (табл. 3) і опис ідеї (табл. 4) для чіткого формування загальних характеристик стартап-проекту.

Таблиця 3. Інформаційна карта стартап-проєкту

Назва блоку	Характеристика
1	2
Загальна характеристика стартап-проєкту	
Назва стартаппроєкту	Автоматизована тепловізійна система детектування мін із застосуванням технології штучного інтелекту.
Проблематика, яку вирішує стартаппроєкт	Детектує міни, забезпечуючи ефективне виявлення та знижуючи ризики для безпеки людей.
Головні цілі та завдання проєкту	Головна ціль проєкту - створення тепловізійної системи зі штучним інтелектом для точного виявлення мін, забезпечення безпеки та зменшення ризику вибухів. Основні завдання - розробка програмного забезпечення для аналізу теплових зображень, навчання системи розпізнавати міни та підвищення швидкості та точності детектування.
Головні цільові групи, на які спрямований проєкт	Проєкт спрямований на забезпечення безпеки цивільного населення та військових, які перебувають у зоні конфлікту, а також на міжнародні організації, які займаються розмінуванням та рятувальними операціями
Автори та команда стартап-проєкту	
Автори стартаппроєкту	Корнійчук Єгор Ігорович
Команда стартаппроєкту	Корнійчук Єгор Ігорович – автор проєкту, розробник.
Опис продукту стартап-проєкту	
Назва та коротка характеристика мінімального життєздатного продукту стартапу (MVP)	Мінімальний життєздатний продукт (MVP) стартапу - це базова версія тепловізійної системи зі штучним інтелектом, яка здатна точно виявляти міни на теплових зображеннях. MVP буде мати основний набір функцій для виявлення мін та демонстрації принципу роботи, щоб збирати відгуки користувачів і залучати потенційних інвесторів.

1	2
<p>Сфера застосування та функціональне призначення продукту</p>	<p>Військовий сектор: використовується для розмінування територій, забезпечення безпеки військових під час операцій та патрулювання небезпечних зон.</p> <p>Гуманітарні місії: допомагає в рятувальних операціях та розмінуванні в районах конфліктів для забезпечення безпеки місцевого населення.</p> <p>Цивільний сектор: використовується для розмінування будівельних майданчиків, земельних ділянок та інфраструктури, забезпечуючи безпеку при будівництві та ремонті.</p> <p>Функціональне призначення полягає в точному виявленні мін на теплових зображеннях за допомогою штучного інтелекту, що дозволяє системі оперативно реагувати на потенційні загрози безпеки та забезпечувати попередження перед вибухом.</p>
<p>Опис унікальних властивостей продукту стартапу</p>	<p>Точність та швидкість виявлення: здатність точно та швидко розпізнавати міни на теплових зображеннях, що дозволяє оперативно реагувати на потенційні загрози.</p> <p>Автоматизація: система працює автономно та має високий рівень автоматизації, що робить процес виявлення мін ефективним та менш залежним від людського втручання.</p> <p>Навчання з досвіду: здатність системи навчатися з кожним виявленим об'єктом, що підвищує її точність та здатність розпізнавати нові форми мін.</p> <p>Застосування штучного інтелекту: використання AI дозволяє системі аналізувати величезний потік даних і виявляти міни з високою точністю та швидкістю, що робить її ефективним інструментом у відновленні та безпеці.</p> <p>Спрощена інтеграція: можливість легкої інтеграції цієї системи в різні платформи та робочі середовища робить її</p>

Таблиця 4. Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Створення програмного продукту, який буде виявляти протитанкові міни	1. Військовий сектор	Забезпечення безпеки для військових, зниження ризику поранень чи загибелі під час ведення війни, підвищення ефективності розвідувальних операцій.
	2. Гуманітарна допомога	Збільшення безпеки під час демінування територій, захист життя та здоров'я людей у зоні конфлікту
	3. Безпека на транспортних маршрутах	Можливість планування безпечних маршрутів транспорту для уникнення мін, що дозволяє забезпечити безпечну перевезення вантажів або пасажирів.
	4. Сільське господарство	Захист від небезпеки від залишків військових конфліктів, що може негативно вплинути на врожайність та безпеку робітників.

Стартап-проект, спрямований на розробку програмного забезпечення для виявлення протитанкових мін, пропонує важливі рішення для військового, гуманітарного секторів, транспортних маршрутів та сільського господарства. Забезпечення безпеки, ефективності операцій та захист від небезпек - ключові переваги (табл. 5) цього проекту для різних сфер діяльності.

Таблиця 5. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проєкт	Dynasafe	Mine Tech	The HALO Trust			
1.	Вартість програмного забезпечення	50000	100000	120000	110000			+
2.	Швидкість реагування	+	+	+	+		+	
3.	Точність виявлення мін	+	-	-	-		+	
4.	Інтеграція з існуючими системами	+	-	-	-			+
5.	Простота використання	+	+	+	+		+	
6.	Автоматизація	+	-	+	-			+
7.	Автоматичний аналіз даних	+	-	-	-			+
8.	Збереження результатів контролю	+	+	+	+		+	

Проєкт відзначається декількома сильними сторонами. Зокрема, вартість програмного забезпечення в нас нижча порівняно з конкурентами, що дає нам конкурентну перевагу. Крім того, ми вирізняємось високою швидкістю реагування, точністю виявлення мін, простотою використання та автоматизацією. Наш проєкт успішно інтегрується з існуючими системами та забезпечує збереження результатів контролю, що підсилює його конкурентоспроможність. В цілому, проєкт виявляється конкурентоздатним та здатним зайняти вагому позицію на ринку завдяки сильним характеристикам, але потребує додаткових вдосконалень для покращення конкурентоспроможності.

Таблиця 6. Технологічна здійсненність ідеї проекту

№п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Виявлення мін на теплових зображеннях	Штучні нейронні мережі	Наявна	Так
2	Аналіз та ідентифікація контурів артефактів	Штучні нейронні мережі	Наявна	Так
3	Обробка теплових даних	Штучні нейронні мережі	Наявна	Так
4	Інтеграція з відеопотоком	Computer Vision	Наявна	Так

Проаналізувавши таблицю можна зробити висновок, що наш проект використовує передові інструменти, що свідчить про готовність проекту до впровадження на ринку та його інноваційний потенціал. Це забезпечує стабільність у розвитку та відповідність сучасним вимогам. Такий технологічний фундамент підвищує конкурентоспроможність проекту та створює сприятливі умови для успішної реалізації на ринку.

4.2 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Аналіз ринкових можливостей та загроз для нашого проекту допоможе визначити напрями розвитку, враховуючи потреби клієнтів та конкурентів. Ми збираємо дані про потенційні групи користувачів (табл. 7), їх характеристики та формуємо вимоги до нашої тепловізійної системи для кожної з цих груп.

Такий аналіз дозволить нам адаптувати продукт до потреб ринку та ефективно реагувати на конкурентні загрози.

Таблиця 7. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1.	Створення безпечних умов	Приватні, державні, також благодійні організації, що займаються військовою або гуманітарною діяльністю	Різниця у вимогах до безпеки під час роботи у воєнних умовах та місіях гуманітарної допомоги.	Висока ефективність та надійність системи розмінування.
2.	Ефективне розмінування	Приватні, державні, також благодійні організації, що займаються військовою або гуманітарною діяльністю	Різні типи забруднень на землі та потреба у ефективному розмінуванні для захисту від небезпеки.	Точність та швидкість виявлення мін, щоб забезпечити безпеку.
3.	Забезпечення безпеки	Приватні, державні, також благодійні організації, що займаються військовою або гуманітарною діяльністю	Різні потреби у забезпеченні безпеки на транспортних маршрутах та в полі сільського господарства.	Простота використання та автоматизація для забезпечення безпеки.

Ця таблиця засвідчує різноманітність потреб та цільових груп ринку для нашого проекту. Вона підкреслює важливість ефективного розмінування в різних сферах, від військових операцій до гуманітарних місій і сільського господарства. Розроблена система повинна бути високоефективною, точною та простою у використанні, щоб задовольнити різноманітні потреби цих різних сегментів ринку.

При впровадженні обраної технології для нашого проекту існують конкретні ризики, які можуть вплинути на ефективність та надійність системи. Ці загрози (табл. 8) важливо врахувати для розробки найбільш надійного та ефективного рішення для наших клієнтів.

Таблиця 8. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Конкуренція	Поява на ринку продуктів з кращими характеристиками	Передбачення додаткових переваг власного продукту після виходу конкурентів, технічне вдосконалення
2	Зміна потреб користувачів	Нові потреби у програмному забезпеченні	Гнучкість у додаванні нового функціоналу до розробленого ПЗ
3	Репутація виробника	Недостатня довіра до нового продукту	Підсилення маркетингу, співпраця з науковими інститутами та залучення відгуків від них
4	Фінансові обмеження	Недостатність фінансування для конкуренції на ринку	Залучення інвестицій, пошук альтернативних джерел фінансування
5	Технологічні виклики	Труднощі в адаптації до нових технологій	Інвестиції в дослідження та розробки, навчання та підвищення кваліфікації персоналу

На основі аналізу таблиці факторів загроз видно, що розробка проекту потребує уважного управління конкуренцією та змінами потреб споживачів, а також пильного контролю за репутацією виробника. Додатково, необхідно враховувати фінансові обмеження та технологічні виклики, шукаючи ефективні стратегії фінансування та інновацій.

Але поряд із колом загроз існують і певні можливості (табл. 9).

Таблиця.9. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Нові технології	Поява нових технологій для розвитку програмного продукту	Інвестування в дослідження нових технологій, апгрейд існуючих систем
2.	Розширення ринку	Відкриття нових ринків для програмного продукту	Розробка маркетингових стратегій для введення продукту на нові ринки, адаптація до потреб місцевих
3.	Партнерські угоди	Укладення угод з партнерами для спільного розвитку	Розробка стратегій співпраці, створення взаємовигідних угод з партнерами
4.	Підвищення попиту	Збільшення попиту на подібні продукти	Рекламні кампанії, підвищення якості продукту та його презентація на ринку
5.	Індивідуалізація	Зростання попиту на персоналізовані рішення	Розробка персоналізованих функцій, взаємодія з клієнтами для адаптації до їх потреб

Реагуючи на нові технології, розширюючи ринки, укладаючи партнерські угоди та вдосконалюючи продукт для індивідуальних потреб, компанія може збільшити свою конкурентоспроможність та залучити більше клієнтів.

Ступеневий аналіз конкуренції на ринку (табл. 10) відображає глибину та ширину конкурентної боротьби між учасниками ринку. Цей аналіз дозволяє оцінити сильні та слабкі сторони конкурентів, їхню стратегію та можливості, що сприятимуть прийняттю кращих рішень в управлінні та розвитку бізнесу.

Таблиця 10. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1	2	3
Тип конкуренції - Непрямі конкуренти	Компанії та організації, що вирішують схожу проблему, але за допомогою інших технологій	Підвищення унікальності продукту, акцент на переваги використання штучного інтелекту порівняно з іншими технологіями.
Рівень конкурентної боротьби - міжнародний	Присутність на ринку компаній з різними технологіями для виявлення мін, відомих організацій та виробників інших систем без штучного інтелекту	Адаптація продукту до різних ринків, підвищення свідомості про переваги використання штучного інтелекту в порівнянні з іншими методами
Галузева ознака - Військове та цивільне використання	Використання систем для виявлення мін у військових та цивільних сферах за допомогою різних технологій	Розробка адаптивних систем, які можуть застосовуватися в обох сферах, підвищення надійності та універсальності продукту

1	2	3
Конкуренція за видами товарів: - різноманітність функціоналу	Різноманіття можливостей інших систем порівняно з тепловізійними системами з штучним інтелектом	Підвищення функціональності, додавання нових особливостей для вирішення продукту
Характер конкурентних переваг - Технологічні переваги	Унікальність та переваги використання штучного інтелекту для виявлення мін порівняно з іншими технологіями	Постійне вдосконалення алгоритмів штучного інтелекту, демонстрація переваги цієї технології у порівнянні з іншими методами
Інтенсивність - Інноваційна	Фокус на розвитку інновацій, зокрема в удосконаленні систем з штучним інтелектом для виявлення мін	Інвестування у дослідження та розробку нових технологій, створення патентів на унікальні рішення

Підприємство, щоб бути конкурентоспроможним, повинно акцентувати на унікальності свого продукту, підвищувати функціональність, адаптуватися до різних ринків і постійно інвестувати в інновації, зокрема вдосконалення алгоритмів штучного інтелекту. Конкуренція в цій галузі націлена на різноманіття функцій, технологічні переваги та має міжнародний характер. Важливою є гнучкість у використанні технологій як у військовій, так і цивільній сферах для досягнення успіху на ринку.

Після аналізу конкуренції проведемо більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі (за моделлю М. Портера) (табл. 11). Аналіз умов конкуренції в галузі за моделлю Майкла Портера допомагає зрозуміти структуру галузі та її привабливість для бізнесу.

Таблиця 11. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
Складові аналізу	-	Визначити бар'єри входження в ринок	Наявність високоякісних компонентів для системи, можливість співпраці з передовими виробниками технологій.	Потреба в якісній, надійній системі для виявлення мін, яка має високу точність та ефективність.	Відсутність наразі альтернатив зі співвідношенням тепловізії та штучного інтелекту.
Висновки:	Конкуренції немає	Існують можливості для нових учасників на ринку, але вони обмежені високими витратами та великим комплексом досліджень.	Наразі немає необхідності в постачальниках через наявність високоякісних компонентів на ринку	Клієнти потребують продукту високої якості та ефективності для вирішення їхніх проблем.	На даний момент відсутні ефективні замінники продукту.

Аналіз за моделлю М. Портера показує, що у галузі продукту, автоматизованої тепловізійної системи для виявлення мін із застосуванням штучного інтелекту, конкуренція майже відсутня через існування подібних технологій. Є можливості для нових учасників на ринку, але бар'єри входження включають високі витрати на дослідження та розробку. Клієнти

вимагають від продукту високої якості та надійності, а наразі відсутні ефективні замітники продукту.

Після ретельних аналізів наявних у галузі та особливостей нашого продукту, виокремлюється перелік ключових факторів конкурентоспроможності. Окрім цього, враховується гнучкість у використанні та пристосуванні до потреб різних секторів, що сприяє збільшенню нашої конкурентоспроможності на ринку (табл. 12).

Таблиця 12. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проєктів значущим)
1	Технологічна інновація	Використання штучного інтелекту спільно з тепловізійною технологією надає унікальні можливості для точного та швидкого виявлення мін.
2	Точність та ефективність	Система має високу точність виявлення мін при одночасному зменшенні помилок та швидкості реакції.
3	Гнучкість та універсальність	Здатність адаптуватися до різних умов та робочих середовищ, що робить її придатною для військових та цивільних застосувань.
4	Надійність та безпека	Забезпечення стабільної та безпечної роботи системи в умовах різного клімату та ситуацій.
5.	Витрати та ефективність використання	Ефективне використання енергії та оптимізація ресурсів для забезпечення доступності та вартості продукту.

SWOT-аналіз - це зручний інструмент для оцінки сильних та слабких сторін, можливостей та загроз (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats) вашого стартапу.

Таблиця 13. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20
1	Технологічна інновація	19
2	Точність та ефективність	17
3	Попит	20
4	Гнучкість та універсальність	18
5	Надійність та безпека	18
6	Витрати та ефективність використання	18

SWOT-аналіз (табл. 14) стартап-проекту дозволяє визначити ключові аспекти нашої ідеї в контексті ринкових умов та можливостей. Даний аналіз допомагає у визначенні внутрішніх переваг та обмежень команди та продукту, а також зовнішніх можливостей та загроз, що можуть вплинути на успіх у ринковій галузі. Це дозволить максимально використати потенціал та працювати над виправленням недоліків для досягнення стратегічних цілей.

Таблиця 14. SWOT - аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: 1. Технологічна інновація 2. Точність та ефективність, 3. Надійність та безпека 4. Витрати та ефективність використання	Слабкі сторони: 1. Обмеження у використанні
Можливості: 1. Розвиток нових ринків для продукту 2. Розвиток технології ШІ в секторі	Загрози: 1. Поява конкурентів 2. Можливість змін у законодавстві або регулюванні, що може вплинути на захист патентів та прав на продукт

На основі проведеного SWOT-аналізу можна сформулювати кілька можливих альтернатив ринкової стратегії:

Посилення маркетингу та освітлення переваг: враховуючи високу якість, точність та надійність продукту, розвинути маркетингові зусилля для підвищення свідомості споживачів щодо переваг використання технології штучного інтелекту для виявлення мін.

Диверсифікація ринків: активно розглянути можливості введення продукту на нові ринки, такі як цивільна сфера, де попит на інноваційні рішення щодо безпеки та виявлення мін може бути високим.

Зменшення вартості продукту: провести дослідження з метою оптимізації витрат та зниження вартості продукту, щоб зробити його більш доступним для широкого кола клієнтів.

Підвищення інноваційних зусиль: інвестувати у подальший розвиток технології штучного інтелекту для збільшення точності та ефективності продукту, що зміцнить його позиції на ринку.

Стратегічне партнерство з постачальниками: розглянути можливість співпраці з новими постачальниками для забезпечення більш широкого доступу до ресурсів та зменшення виробничих витрат.

стартапу на ринку.

Далі розглянемо альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту (табл. 15).

Таблиця 15. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	2	3	4
1	Стратегія нейтралізації ринкових загроз сильними сторонами передового стартап проекту	Висока	Середньострокова

1	2	3	4
2	Стратегія компенсації слабких сторін стартапу наявними ринковими можливостями	Середня	Короткострокова
3	Стратегія виходу з ринку	Низька	Довгострокова

Вибір стратегії компенсації слабких сторін стартапу наявними ринковими можливостями може бути обґрунтований бажанням швидкого покращення конкурентоспроможності стартапу. Ця стратегія дозволить використовувати наявні ринкові можливості для компенсації обмежень та прискорить розвиток проекту.

Тепер, коли обрано цю стратегію, ключовим є ретельний аналіз цих ринкових можливостей та їх інтеграція в бізнес-стратегію стартапу для максимізації їх впливу на подальший розвиток продукту.

4.3 Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (табл. 16).

Таблиця 16. Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	2	3	4	5	6
1.	Військові підрозділи та компанії, розмінувальники	Висока	Високий	Середня	Середня

1	2	3	4	5	6
2.	Гуманітарні місії та допомога при надзвичайних ситуаціях	Середня	Середній	Середня	Низька
3.	Інженерні та будівельні компанії	Середня	Середній	Середня	Середня
<p>Які цільові групи обрано: Під час аналізу потенційних груп споживачів було прийнято рішення що компанія буде працювати із військовими підрозділами та компаніями, відповідальні за розмінування та безпеку.</p>					

Внаслідок детального аналізу потенційних груп споживачів, було обрано цільові групи з урахуванням їхньої готовності прийняти продукт, очікуваного попиту та рівня конкуренції. Обрані цільові групи включають військові підрозділи, відповідальні за розмінування та безпеку, через їхню високу готовність та потенційний попит. Додатково, обрано гуманітарні місії та допомогу при надзвичайних ситуаціях, як групу з потенційним середнім попитом. Робота з цими цільовими групами забезпечить відповідну адаптацію продукту до потреб та гарантує стійке попит на нього.

Для роботи в обраному сегменті ринку необхідно сформувавши базову стратегію розвитку (табл. 17) .

Таблиця 17. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	Орієнтація на нові ринки та сегменти	Експансія на міжнародні ринки	Унікальна технологія, яка надає конкурентні переваги, підвищена ефективність виявлення мін	Розвиток нових ринків

Підсилення сильних сторін продукту через вдосконалення технологічних можливостей та високу якість, що забезпечить унікальність на ринку. Орієнтація на міжнародні ринки та нові сегменти споживачів для збільшення обсягів продажів та розширення впливу продукту. Посилення взаємодії з клієнтами через ефективну рекламу та підтримку, що сприятиме розповсюдженню продукту серед цільової аудиторії. Розширення функціоналу продукту для відповіді на різні потреби споживачів, що збільшить його привабливість на ринку. Зосередження на вдосконаленні технологічних аспектів системи для забезпечення відчутних конкурентних переваг у порівнянні з іншими продуктами. Ці стратегії допоможуть у підвищенні конкурентоспроможності та розвитку продукту, відповідаючи на потреби ринку та залучаючи нових клієнтів. Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (табл. 18).

Таблиця 18. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
	Так	Шукати нових та забирати існуючих	Немає планів копіювати основні характеристики конкурентів	Стратегія «захоплення ринку»

Компанія обирає стратегію "захоплення ринку", спрямовану на активний пошук та залучення нових клієнтів, а також утримання вже існуючої аудиторії. Планується підкреслення унікальних особливостей продукту, не копіюючи основні характеристики конкурентів. Вибрана стратегія базується на позиції унікальності, активного просування та залучення клієнтів до власного продукту, а не на наслідуванні конкурентів. Компанія прагне до

активного росту за рахунок залучення нових клієнтів та створення сильного впливу на ринку за допомогою унікальності свого продукту.

На основі вимог споживачів з обраного сегменту до постачальника і продукту, а також в залежності від стратегії розвитку та стратегії конкурентної поведінки розробляємо стратегію позиціонування (табл. 19) яка визначається у формування ринкової позиції, за яким споживачі мають ідентифікувати проект.

Таблиця 19. Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
	Висока точність детекції мін, надійність системи, ефективне використання технології штучного інтелекту.	Стратегія захоплення ринку	Високий рівень точності детекції, ефективне використання штучного інтелекту, надійність та безпека системи.	Передовість технологій, надійність захисту від мін, інноваційність у сфері безпеки.

Результатом даного підрозділу є система рішень щодо ринкової поведінки компанії, вона визначає в якому напрямі буде працювати компанія на ринку. Результатом цього аналізу є стратегічний план, який визначає, як компанія планує досягти своїх цілей на ринку і якими способами вона збирається це зробити.

4.4 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Під час розроблення маркетингової програми першим кроком є розробка маркетингової концепції товару, який отримає споживач. У таблиці 20 підсумовуємо результати аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 20. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Подолання загрози від мін	Підвищення точності та ефективності виявлення мін, зниження ризику для життя та здоров'я людей, які працюють або проживають у зоні потенційної небезпеки.	Висока точність детектування
2	Висока якість зображень	Автоматичний пошук та детекція	Використання технології штучного інтелекту для покращення процесу виявлення

З урахуванням високої точності детектування мін, застосування технології штучного інтелекту та підвищення безпеки на територіях із потенційною небезпекою, продукт може виграти перевагу на ринку. Важливо провести додатковий аналіз конкурентів, потреб цільової аудиторії та спрямувати стратегію позиціонування на основі цієї інформації для досягнення успіху на ринку.

Надалі розробляється трирівнева маркетингова модель товару: уточнюється ідея продукту, його фізичні складові, особливості процесу його надання (табл. 21).

Таблиця 21. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Робочий прототип тепловізійної системи, що виявляє міни за допомогою технології штучного інтелекту. Основна функція - безпечне виявлення мін на .		
1	2		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	<p>1.Висока точність виявлення: завдяки використанню штучного інтелекту система забезпечує високу точність виявлення мін.</p> <p>2.Інтеграція з сучасними системами безпеки: можливість легко інтегрувати цю систему з існуючими системами безпеки та військовими мережами.</p> <p>3.Швидкість реакції та обробки даних: швидкість аналізу теплової карти та виявлення мін.</p> <p>4.Можливість адаптації до різних умов: система здатна працювати в різних умовах, включаючи різні кліматичні умови та типи мін.</p> <p>5.Ефективність витрат ресурсів: ефективне використання енергії та ресурсів, що робить її економічно вигідною для впровадження</p>	Нм- не матеріальна	<p>(Тх): Можливості аналізу теплової карти для виявлення мін.</p> <p>(Тл): використання штучного інтелекту для покращення точності та швидкості виявлення.</p> <p>(Ор): сумісність з системами безпеки, інтеграція в складні охоронні мережі.</p> <p>(Е): вартість утримання, ефективність у виявленні мін в порівнянні з іншими методами.</p> <p>(Вр): масштабованість виробництва, можливість виготовлення великої кількості систем.</p>

1	2
	Пакування: програмне забезпечення записане на компакт диск.
III. Товар із підкріпленням	До продажу відсутнє
	Після продажу підтримка та оновлення програмного забезпечення.
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: патентування	

Комплексна модель товару відображає не лише його технічні характеристики, але й послуги, що супроводжують його використання, що створює повноцінний продукт для споживача. Далі буде наведена таблиця 22 формування системи збуту.

Таблиця 22. Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1.	Цільові клієнти – військові компанії та установи, які прагнуть покращити свою продуктивність та забезпечити безпеку. Вони слідкують за інноваціями, беруть участь у конференціях та семінарах, щоб ознайомитися з передовими технологіями.	Активна взаємодія зі споживачами для збудження попиту та підтримки інтересу. Проведення досліджень для збору маркетингової інформації та адаптації продукту до конкретних потреб покупців.	Прямий (від виробника одразу до споживача)	Прямий канал збуту до споживача, що дозволяє зменшити витрати на збут і спростити розвиток маркетингових зв'язків з клієнтами.

Оптимальним рішенням збуту для нас є прямий канал до споживача, що дозволяє ефективно взаємодіяти з ними та мінімізувати витрати на маркетингові заходи.

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 23).

Таблиця 23. Концепція маркетингових комунікацій

№п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Цільові клієнти - військові компанії та установи, які мають намір впровадити нові технології для покращення продуктивності та забезпечення безпеки. Їхні інтереси орієнтовані на передові розробки та інноваційні рішення.	Конференції, інтернет конференції, семінари, огляд професійної літератури, інтернет, періодичні видання у різноманітних (профільних) галузях.	Відмінні особливості споживача	Створення позитивної репутації для компанії-виробника чи посередника; зростання чистого прибутку та ефективності бізнесу; розширення клієнтської бази й обсягів продажів; стабілізація продажів.	Точність – запорука безпеки.

Цільові військові клієнти активно зацікавлені в передових технологіях для підвищення продуктивності та безпеки. Їхні комунікаційні преференції

включають конференції та онлайн-ресурси. Фокус на точності та надійності створює позитивну репутацію та стабільність у продажах, що сприяє збільшенню обсягів бізнесу.

4.5 Планування реалізації стартап-проекту

Визначення бізнес-моделі є критичним етапом при запуску будь-якого бізнесу чи проекту. Вона допомагає не лише зрозуміти, як функціонує ваш бізнес, але й визначити його цілі, конкурентні переваги та стратегії для досягнення успіху. Бізнес-модель визначає основні компоненти, структуру та спосіб функціонування бізнесу. Це важливо для створення чіткого плану дій та організації всіх аспектів проекту. Чітка бізнес-модель, яка демонструє стійкість, зрозумілість та потенційні можливості розвитку, може бути привабливою для інвесторів або спонсорів. Визначення, яким чином продукт або послуга буде пропонуватися на ринку, як він відрізняється від конкурентів і яким чином буде привертатися цільовою аудиторією.

Модель: безпосередні послуги для урядових органів і міжнародних організацій

Надання консультацій урядовим структурам та міжнародним організаціям щодо використання тепловізійних технологій для виявлення мін. Розробка індивідуальних стратегій виявлення мін на відкритих майданчиках або територіях з конфліктами. Організація навчальних програм для військових, рятувальників, спецслужб та інших службовців, які можуть стикатися з проблемами мін на територіях. Продаж або оренда тепловізійних пристроїв, програмного забезпечення для виявлення мін, а також послуг з обслуговування та підтримки цього обладнання.

Ця модель спрямована на співпрацю з урядовими структурами, військами та міжнародними організаціями, які займаються безпекою і демінуванням територій. Компанія може пропонувати експертні послуги у сфері тепловізійного сканування, консультації з розробки стратегій та

підготовки персоналу. Ця модель може бути корисною, оскільки допомагає урядовим структурам та міжнародним організаціям ефективніше виявляти та усувати небезпеку мін на різних територіях. Такий підхід може бути вигідним з точки зору масштабування бізнесу та високооплачуваних контрактів з урядовими органами.

Визначення календарного плану реалізації проєкту має кілька ключових переваг і важливих аспектів. Календарний план допомагає розподілити весь процес реалізації проєкту на конкретні кроки та часові рамки. Це сприяє організації робочих завдань і визначенню термінів завершення кожного етапу. Він дозволяє зручно відстежувати прогрес проєкту. Чіткі терміни та дедлайни допомагають уникнути затримок і планувати роботу відповідно до графіку. Календарний план визначає, скільки часу та ресурсів потрібно для кожної фази проєкту. Далі необхідно створити графік для систематичного відстеження виконання завдань та приблизно визначити терміни їх завершення. Графік, що був розроблений для цього моніторингу, представлений у таблиці 24 нижче.

Таблиця 24. Календарний план реалізації проєкту

No п/п	Зміст етапу													Собівартість реалізації
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	Оцінка ринкових умов і формулювання вимог													\$1000
2	Вироблення ідеї проєкту та її концептуалізація													\$10
3	Розробка технічного завдання та проектування													\$1000

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	Розробка програмного забезпечення													\$1000
5	Оптимізація програмного забезпечення													\$1000
6	Проведення тестування та корекція виявлених недоліків													\$1000
7	Активний пошук та залучення фінансових ресурсів													\$1000
8	Запуск фази виробництва проекту													\$3000
9	Реалізація масштабних рекламних заходів та початок продажів													\$10000
сума													19010	

На підставі складеного календарного плану, загальна вартість від старту проекту до моменту початку продажу оцінюється приблизно у 700 тисяч гривень. Суть процесу реалізації проекту: розробка апаратної складової - це означає створення обладнання для тепловізійного аналізу, яке може точно визначати міни за допомогою теплових показників. Розробка програмного забезпечення, створення програмного забезпечення, яке оброблятиме дані від апаратної частини, застосовуючи штучний інтелект для точного виявлення

об'єктів, що можуть бути мінами. Тестування та оптимізація системи, важливий етап, що передбачає перевірку роботи системи, виявлення та виправлення помилок та оптимізацію роботи. Пошук інвестицій та запуск виробництва, Цей етап включає пошук фінансування для проекту та запуск виробництва масової продукції після успішних тестів прототипу. Презентація проекту і залучення інвесторів, використання різних методів, таких як участь у виставках або використання платформ для залучення фінансування, для представлення проекту та привернення інвесторів. Ці кроки дозволяють створити та впровадити систему, яка здатна ефективно виявляти міни за допомогою тепловізійної технології та штучного інтелекту.

Для залучення інвестицій рекомендується використовувати можливості IT виставок, де можна ефективно продемонструвати переваги проекту. Додатково, розгляд платформ для запуску нових стартапів, може стати важливим засобом для залучення фінансування. Крім цього, інші шляхи привернення інвестицій можуть включати партнерства з технологічними компаніями, участь у конкурсах інноваційних проектів, пошук інвестицій через венчурні фонди або приватні інвестиції від індивідуальних інвесторів.

Отже, розробка та впровадження автоматизованої тепловізійної системи детектування мін із застосуванням технології штучного інтелекту є комплексними етапами, що гарантують успішну реалізацію проекту в обраному ціновому діапазоні та привернення необхідних інвестицій.

Висновки до розділу 4

Опрацювання стартапу - це ключ до успіху, оскільки воно дозволяє ретельно вивчити ринок, зрозуміти потреби клієнтів та конкурентну ситуацію, розробити унікальний продукт або послугу, а також скласти стратегію запуску на ринок та привернення інвестицій. Цей процес допомагає мінімізувати ризики, створює базу для ефективної діяльності та розвитку, що збільшує шанси на успіх вашого бізнесу.

Після ретельного аналізу всіх аспектів стартап-проекту стає очевидним, що ідея має потужний потенціал для успішного впровадження на ринок. Сильні сторони концепції, такі як технологічна зрілість, чітка характеристика цільових клієнтів та виявлення можливостей в галузі, відображають переваги проекту. SWOT-аналіз виділив ключові аспекти, де стартап має конкурентні переваги та можливості для розвитку. Ретельно обгрунтована ринкова стратегія та альтернативи впровадження демонструють шляхи максимізації конкурентоспроможності проекту, показуючи, що він готовий до успішного запуску та зайняття своєї ніші на ринку.

Стартап пропонує інноваційні технології, спрямовані на вдосконалення військових компаній, забезпечуючи їм безпеку та підвищену продуктивність. Його стратегія комунікації орієнтується на різноманітні події та професійні ресурси, створюючи акцент на надійності та інноваціях. Це дозволяє стартапу не лише збудувати довіру, але й забезпечити стійкість продажів, що сприяє розвитку та підвищенню результативності в бізнесі.

Проведений аналіз стартап-проекту дозволяє визначити перспективність та потенціал успіху ідеї. З урахуванням ринкових можливостей, технічних здібностей та можливих загроз, проект виглядає перспективним для успішної реалізації при належному врахуванні та управлінні ризиками.

ВИСНОВКИ

Було вивчено та систематизовано теоретичні засади використання цифрових технологій у детектуванні мін. Формулювання мети та завдань дослідження дозволило визначити конкретні цілі та завдання, які вирішувалися у ході роботи. Аналіз алгоритмів машинного навчання, таких як штучні нейронні мережі, R-CNN, SSD і YOLO, забезпечив обґрунтовану базу для подальшого вибору оптимального методу детектування мін.

Великий вагомий аспект — аналіз об'єкта виявлення, включаючи загальні відомості про міну ТМ-62, огляд її конструкції та способів маскування. Це надало глибоке розуміння предмета дослідження та визначило ключові фактори, які слід враховувати при розробці системи виявлення мін.

Також було описано необхідність використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для збору даних, розроблено функціональну схему, та визначено інструменти для розробки та навчання нейронної мережі. Використання Python, NumPy, PyTorch, OpenCV, Pandas та інших інструментів створило базу для ефективної інженерної реалізації та аналізу розробленої системи.

Було докладно розглянуто процес розробки нейронної мережі для детектування мін. Відбір зображень для навчання, вибір архітектури, встановлення параметрів та сам процес навчання виявилися складними етапами, вимагаючи системного підходу та експертного аналізу. Візуалізація результатів та огляд коду створили підґрунтя для подальших покращень та оптимізацій.

Що немало важливо, був проведений опис ідеї, аналіз ринкових можливостей, розроблення стратегій та планування реалізації визначають важливі аспекти комерціалізації розробленої системи для виявлення мін. Реалізація цього проекту може внести значний внесок у сферу безпеки та допомогти в запобіганні трагедіям, пов'язаним із загрозами мін.

У ході цих досліджень було розроблено систему виявлення мін на основі нейронних мереж та цифрових технологій. Використання нейронних мереж сприяло покращенню точності виявлення мін за рахунок аналізу багатоварових зображень та складних шаблонів.

Деякі алгоритми машинного навчання, такі як Faster R-CNN, дозволяють досягти високої швидкості обробки без втрати точності, що є важливим у реальному часі.

Система базується на програмному забезпеченні, що дає можливість легко розширювати та модифікувати функціонал, адаптувати до різних умов та потреб. Застосування цієї технології може допомогти уникнути людських жертв внаслідок вибухів мін.

Нейронні мережі не є ідеальними і можуть робити помилки у виявленні об'єктів, особливо у складних умовах або при наявності нових типів маскуванню.

Отже, розроблення системи виявлення мін на основі нейронних мереж є величезним кроком вперед у покращенні безпеки, воно також має свої обмеження та потребує постійного вдосконалення для досягнення максимальної ефективності.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Протасов, А. Г. Технології теплового неруйнівного контролю [Електронний ресурс] / А. Г. Протасов, Ю. Ю. Лисенко ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – 133 с.
2. Протасов, А. Г. Технології теплового неруйнівного контролю. Лабораторний практикум [Електронний ресурс] / КПІ ім. Ігоря Сікорського ; уклад.: А. Г. Протасов, Ю. В. Куц, Ю. Ю. Лисенко. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2023. – 90 с.
3. Amin M. G. Landmine Detection: A Review of Challenges and Opportunities / M. G. Amin // IEEE Sensors Journal. - vol. 10 (6). – 2010. - pp. 415-427.
4. Sidebottom R. M. Detection of Landmines and Unexploded Ordnance / R. M. Sidebottom // Journal of Battlefield Technology. - vol. 3 (2). – 2000. - pp. 3-8.
5. Wilson J. L. A Review of Landmine Detection Technologies / J. L. Wilson // Journal of Mine Action. - vol. 4 (1). – 2000. - pp. 1-12.
6. Галаган Р.М., Андреев С.М., Петрик В.Ф., Баженов В.Г., Лисенко Ю.Ю. Виявлення дефектів бетонних конструкцій на основі аналізу зображень за допомогою згорткових нейронних мереж. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Том 34 (73), № 2. с. 138-144.
7. Weidman S. Deep Learning from Scratch: Building with Python from First Principles / S. Weidman // Technical journal. – 2019. – pp. 25-44.
8. Alpaydin E. Introduction to machine learning / E. Alpaydin // Cambridge MA: MIT Press. – 2010. – pp. 2-4.
9. Girshick R. Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation / R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2010. – pp. 580-587.
10. Szegedy C. Going deeper with convolutions / C. Szegedy, W. Liu, Y.

Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, A. Rabinovich // In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2015. - pp. 1-9.

11. Liu W. SSD: Single shot multibox detector / W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan // European Conference on Computer Vision. – 2016. – pp. 21-37.

12. Redmon J. You only look once: Unified, real-time object detection / J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2016. – pp. 779-788.

13. Дідур О. Л. МІНИ / О. Л. Дідур, М. С. Шевченко // Посібник військовослужбовцю ЗСУ, НГУ, ТрО УКРАЇНИ. – 2022. – С.32-49.

14. Муравьев А.В. Композиции атермализованных трехкомпонентных инфракрасных объективов / А.В. Муравьев, О.К. Кучеренко // Наука и техника. – 2015. – № 4. – С. 32–37.

15. Муравьев А. В. Пассивная термостабилизация оптической системы тепловизора и перспективы его применения в медицинской диагностике / А. В. Муравьев // Приборостроение – 2017: материалы 10-й Международной науднотехнической конференции, 2017. – С. 385-387.

16. Tyagur V. M. Passive optical athermalization of an IR three-lens achromat / V. M. Tyagur, O. K. Kucherenko and A. V. Murav'ev // Journal of Optical Technology. – vol. 81 (4). – 2014. – pp. 199-203.

17. Тягур В. М. Пассивная оптическая атермализация инфракрасного трехлинзового ахромата / В. М. Тягур, А. В. Муравьев, О. К. Кучеренко // Оптический журнал. – 2014. – том 81. – вып. №4. – С. 42-47.

18. Муравйов О. В. Компенсація терморозфокусування оптичної системи тепловізора та перспективи його використання в медичній діагностиці / О. В. Муравйов, О. О. Назарчук // Вісник інженерної академії України. – 2017. – вып. №1. – С. 124-131.

19. Муравьев А. В. Пассивная атермализация оптической системы медицинского термографа / А. В. Муравьев // TRENDS OF MODERN SCIENCE. – vol. 15. – 2018. – pp. 88-91.

20. Морозов М. А. Современная лазерная дальнометрия / М. А. Морозов, А. В. Муравьев // Новые направления развития приборостроения: материалы 9-й международной научнотехнической конференции молодых ученых и студентов, 20-22 апреля. – Минск, Беларусь, 2016. – С. 38.
21. Кучеренко О.К. Вплив температури на абераційні властивості ІЧ об'єктивів / О.К. Кучеренко, О.В. Муравйов, Д.О. Остапенко. // Наукові вісті НТУУ «КПІ». – 2013. – № 1. – С. 99-105.
22. Довбиш І. О. Силові установки та джерела енергії сучасних БПЛА / І.О. Довбиш, О.В. Муравйов, Р.М. Галаган, Г.А. Богдан, А.С. Момот // Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: технічні науки. – 2023. – Том. 34 (73). – № 5. – С. 16-21.
23. Муравйов О. В. Перспективи розвитку технологій та підвищення рівня автономності БПЛА / О.В. Муравйов, І.О. Довбиш, Р.М. Галаган, Г.А. Богдан, А.С. Момот // Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: технічні науки. – 2023. – Том. 34 (73). – № 2. – С. 199-205.
24. Harris C. R. Array programming with NumPy / C. R. Harris, K. J. Millman, S. J. van der Walt, T. E. Oliphant // Programming Nature series. – 2020. – pp. 357-362.
25. Paszke A. PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library / A. Paszke, S. Gross, F. Massa, A. Lerer, J. Bradbury, G. Chanan, A. Desmaison // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2019. – pp. 1-12.
26. LeCun Y. Deep learning Nature / Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton // Programming Nature series. – 2015. – pp. 436-444.
27. Bradski G. Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library / G. Bradski G, A. Kaehler // O'Reilly Media, Inc. – 2008. – pp. 1-8.
28. Kaehler A. Learning OpenCV 3: Computer vision in C++ with the OpenCV library (1st ed.) / A. Kaehler, G. Bradski A. // Sebastopol, CA: O'Reilly Media. – 2008. – pp. 20-72.

29. McKinney W. Data structures for statistical computing in python / W. McKinney // In Proceedings of the 9th Python in Science Conference. - vol. 44 (5). – 2010. - pp. 51-56.
30. Hunter J. D. Matplotlib: A 2D graphics environment / J. D. Hunter // IEEE Annals of the History of Computing. – vol. 9 (3). – 2007. – pp. 90-95.
31. Kluver T. Jupyter Notebooks-a publishing format for reproducible computational workflows / T. Kluver, B. Ragan-Kelley, F. Pérez, B. Granger, M. Bussonnier, J. Frederic, C. Willing // In ELPUB. – 2016. - pp. 87-90.
32. Муравьев А. В. Основные тенденции, проблемы и перспективы развития дисплейной наноэлектроники / А. В. Муравьев // Неруйнівний контроль в контексті асоційованого членства України в Європейському союзі: 71 матеріали 2-гої науково-технічної конференції з міжнародною участю. – Польща, Люблін, 2018. – С. 10-11.
33. Муравйов О. В. Автоматизація методу термографічної діагностики патологій організму людини / О. В. Муравйов, В. Ф. Петрик, Ю. Ю. Лисенко, Г. А. Богдан, А. В. Наконечна // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. – 2022. – №1. – С. 47-53.
34. Муравьев А.В. Термостабилизация качества изображения оптической системы термографа / А.В. Муравьев, Е.А. Назарчук // Вісник інженерної академії України. – 2016. – вип. №4. – С. 195-199.
35. Кучеренко О.К. Методы пассивной атермализации и ахроматизации двухкомпонентных оптических систем / О.К. Кучеренко, А.В. Муравьев // Вісник НТУУ «КПІ», серія Приладобудування. – 2012. – вип. № 43. – С. 46–53.
36. Назарчук О. О. Компенсація терморозфокусування оптичної системи термографа / О. О. Назарчук, О. В. Муравйов. // Біомедична інженерія. – 2017. – №5. – С. 66–67.
37. Blank S. G. Why the lean start-up changes everything / S. G. Blank // Harvard Business Review. – vol. 91 (5). - 2013. – pp. 63-72.

38. Галаган Р.М., Андреев С.М., Петрик В.Ф., Баженов В.Г., Лисенко Ю.Ю. Виявлення дефектів бетонних конструкцій на основі аналізу зображень за допомогою згорткових нейронних мереж. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Том 34 (73), № 2. с. 138-144.
39. Галаган Р., Муравьев А., Томашук А. (2019) Модель восстановления серии изображений из смазанного изображения для решения задачи высокоточного измерения диаметра и температуры излучающих объектов. Матеріали IV Міжнародної науково-технічної конференції «Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп'ютерних технологій» (присвячена 80-річчю з дня народження професора Я.І. Проця), 169–171.
40. Skladchykov I.O. Application of YOLOX deep learning model for automated object detection on thermograms / I. O. Skladchykov, A. S. Momot, R. M. Galagan, Bohdan G.A., Trotsiuk K.M. // Information Extraction and Process. – 2022. – №50. – pp. 69–77. DOI: <https://doi.org/10.15407/vidbir2022.50.069>
41. Галаган Р.М. Тестування нейромережєвих модулів системи теплової дефектометрії за допомогою імітаційного моделювання / [Р. М. Галаган, А. С. Момот, А. Г. Протасов та ін.]. // Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. – 2022. – №6. – с. 49–55. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.6/08>

ДОДАТКИ

надаються з погодження авторів роботи